



HAL
open science

Apprentissage dynamique du profil des joueurs et des correspondances joueur - secteur d'activité, joueur - métiers

Siegfried Delannoy

► **To cite this version:**

Siegfried Delannoy. Apprentissage dynamique du profil des joueurs et des correspondances joueur - secteur d'activité, joueur - métiers. Autre [cs.OH]. Université du Littoral Côte d'Opale, 2022. Français. NNT : 2022DUNK0639 . tel-04155511

HAL Id: tel-04155511

<https://theses.hal.science/tel-04155511v1>

Submitted on 7 Jul 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Thèse de Doctorat

*Mention : Sciences et technologies de l'information et de la communication
Spécialité : Informatique et applications*

présentée à l'École Doctorale en Sciences Technologie et Santé (ED 585)

de l'Université du Littoral Côte d'Opale

par

Siegfried DELANNOY

pour obtenir le grade de Docteur de l'Université du Littoral Côte d'Opale

Apprentissage dynamique du profil des joueurs et des correspondances joueurs—Secteur d'activité, joueur-métiers

Soutenue le 15/12/2022, après avis des rapporteurs, devant le jury d'examen :

M ^{me} Armelle BRUN, Professeur d'université, Université de Lorraine	Rapporteur
M. Julian ALVAREZ, Professeur associé - HDR, Université de Lille	Rapporteur
M. Philippe PREUX, Professeur d'université, Université de Lille	Président du jury
M. Yann COELLO, Professeur d'université, Université de Lille	Examineur
M. André BIGAND, Maître de Conférences - HDR, ULCO	Directeur de thèse
M ^{me} Emilie POISSON CAILLAULT, Maître de Conférences - HDR, ULCO	Co-directeur
M. Kevin ROUSSEUW, Directeur Général, ORIENTOI Dev	Membre invité
M ^{me} Sophie TIMMERMAN, Co-fondatrice, ORIENTOI Dev	Membre invité



"YOU'RE GONNA CARRY THAT WEIGHT"

Remerciements

J'exprime ma gratitude envers mes encadrants de thèse Sophie TIMMERMAN et Kevin ROUSSEEUW. Sophie TIMMERMAN pour sa gentillesse et son abnégation qui dépassent l'entendement, faisant parfois trop passer autrui avant elle-même. Kevin ROUSSEEUW pour sa persévérance à jouer à SSBU et MTG malgré ses défaites et pour m'avoir poussé à me lancer dans cette effroyable aventure qu'est la thèse.

J'adresse tous mes remerciements à Madame Armelle BRUN, Professeure à l'Université de Lorraine, ainsi qu'à Monsieur Julian ALVAREZ, maître de conférences à l'Institut de Lille, de l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'être rapporteurs de cette thèse.

Je tiens aussi à remercier Anne WAGNER pour m'avoir aidé lors de la rédaction de mon premier article.

Je remercie tout particulièrement ma mère qui a fait tout son possible pour que j'en arrive là et sans qui ce ne serait sûrement pas le cas, ma mamie qui pourrait nourrir la moitié de la population terrestre quand elle prépare un repas et mon papi qui manque cruellement à la table.

Je remercie mes amis pour leur soutien. Jérôme SCHORDERET pour son implication, sa gentillesse, sa bienveillance et pour m'avoir permis de parcourir les beaux paysages de la Suisse quand j'ai eu besoin de me ressourcer. Nancy REBOUT pour sa bienveillance, sa bonne humeur et la perspective de nombreux muffins. Juliette BÈGUE pour son implication et son soutien, à la fois lors des tests et pour la correction. Xavier BOULOGNE dont l'infini bienveillance n'a d'égale que son absence de cheveux. Guillaume TARTARE pour son soutien et ses retours. Sophie BELLEHIGUE pour sa bienveillance et son soutien. Sonia et Tiffany LEBLANC pour leurs participations et tous les bons moments passés ensemble. Isabelle et Elodie LAGRAND pour leur bienveillance et pour leurs présences dans certains moments difficiles. Kevin et Alissia DO VALE pour toutes ces années à partager des rires et du poulet.

Il m'est impossible d'oublier Mathieu LANZ alias Monsieur Plouf dont l'aide incommensurable a largement contribué à l'obtention de candidats dans le cadre de ses recherches.

Ainsi que bien évidemment tous les candidats qui ont pris le temps de participer à cette étude, sans qui tout cela n'aurait pas été possible. Tout particulièrement à : Alexandre BOCQUET, Steven MAES, Maxime ANTIGNY, Karine QUACH, Marine WYME et Chloé R.

Résumé

L'objectif de la thèse est de réaliser un système de recommandation, capable de prédire en temps réel une orientation métier à partir de positionnements métiers issus d'adolescents. Un objectif subsidiaire visera à analyser les relations entre modèles psychologiques, typologies de joueur et attraits métier en vue d'aider à ladite proposition métier. N'existant à ce jour aucun jeu de données ouvert ou de littérature avec toutes les relations nécessaires, un Serious Game a été créé pour la collecte de ces dernières. Un ensemble d'éléments a été mis en place pour limiter tous types de biais, tels que des tests de désirabilité sociale ou l'utilisation de méthodes de captation adéquates. Les techniques de filtres collaboratifs ont fait leurs preuves dans le cas des systèmes de recommandations, avec depuis quelque temps l'émergence de modèles basés sur des architectures de réseaux de neurones multimodaux. Ces architectures ont l'avantage de permettre l'inclusion de données exogènes, informations qui se trouvent être particulièrement utiles dans le cas d'orientation professionnelle. Ce travail de recherche pourra ouvrir la voie à de nouveaux travaux, car à ce jour aucune publication ne s'est autant concentrée sur l'utilisation des systèmes de recommandations dans le cadre de l'orientation.

Dynamic learning of player's profiles and links between players - activity area - jobs

The objective of the thesis is to create a recommender system, capable of predicting in real time a career orientation from jobs positionings from teenagers. A subsidiary objective will aim to analyze the relationships between psychological models, player typology and professional attractions in order to help with the said professional proposal. As there is currently no open data set or literature with all the necessary relationships, a Serious Game has been created to collect them. A set of elements has been put in place to limit all types of bias, such as social desirability tests or the use of appropriate captures methods. Collaborative filter techniques have proven their worth in the case of recommender systems, with a recent emergence of models based on multimodal neural network architectures. These architectures have the advantage of allowing the inclusion of exogenous data, information which is particularly useful in the case of career guidance. This research work could lead the way for new work, because, to date, no publication has focused so much on the use of recommender systems in the context of jobs orientation.

Mots clés : Classification active, Jeux vidéo, Orientation professionnelle, Personnalité, Profil de joueur, Apprentissage machine, Système de recommandation.

Keywords : Real time classification, Video games, Career orientation, Personality, Player profiling, Machine learning, Recommender system.

Table des matières

1	Introduction	14
1.1	Définition du sujet	15
1.2	Contexte historique et état de l'art du sujet	18
1.3	Problématique à laquelle la thèse répond	21
1.4	Quelles méthodes pour répondre aux problèmes	22
1.5	Plan de la thèse	24
2	Contexte vidéoludique et psychologique	28
2.1	Les typologies de joueurs	28
2.1.1	Le modèle de Bartle	29
2.1.2	Premiers travaux	29
2.1.3	Critiques	31
2.1.4	<i>HEXAD</i>	31
2.1.5	Relations connexes	33
2.1.6	Influence du type dans l'apprentissage	33
2.2	La personnalité	34
2.2.1	Le <i>MBTI</i>	34
2.2.2	Le <i>Big Five</i>	35
2.2.3	Relations connexes	36
2.3	L'apprentissage	37
2.4	Jonction entre modèles de joueurs et psychologie	38
2.5	Les modèles raccourcis	38
2.5.1	Quelques modèles raccourcis	38
2.6	Biais, bruits et dangers	39
2.6.1	Biais psychologiques	39
2.6.2	Biais de cognition	40
2.6.3	Biais sociaux	41
2.6.4	Biais environnementaux	42
2.6.5	La rétention par le <i>game design</i>	43
2.7	Dangers	46
2.8	Conclusion	47
3	Relations entre les éléments mis en place et la littérature	50
3.1	Inscription	50
3.2	Connexion	53
3.3	Changements de pages et événements	53
3.4	Hub	54
3.4.1	Les PNJ	54
3.4.2	Les objectifs	55
3.4.3	La carte	56
3.4.4	Les éléments cachés	56
3.4.5	Les messages	57
3.4.6	Les passages secrets et les pièges	58
3.4.7	Téléportation	58
3.4.8	Autres informations	58
3.5	Niveaux et succès	59
3.6	<i>Scoring</i> et <i>leaderboard</i>	60
3.7	Les modes de jeu	61
3.8	Les objets et la monnaie	62
3.8.1	Achats et coffres	62
3.9	Créativité et <i>customisation</i>	63
3.9.1	Les concours	64
3.9.2	La visibilité dans le <i>leaderboard</i>	65
3.10	Ajout d'amis	65
3.11	Bases communes dans les jeux	66

3.11.1	Des genres de jeux différents	66
3.11.2	Les handicaps	66
3.11.3	Données temporelles	67
3.11.4	Analyse par tags	67
3.11.5	Les performances	67
3.11.6	Les variations de <i>frames</i>	67
3.12	Description détaillée des jeux	67
3.12.1	Le jeu Focus : capacités de concentration et de traitement de l'information	68
3.12.2	Le jeu Samurai Reflex : temps de réaction	70
3.12.3	Le jeu adventuriers : réflexion et stratégies	74
3.12.4	Le jeu Mémoire des nombres : mémoire à court terme	82
3.12.5	Le jeu Space Savior : anticipation et mémoire à long terme	84
3.13	Les métiers	89
3.14	La personnalité et les typologies de joueurs	90
3.15	Tes jeux favoris	92
3.16	Spécifications techniques	92
3.17	Les dangers	93
3.17.1	La concentration	93
3.17.2	Les bugs	93
3.18	Conclusion	93
4	Données récoltées, nettoyage et analyse	96
4.1	Les données d'inscription	96
4.1.1	Le nettoyage	96
4.2	Les questionnaires	99
4.2.1	Nettoyage	100
4.2.2	Analyse	101
4.3	Les jeux	106
4.3.1	Nettoyage	106
4.3.2	Différences imputables à l'appareil	108
4.4	Relations entre les questionnaires	109
4.4.1	Relation <i>Big Five</i> et <i>IDFIAS</i> T	109
4.4.2	Relation <i>Big Five</i> et <i>HEXAD</i>	110
4.5	Corrélations entre domaines et les autres questionnaires	110
4.6	Liens entre typologies de joueur, personnalités et domaines	112
4.6.1	Les jeux de données et métrique	113
4.7	Modèles prédictifs : questionnaires de jeux vers traits de personnalité	113
4.7.1	Relations <i>IDFIAS</i> T et <i>Big Five</i>	114
4.7.2	Relations <i>HEXAD</i> et <i>Big Five</i>	115
4.7.3	Sélection de caractéristiques	115
4.8	Modèles prédictifs : questionnaires vers domaines	117
4.9	Modèles prédictifs : utilisation de séquences	118
4.10	Conclusion	120
5	Les systèmes de recommandation	122
5.1	Introduction aux systèmes de recommandation	122
5.1.1	Les types d'algorithmes	124
5.1.2	Problématiques propres aux systèmes de recommandation	126
5.1.3	La mesure de performance	127
5.1.4	Filtres collaboratifs	129
5.2	Informations sur les données Neiro	134
5.3	Résultats sur les domaines	137
5.3.1	Interprétation	140
5.3.2	Réinterprétation du problème	140
5.3.3	Precision@k	142
5.3.4	Avec N éléments	143
5.3.5	Cas réel d'utilisation	144

5.4	Résolution du démarrage à froid	145
5.4.1	Algorithmes basés sur la popularité	145
5.4.2	Algorithmes basés sur le contenu	148
5.5	<i>Framework</i> : modèle hybride à permutation	151
5.5.1	Résultats : hybridation de modèles sans temporalité	152
5.5.2	Résultats : simulation d'un cas réel d'utilisation	153
5.5.3	Cas réel d'utilisation avec <i>machine learning</i>	155
5.6	Systèmes de recommandation basés sur un modèle neuronal	156
5.6.1	Les systèmes de recommandation	156
5.6.2	État de l'art sur le jeu de données Neuro	158
5.6.3	Inspiration et détails du modèle	159
5.6.4	Résultats sur Neuro	161
5.6.5	Résultats sur MovieLens	163
5.7	Autres problématiques relatives aux systèmes de recommandation	163
5.7.1	Bulles de filtres et biais	163
5.7.2	Rétention	164
5.7.3	Application dans le réel	164
5.8	Conclusion	165
6	Conclusion, perspectives et discussion	168
6.1	Les résultats	168
6.2	Les limites	170
6.3	Les perspectives	171
6.4	Discussion	173
7	Présentations et rapports	176
A	ANNEXE	II
B	La liste des questions	II
C	La carte du monde	XI
D	Les mots possibles pour le jeu "Mémoire textuelle"	XII
E	La liste des succès	XIII
F	Les jeux	XV
F.0.1	Le jeu : Puzzle	XV
F.0.2	Le jeu : Animal Farm	XVII
F.0.3	Le jeu : Colored Tower	XIX
F.0.4	Le jeu : Physical Crayon	XXII
F.0.5	Le jeu : Shooting	XXV
F.0.6	Le jeu : Runner ball	XXVII
F.0.7	Le jeu : Floppy Fish	XXIX
F.0.8	Le jeu : Calcul mental	XXX
F.0.9	Le jeu : Geomaster	XXXIII
F.0.10	Le jeu : Mémoire textuelle	XXXIV
F.0.11	Le jeu : Mémoire spatiale	XXXVI
F.0.12	Le jeu : Pirate wars	XXXVII
F.0.13	Le jeu : monster merge	XXXVIII
G	Les réseaux de neurones	XLII
G.1	Architectures multimodales	XLIV
H	Corrélations de la partie analyse	XLVII
I	Liste des sous-domaines	LIII

J	Les données de l'application Neiro	LVII
J.1	Users : informations diverses sur l'utilisateur	LVII
J.2	Secrets : découvertes du joueur	LIX
J.3	Register : informations diverses lors de l'inscription	LX
J.4	Pagesviewed : informations diverses sur les pages vues	LXII
J.5	Autres : diverses informations	LXIII
J.6	Npcs : interactions avec les personnages non-joueurs	LXIV
J.7	Metas : informations générales	LXV
J.8	Messages : actions relatives aux messages dans le hub	LXVI
J.9	Logins : informations sur les connexions	LXVII
J.10	Leaderboard : informations sur le leaderboard	LXVIII
J.11	Items : comportements d'achats sur les objets	LXIX
J.12	Hub : informations sur le hub	LXX
J.13	Game habits : diverses informations sur les habitudes de jeux	LXXI
J.14	Favorites : jeux favoris de l'utilisateur	LXXIII
J.15	Devices : informations sur les appareils	LXXIV
J.16	Concours : informations sur le concours d'avatars	LXXV
J.17	Behavior : éléments comportementaux de l'utilisateur	LXXVI
J.18	Avatars : éléments sur la création d'avatars	LXXVII
J.19	Achievement : informations sur les jeux et les succès	LXXXI
J.20	Scores : tous les jeux	LXXXII
J.21	Scores : informations détaillées par jeu	LXXXVI
J.22	Scores : informations sur les scores pour tous les jeux	LXXXVIII
J.23	Domaines : réponses sur les domaines métiers	XCV
J.24	Sous-domaines : réponses sur les sous-domaines métiers	XCVI
J.25	Métiers : réponses sur les métiers	XCVII
J.26	Questions : big five	XCVIII
J.27	Questions : "I don't fit into a single type"	XCIX
J.28	Questions : DS36	C
J.29	Questions : <i>HEXAD</i>	CI
J.30	Questions : résultats simplifiés	CII
J.31	Les fichiers de séquences	CIV

1 Introduction

L'orientation professionnelle est un enjeu majeur de nos sociétés modernes. En France, dès la fin du collège, il est demandé aux élèves de prendre des décisions précoces sur leur avenir, tel le choix du type de baccalauréat ou d'un certificat d'aptitude professionnelle. Ces choix peuvent engendrer stress et anxiété chez un public dont l'âge est souvent relativement jeune quand la question lui est posée. À cela se pose également le souci de l'engagement. Cette orientation peut sembler lointaine pour certains, suscitant parfois un intérêt modéré. Cette problématique d'orientation ne touche pas que ce jeune public. La réorientation est également devenue une problématique de société. La cause est imputable à une restructuration des métiers due aux évolutions technologiques et à un changement de paradigme quant aux rapports à l'orientation d'un point de vue social. Par ailleurs, les outils majoritairement utilisés à dessein de l'orientation, tels que les sites ou presses spécialisés (Onisep, l'étudiant, ...) et les questionnaires d'orientation, peuvent paraître désuets et archaïques pour un public habitué à une surabondance technologique dans tous les domaines régissant son existence.

Il existe un formidable outil qui permet d'assurer l'engagement, tout en ayant un aspect technologique fort : le jeu vidéo. Un jeu vidéo est un programme dont le but est de divertir l'utilisateur, à l'instar d'autres activités partageant ce but, il va permettre une interaction entre le joueur et le programme. L'utilisateur n'est alors pas un spectateur passif, mais participe au déroulement de l'œuvre, cette caractéristique fait que le jeu vidéo peut permettre de dégager un comportement et profil relatif au joueur. Les jeux vidéo sont maintenant largement adoptés par la population globale, notamment par les plus jeunes. Toutes ces caractéristiques ont fait émerger un nouveau type de jeu, le *Serious Game*, qui, par ses dimensions ludiques, permet d'engager un utilisateur dans un processus qui, lui, ne l'est pas.

Les concepteurs de jeux vidéo utilisent depuis longtemps des concepts psychologiques (*Flow*, *affordance*, ...) pour assurer que leurs œuvres soient plaisantes, mais également depuis peu, des concepts psychologiques plus pernicious, comme l'aversion à la perte. Ce rapport à la psychologie peut également se trouver dans le reflet comportemental que représente la façon de jouer d'un individu, dont les recherches sur les typologies de joueurs ont démarré dans les années 1996. Bien qu'il faille dissocier typologies de joueurs et personnalité, des liens existent entre les deux. La personnalité est également un point devenu central dans le monde du travail, beaucoup de grandes entreprises utilisent l'outil "Myers Briggs Type Indicator", plus couramment appelé *MBTI*, pour évaluer la personnalité d'un candidat avant un potentiel recrutement. Pôle emploi, quant à lui, utilise le RIASEC, un test de personnalité orienté métier, pour déterminer la pertinence entre un individu et un métier.

"85% des emplois de 2030 n'existent pas encore" selon Pôle Emploi (avril 2022)[87, 57]. Avec ce nombre conséquent de nouveaux métiers créés ou transformés par les innovations technologiques tel que l'intelligence artificielle, la robotique ou la réalité virtuelle[87], il est à la fois difficile pour un individu de trouver sa voie, mais aussi pour un PsyEN¹ d'être à jour et d'aider au mieux les individus. Heureusement, l'intelligence artificielle, justement, est également un excellent outil pour pallier cette problématique. La recommandation de contenu est devenue omniprésente dans nos sociétés, que ce soit pour regarder un film, acheter un nouveau produit ou écouter de la musique. Les algorithmes de recommandation peuvent être adaptés à la problématique de l'orientation et représenteront dans le futur, les outils les plus importants et utilisés[223].

Les travaux de recherche de cette thèse visent à déterminer les relations existantes entre façon de jouer, personnalité et attrait métiers. Un des objectifs final, par la suite, est de réaliser un *Serious Game* pour aider au mieux les individus dans leurs orientations, le tout, de façon ludique et moins anxiogène. Un état de l'art des relations entre les typologies de joueurs, les éléments de jeux et la personnalité a été réalisé afin de concevoir un *Serious Game*, permettant dans un premier temps, la récolte de ces données en vue de déterminer les relations avec les métiers et de créer un système de recommandation, via les données collectées.

Dans ce chapitre, le sujet et certains termes seront d'abord définis. Ensuite, il sera fait rappel des connaissances acquises, l'état de l'art sur le sujet, ainsi que le contexte historique. Puis, sera délimité le problème auquel cette thèse répond, ainsi que les limites et les hypothèses. Et finalement, il sera traité des méthodes employées pour répondre à la problématique.

1. Psychologue de l'Éducation Nationale anciennement connu sous le nom de conseiller d'orientation.

1.1 Définition du sujet

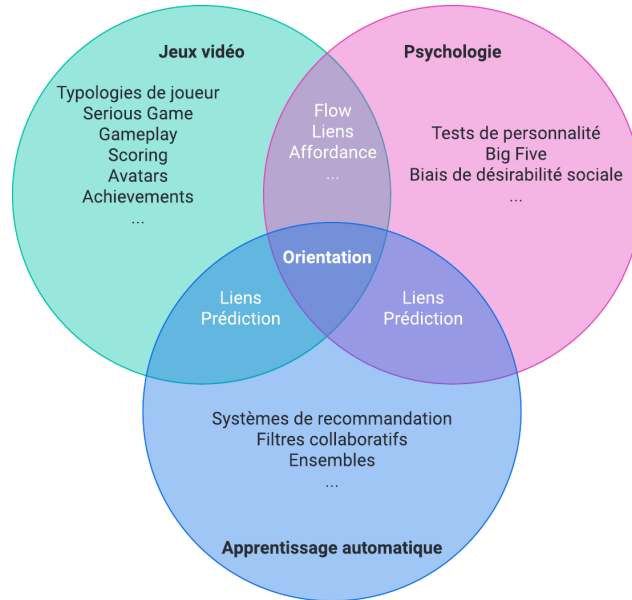


Figure 1 – Diagramme de Venn des éléments constituant de la thèse.

Ces travaux s’inscrivent dans un cadre pluridisciplinaire, traitant à la fois de jeux vidéo, de personnalité et d’apprentissage automatique en vue d’aider à l’orientation professionnelle. Dans ce cadre, un *Serious Game* du nom de Neuro fut réalisé, ce dernier étant utilisable en ligne, il sert à l’acquisition des données essentielles pour mener à bien ces recherches. Ces travaux furent réalisés dans le cadre d’une thèse CIFRE avec la société ORIENTOI DEV, il est important de dissocier deux étapes de cette thèse, la per-réalisation et la post-réalisation. La per-réalisation vise à déterminer et analyser les relations possibles entre jeux vidéo, psychologie et attrait métiers, dans ce cadre fut créée l’application Neuro. Cette application permet la collecte de données qui ne sont pas présentes dans la base ORIENTOI, mais également inexistantes dans les bases publiques. Ces données ont également pour objectif la réalisation d’un système de recommandation viable pouvant aider les individus dans leur orientation. Ce tout permettra ainsi par la suite à ORIENTOI l’amélioration de leur solution via les éléments de cette étude (post-réalisation). ORIENTOI DEV développe des applications d’aide à l’orientation, ces applications sont basées sur la proposition de secteurs et métiers susceptibles de les intéresser à partir de l’analyse de leur comportement face à des jeux vidéo. Le jeu vidéo est ici une pierre angulaire de cette solution, il permet la rétention des utilisateurs en rendant le processus de l’orientation moins anxiogène.

”Jouer, c’est le fait de manipuler quelque chose qui ne dit pas tout de ces capacités, mais qui limite plusieurs d’entre elles” [34]. Les jeux vidéo ont toujours soulevé de nombreuses controverses, ils rendraient notamment les joueurs addicts² et violents. Aujourd’hui, les jeux vidéo souffrent beaucoup moins de cette image, les jeunes joueurs d’hier étant les adultes d’aujourd’hui et le médium étant beaucoup plus accessible au grand public qu’avant.

La raison pour laquelle il y a présentement autant de joueurs, vient du fait que cette activité est devenue facile d’accès, à la fois en termes de technologie³, mais aussi en termes de prix. Une autre explication possible vient de la casualisation du jeu vidéo, c’est-à-dire la baisse drastique de difficulté des jeux, qui a

2. Par le passé, la controverse de l’addiction faisait beaucoup de bruits, or, il s’avère qu’en réalité, peu d’individus considérés comme addicts par leur entourage l’étaient vraiment. Cependant, les choses ont peut-être changé avec l’évolution de la connaissance des mécanismes de plaisir chez les joueurs.

3. Nous avons quasiment tous dans la poche un ”ordinateur” surpuissant, et ce même smartphone est présentement l’appareil le plus utilisé par les joueurs.

permis sa popularisation auprès de joueurs occasionnels⁴.

Actuellement en France, la moyenne d'âge des joueurs est de 39 ans, 71% des adultes jouent aux jeux vidéo, ce chiffre montant à 98% chez les enfants[246]. Autrefois un loisir de niche, toutes les populations sont maintenant représentées : 72% des femmes jouent aux jeux vidéo, ainsi que 49% des seniors (60+)[246]. Les raisons de jouer sont multiples[246] : se divertir (93%) ; s'évader (86%) ; passer un moment convivial (73%) ; progresser, apprendre et devenir meilleur (65%) ; pratiquer une activité compétitive (57%) ; participer à une activité qui bénéficie des dernières avancées technologiques et numériques (52%). Beaucoup de joueurs jouent également pour réduire leur ennui (79%) ou leur stress (65%)[246].

Le jeu vidéo a apporté beaucoup d'innovations dans les domaines de l'ergonomie et des interfaces homme-machine. À l'instar de la biologie, les jeux vidéo actuels sont le fruit d'une lente évolution, à la fois en termes de transmission de gènes : le jeu Doom ayant donné le genre de doom-like, qui est maintenant devenu les FPS (first person shooters). Mais aussi en termes de pression de l'environnement : les genres de jeux majoritaires d'une génération de console dépendent de la demande du public et des innovations technologiques.

Le jeu vidéo peut également être aussi un formidable outil critique. Paper Please est un jeu qui va mettre le joueur en face de choix moraux inconfortables. Dans une dystopie fictive représentant l'ex-URSS, ce dernier va devoir statuer sur le fait de faire passer des immigrants ou non. Un refus pouvant conduire à la mort de certains d'entre eux, mais accepter certains d'entre eux en situation irrégulière peut mener à perdre des membres de la famille du joueur. Braid est un petit jeu de plateforme qui, sous ses aspects mignons, prend au dépourvu le joueur avec une fin où le joueur n'est en réalité pas le protagoniste, mais l'antagoniste. Cette déconvenue ira encore plus loin pour celui qui effectuera des recherches et se rendra compte que le propos du jeu est en réalité les regrets d'Einstein d'avoir créé la bombe atomique.

Cependant, ce médium souffre d'une dernière réputation tenace, celle d'être un vulgaire passe-temps inutile. Autant il pourrait paraître judicieux à des parents de laisser leurs enfants jouer à des jeux tels qu'Age Of Empire⁵, qui est un jeu basé sur l'histoire et la stratégie. Autant, il pourrait sembler impensable de les laisser jouer à des jeux de tirs ou encore à des mondes fantastiques tel que World Of Warcraft.

Cette sélection relève deux points importants, le grand public ne connaît pas assez les effets qu'ont les jeux sur le cerveau, voire, les jeux eux-mêmes, car nous basons beaucoup de nos décisions sur des intuitions[226]. Quand bien même "Age Of Empire" traite de l'histoire⁶, de l'aveu des concepteurs eux-mêmes, ils n'y connaissent rien en histoire et ont juste pris des livres pour nommer les choses dans leurs jeux. Les jeux de tirs, eux, si on met de côté le penchant souvent violent de ces titres, ont tendance à améliorer les capacités de concentration du joueur sur des éléments multiples, sont bons pour la vue et augmentent les capacités d'attention[26, 104]. Les MMORPG quant à eux, si on met de côté l'aspect chronophage de ces derniers, permettent une grande sociabilisation et même à certains individus de développer de fortes compétences de management.

Tous ces genres ont donc des aspects positifs et négatifs, comme dirait Paracelse : "C'est la dose qui fait le poison". Les jeux vidéo peuvent être de formidables outils pour capter l'attention et engager un individu, certains chercheurs l'ont bien compris et ont donné naissance à un type de jeux vidéo bien particulier, le *Serious Game*. Comme le disait Freud, "l'opposé du jeu n'est pas le sérieux, mais la réalité", le jeu est une remarquable source d'apprentissage, ce n'est pas pour rien si dans la nature l'apprentissage de mécaniques propres à certaines espèces passe par le jeu[11].

Julian Alvarez, qui fut le premier en France à réaliser une thèse (2007) sur le *Serious Game*, le définit comme[14] : "Des jeux qui sont conçus pour tous marchés qui s'écartent du seul divertissement. C'est donc très large, car dès qu'une école, une agence de publicité, l'armée, le milieu hospitalier, etc. réalisent un jeu, on est face à un *Serious Game*." le but étant de "Convoquer le plaisir de jouer pour le transférer sur les apprentissages.". On peut les distinguer en plusieurs types, avec des objectifs distincts, notamment : la diffusion d'un message, s'exercer à une tâche et collecter des données. Ce dernier type de *Serious Game* est appelé

4. Par le passé, une difficulté extrême permettait d'augmenter artificiellement le temps de jeu, à une époque où les cartouches ne permettaient pas une quantité de contenu énorme

5. Nous parlerons ici du premier volet, pas de la série dans son ensemble.

6. Et peut réellement apprendre des choses à un individu.

Datagame, l'application Neuro réalisée dans le cadre de cette thèse rentre dans cette catégorie. Cependant, l'application qui sera réalisée/améliorée grâce aux travaux de cette thèse rentre dans la première.

Parmi les *Serious Game*, de nombreux à but pédagogique ou thérapeutique peuvent être cités, tel que : Donjon & Radon pour apprendre la physique-chimie à des collégiens ; Riskio pour familiariser les salariés aux problématiques de cybersécurité via un jeu de plateau[114] ; Play to cure, pour aider à détecter des cancers[59] ; Eterna pour aider la recherche sur l'ARN[162] ; Borderland Science pour aider la recherche sur l'ADN de microbes[278] ; EndeavorRX qui est un médicament pour les enfants de 8 à 12 ans souffrants de déficits de l'attention[43] ; Voire même, suite à un bug en 2005 sur WoW, l'étude du comportement humain lors d'une pandémie. Nous sommes dans une époque où tout se *gamifie*⁷ : le travail, les études et même le fait de faire sa lessive[34]. Comme le dira Ian Bogost dans [34] : "Pourquoi mon enfant peut diriger une guilde⁸, mais pas finir ces devoirs?". La réponse est : grâce au *fun*, c'est cette même raison qui pousse des milliers d'individus à faire des tâches qui pourraient sembler contraignantes, comme celles vues plus haut.

Le *fun* est une notion des plus importantes dans le cadre vidéoludique. C'est ce qui va maintenir le joueur dans le jeu[125], cette notion est également extrêmement importante dans le cas de *Serious Game*[125, 104], d'autant plus que ce dernier est souvent contraint[118].

Comme disait Platon : "On peut en savoir plus sur quelqu'un en une heure de jeu qu'en une année de conversation.". C'est dans cette optique que cette thèse existe, utiliser les jeux vidéo pour étudier comment aider par la suite au mieux des individus à trouver leur orientation professionnelle via leur personnalité et leurs façons de jouer aux jeux vidéo.

Les problématiques d'orientation touchent principalement un public jeune, ne sachant parfois pas ce qu'il veut faire plus tard. Voire, n'est parfois pas encore impliqué par cette question, qui, de toute façon, n'est pas pour demain[226].

Parmi le public concerné dans le cadre des études secondaires, la problématique touche près de 5,7 millions d'individus en 2019[199]. Ce qui représente, 3,4 millions de collégiens et 2,3 millions de lycéens. La problématique de l'orientation est souvent une contrainte et commence souvent vers l'âge de 15 ans[199]. À cela s'ajoutent les influences sociales dans le choix de carrière. Le milieu social a une influence majeure sur les choix d'orientation et peut venir : de l'influence parentale, de l'école fréquentée et/ou du genre[20]. Ce même milieu social va avoir une influence sur le choix de l'orientation en fonction du genre. Les filières scientifiques et professionnelles sont par exemple plus prisées par les garçons[199, 72].

Les études sont de plus en plus longues, se tromper peut alors générer certaines contraintes, entre 1986 et 2019, le temps moyen d'études est passé de 15,4 ans à 17,2 ans[199]. Or, avec 10 984 métiers répertoriés dans l'API de Pôle Emploi en 2019 et plus de 17 000 formations dans l'enseignement supérieur[199], trouver sa voie n'est pas chose aisée. Cette sur-abondance de choix pose des soucis bien connus en psychologie[131, 244].

Parmi les études sur la psychologie, la personnalité est un domaine largement traité et qui possède de nombreux tests, certains de ces tests sont très employés dans le monde du travail. Le *MBTI* est un modèle de personnalité par types datant de 1962, fortement utilisé dans les processus de recrutements. Le *RIASEC* quant à lui est un modèle de personnalité par types développé en 1973[126], dont les types sont : réaliste, investigateur, artistique, social, entrepreneur et conventionnel.

Dans le cadre de ce document, le choix s'est porté sur le *Big Five* (1992), ce modèle de personnalité est scientifiquement reconnu, a été construit empiriquement[193] et est le modèle qui semble actuellement le plus robuste[125]. Qui plus est, ce dernier a été largement traité par la littérature et possède des connivences avec des tests de typologies de joueurs également utilisés dans le cadre des travaux de recherche de ce document.

Le *Big Five* possède des liens avec certains des modèles de typologies de joueurs. Les recherches sur la typologie de joueurs ont débuté en 1996 avec les travaux de Richard Bartle, se basant sur un type de jeu

7. "L'utilisation de mécaniques de jeu et de design pour engager et motiver digitalement des personnes à atteindre leurs objectifs."

8. Il veut dire par là un groupe d'individus dans un jeu vidéo, souvent des MMORPG, ce qui est très chronophage et loin d'être simple.

vidéo dans lequel les joueurs pouvaient exprimer une part de leur personnalité de par l'aspect multijoueur de ce dernier. Ce premier modèle souffre cependant de critiques similaires à celles déjà attribuées aux tests de personnalité par le passé. L'analyse du comportement de joueurs (*Game Analytics*) est devenue une pierre angulaire dans la création et dans la recherche du jeu vidéo[181]. Cette possibilité est due au nombre croissant d'informations recueillies par les développeurs, et ce, même pour un jeu n'étant pas censé utiliser internet dans son fonctionnement.

Pour autant, les comportements de jeux permettent-ils de déterminer des attrait métiers? Le comportement humain est en soi empreint d'irrationalité[226]. À cela s'ajoute une multitude de facteurs qui peuvent mener un joueur à adopter des stratégies en contradiction avec des éléments externes dans le cas du *Serious Game*[104]. Il est par exemple bien connu que si un comportement dans un jeu vidéo s'avère plus efficace que d'autres⁹, alors le joueur va adopter uniquement cette stratégie[48]. Tous ces points font de l'utilisation d'éléments de *gameplay* des jeux vidéo, comme prédicteurs de personnalité et d'attrait métiers, un élément empli d'incertitudes dont il est nécessaire de diminuer autant que possible la variabilité.

L'objectif final de ces travaux de recherche est la prédiction d'un métier attrayant pour un individu, afin de permettre par la suite la création d'un système de recommandation englobé dans un *Serious Game*. Les systèmes de recommandation (filtres collaboratifs) sont des types d'algorithme d'apprentissage automatique qui présentent un avantage certain, ils peuvent répondre à la problématique en ayant des données d'entrée incomplètes. Cette particularité, et bien d'autres, ont poussé de nombreux chercheurs et grands noms de l'industrie à se tourner vers ce type d'algorithmes.

1.2 Contexte historique et état de l'art du sujet

En 1808 fut créé par Napoléon 1er le premier grade universitaire de France, le baccalauréat[2]. Autrefois obtenu par moins de 1% des candidats, le baccalauréat a maintenant un taux de réussite de près de 90,5% en 2021[74]. Ce dernier est maintenant devenu un quasi pré-requis pour accéder au monde professionnel, l'accès à un métier devient de plus en plus compliqué sans un diplôme issu de l'enseignement supérieur. Ce faisant, il y a une nette augmentation du niveau d'étude en fonction de l'âge[130], mais également aussi en fonction du genre : les femmes faisant plus d'études dans le supérieur (43,4%) que les hommes (37,6%)[130].

Ces différences entre les genres sont également visibles dans les choix d'études, ainsi, certaines filières sont sur-représentées par certains genres. Les données de Parcoursup en 2021 montrent que certaines filières, voient les femmes sur-représentées : IFSI (87,11%), EFTS (88,73%) et PASS (69,37%)[72], là où la filière des écoles d'ingénieurs accusent un déficit flagrant, avec seulement 28,29% de femmes. Les licences ont une population constituée de 60,87% de femmes, mais des différences sont notables dans les types de licences choisis, les femmes étant très présentes dans les licences relatives à l'art et aux lettres.

À niveau d'étude égal, tous les diplômes ne donnent pas accès au même taux d'employabilité. En 2019, les filières professionnelles "Alimentation, hôtellerie, restauration, tourisme" étaient celles possédant le taux d'employabilité le plus élevé avec 52,07%, contre 38,65% et 34,30% pour "Textile, habillement, cuir" et "Santé, social, services à la personne et à la collectivité"[71]. À noter qu'aucune corrélation n'existe entre le taux d'employabilité et le taux de pression à l'entrée d'une filière, laissant penser qu'une filière professionnelle n'est pas nécessairement choisie pour son potentiel d'employabilité. Cette affirmation ancienne[226] se vérifie dans le fait que chez les jeunes, dans le cadre de leurs constructions de projet professionnel, seulement 48% considèrent comme important les débouchés des filières et des formations[57].

L'origine sociale est également un marqueur important de la réussite scolaire. Bien que les écarts se soient résorbés depuis 1997, les enfants de cadres et d'instituteurs ont toujours de meilleures chances d'obtenir leurs baccalauréats[70]. Les enfants issus de milieux défavorisés sont, quant à eux sur-représentés en SEGPA, CAP et BAC PRO[199].

Ces problématiques d'orientation engendrent un fort stress chez les lycéens[204], 68% d'entre eux déclarent avoir vécu l'orientation comme une source de stress[57]. Encore une fois, des différences sociales sont observables ([57, 204]). Les filles sont plus touchées par ce vécu (72% contre 63%) et les enfants d'ouvriers/employés

9. Souvent appelé META, pour "most effective tactic available".

sont nettement plus stressés par la problématique (74%).

Or, ce mal-être à l'école est associé à l'échec scolaire et au décrochage[204], il est donc important de minimiser ce stress, qui apparaît particulièrement en terminale[204]. Le stress peut être défini comme "la relation particulière entre la personne et l'environnement qui est évalué par la personne comme dépassant ou excédant ses ressources et mettant en danger son bien-être"[204]. Cette notion de ressources est particulièrement intéressante quand on s'intéresse aux moyens mis à disposition des élèves pour leur orientation.

Le principal acteur de l'aide à l'orientation des jeunes est le PsyEN. Or, ces derniers (en 2018), partagent leurs temps entre plusieurs établissements, devant ainsi gérer en moyenne 1200 élèves[57]. Ce sous nombre pourrait en partie s'expliquer par le besoin d'un Master en psychologie pour effectuer ce métier. Engendrant ainsi le fait que dans 63% des lycées, les psychologues de l'Éducation Nationale ne peuvent pas rencontrer tous les élèves de terminale[57]. De ce fait, l'interlocuteur principal dans le cadre de l'orientation devient la famille (62%) et non pas le PsyEN (10%)[57].

Ce manque de moyens est aussi visible sur d'autres aspects. Depuis 2017, 2 semaines consacrées à l'orientation sont obligatoires, or, 32% des établissements n'ont pas mis cela en place, et 10% des lycées n'ont pas organisé de forum de l'orientation[57]. À cela s'ajoutent des outils nationaux peu innovants, avec une absence flagrante d'outils numériques liés à l'orientation, seulement 66% des collèges en possédant[57]. Ainsi, les 3 principales sources d'informations pour les élèves sont[57] : les moteurs de recherches (39%) ; le site de l'Onisep (33%) ; le CDI de l'établissement (30%).

Il est aussi à noter que peu de PsyEN bénéficient de formations continues, pour actualiser leurs connaissances dans des domaines en très fortes mutations[57]. Ce point fait que, parmi les jeunes ayant rencontré les PsyEN, 47% estiment utiles leurs rencontres pour leurs prises de décisions[57]. Tous ces points engendrent de nombreux soucis : 48% des jeunes estiment ne pas avoir été bien accompagnés par leur établissement ; 37% ne pas avoir eu d'accompagnement sur la compréhension de leurs envies. Cela engendre le fait que 43% des jeunes n'avaient pas de projet professionnel au moment fatidique où ils devaient faire leur choix, provoquant ainsi 30% d'insatisfaction[57].

Tout cela engendre un autre souci, en 2019, 18,7% des élèves se sont réorientés après leur première année universitaire, et 15,2% ne se sont pas réinscrits[202]. Les facteurs de réorientation et de non-réinscription vont grandement dépendre du choix d'étude, notamment les choix qui sont faits sans réelle conviction/projet[63]. Parmi les facteurs explicatifs se trouvent encore une fois l'origine sociale, le genre, mais aussi les performances scolaires lors du bac[63]. Ce dernier point est à mettre en parallèle avec le fait que les possibilités d'orientation sont davantage l'expression des notes scolaires, plutôt que d'un réel choix[204].

Il existe une activité hautement technologique qui elle : n'est pas soumise à des différences sociales fortes, qui engendre un fort engagement, et qui peut développer les capacités cognitives[119], tout en permettant de diminuer le stress[237]. Cette activité est le jeu vidéo. Le 29 novembre 1972, les joueurs découvrent avec excitation le premier jeu public sur borne d'arcade, Pong[19]. Pour autant, certains enseignants n'ont pas attendu le début de la démocratisation du jeu vidéo pour proposer le premier *Serious Game* en jeu vidéo¹⁰. Ainsi, c'est en 1971 que le jeu "The Oregon Trail" a permis à des étudiants d'en apprendre plus sur la piste de l'Oregon. Les joueurs incarnent alors un conducteur de chariot, devant gérer plusieurs ressources afin d'amener à bon port un groupe de pionniers. Plus récemment, on pourrait citer Donjon & Radon (2012), où le but est d'utiliser des connaissances en physique/chimie pour résoudre des énigmes.

Mais les *Serious Game* ne visent pas nécessairement à aider un individu à apprendre, ils peuvent parfois aider les chercheurs dans leurs travaux. Ou pourrait citer : Projet discovery qui a permis d'aider des scientifiques dans le traitement de données spatiales, leur faisant ainsi gagner des dizaines d'années de travail ; Fold it[64], qui est un jeu vidéo de 2008, ayant aidé les scientifiques sur le repli de protéines, et commençant tout juste à pouvoir être remplacé par une IA, à savoir Alphafold[143] ; Eyewire, qui a permis d'aider à la cartographie de la rétine et d'une partie du système nerveux central.

Il existe des *Serious Game* français permettant l'aide à l'orientation ou à la recherche d'emploi. Skillpass

10. Tous les *Serious Game* n'étant pas nécessairement des jeux vidéo.

(2016) est un *Serious Game* mêlant jeux vidéo et animations pédagogiques en vue d'aider les jeunes à trouver leurs compétences sur la base de leurs loisirs et activités quotidiennes. Le bilan de compétences ainsi fait, peut être exporté et intégré dans un CV. La thèse d'Emmanuel Guardiola[104] a mené à la conception d'un *Serious Game* en 2014, du nom de "Jeu serai", afin d'aider à l'orientation, via la prédiction du RIASEC en fonction de la façon de jouer de l'utilisateur. La détermination des types se fait alors via des systèmes experts, ces deux jeux nécessitent un accompagnement pour la phase d'orientation.

La problématique des systèmes de recommandation dans le cadre de l'orientation professionnelle n'est que peu traitée. Bien que le terme "*recommender systems*" renvoie à 178 000 résultats sur Google Scholar, l'association de ce terme à des termes relatifs à l'orientation professionnelle¹¹ ne renvoie que 381 résultats au total, soit 0,2%. Or, parmi ces résultats, sans même évoquer les doublons, la majorité des publications traitent d'autres thématiques que l'orientation, tel que : la sélection de cours, trouver un emploi, ...

À notre connaissance, un nombre minime d'articles traitent de ce sujet, et parmi ces articles, beaucoup ont des divergences fortes par rapport aux travaux que nous proposons. Très peu d'entre eux exploitent le potentiel des filtres collaboratifs, qui sont l'une des méthodes de recommandation les plus couronnées de succès[198]. Ce choix peut cependant s'expliquer par le non-besoin de ce type de solutions, de par le faible nombre de propositions des systèmes concernés, mais aussi, par le fait que ces articles sont souvent une forme de prolongement des moyens encore actuellement utilisés : les questionnaires d'orientation.

De ce fait, une grande partie d'entre eux se basent sur : les performances académiques[225, 276, 211] ; la personnalité[225, 69, 208] ; des compétences et passe-temps[225, 287, 215, 276, 211] ; l'influence familiale[276, 211, 208]. La majeure partie d'entre eux utilise alors la logique floue comme méthode prédictive[225, 215, 276].

Beaucoup de ces papiers ne donnent pas de résultats tangibles et ne font que proposer un modèle. D'autres basent leurs résultats sur la satisfaction des utilisateurs[225, 276]. Très peu utilisent des métriques permettant un résultat tangible[215, 276, 211]. Et pour certains, les hauts résultats peuvent être imputés à des questionnaires ayant des relations directs et sécables par rapport aux domaines[215].

Ces papiers ont souvent un nombre de classes à prédire très faible, du type "Sciences", "Art", "Commercial"[215], ce qui est normal, car leurs problématiques sont souvent reliées aux besoins de l'université où sont menées les recherches. Or, il existe actuellement près de 11 000 métiers, nécessitant un filtre collaboratif pour établir les relations sous-jacentes et proposer/prédire au mieux les attraits d'un candidat.

Les jeux vidéo sont d'excellents outils d'engagement et de diminution du stress, il paraît donc extrêmement pertinent d'utiliser un *Serious Game* afin de proposer un métier attrayant à des individus soumis au stress qu'induit ce choix d'orientation. À notre connaissance, aucun *Serious Game* n'a jamais utilisé de système de recommandation afin de proposer un métier, les deux précédents exemples étant tournés vers la détermination du RIASEC.

Choisir un métier n'est pas chose aisée, cela implique déjà de connaître ses propres attraits. Chez les jeunes, le fait de comprendre leurs propres envies est considéré comme le plus important dans le choix de l'orientation (58%)[57]. Il est déjà assez complexe en soi de connaître ses envies à cet âge, alors que dire du fait de rattacher cette envie auprès de 11 000 métiers existants. Qui plus est, bien qu'il fut récurrent à travers le temps de voir l'émergence et la restructuration de nouveaux métiers dues aux évolutions technologiques (maréchal ferrant, poinçonneur, demoiselle du téléphone, ...). La révolution provoquée par le numérique est incommensurable, considérée comme aussi importante que la révolution industrielle[87].

Cette surabondance de choix provoque un biais psychologique connu et largement étudié, pouvant causer une "paralysie d'analyse", bloquant totalement l'individu dans ces choix. Fort heureusement, cette évolution du numérique a également apporté une solution à ces problématiques de choix, les systèmes de recommandation. Ces types d'algorithmes sont en capacité de guider les utilisateurs de manière personnalisée vers des produits intéressants, parmi un large choix d'options possibles[173].

Certains grands noms de l'industrie tels que Netflix ou Amazon, qui proposent des milliers voire des millions

11. "career orientation", "career guidance", "career goals", "choice of career".

de produits, ont rapidement compris le besoin de répondre à cette problématique de choix. C'est ainsi qu'en 1998 fut déposé par Amazon le premier filtre collaboratif basé sur les produits, soit 4 ans après la création de ladite société. Mais la paternité des filtres collaboratifs vient de David Goldberg[97], qui réalisa le premier filtre collaboratif basé sur les utilisateurs, en 1992.

Les évolutions significatives des filtres collaboratifs sont directement reliées à l'évolution des besoins de ces industrielles. L'éclatement de la bulle internet a également amené une augmentation de certains besoins. Certaines sociétés comme Amazon proposent maintenant des millions de produits, or, cette augmentation drastique du nombre de produits a engendré une explosion des coûts en mémoire de par la nature des premiers filtres collaboratifs. De ce fait, la fin des années 2010, les factorisations matricielles sont devenues un point essentiel dans le cadre de ces systèmes.

Longtemps délaissés, les réseaux de neurones ont trouvé un second souffle en 2012 grâce aux travaux de Krizhevsky et al. reprenant les architectures de type réseaux de neurones à convolution (CNN : "convolutional neural network")[154]. En 2013, le modèle Word2vec fut proposé, permettant aux réseaux de neurones de déterminer le sens des mots, ainsi que leurs similarités, grâce à des couches appelées *embedding*. C'est sur cette base que l'année 2015 a vu émerger bon nombre de filtres collaboratifs utilisant des réseaux de neurones. Ces derniers, en plus d'avoir un haut potentiel prédictif, ont l'avantage de réduire le coût mémoire.

Depuis, ces derniers sont largement utilisés dans le cadre de systèmes de recommandation, en utilisant de plus en plus des architectures multimodales. L'avantage des architectures multimodales est qu'elles peuvent inclure à la partie qui permet le rapprochement des utilisateurs ou des produits entre eux, diverses autres informations. Ainsi, en fonction des problématiques associées, certains modèles furent adaptés. Il est devenu courant d'une manière général d'inclure les métadonnées des utilisateurs[156], les textes des produits, voire même, les images de ces derniers via des CNN[169].

Les choix de Skillpass et "Jeu serai" de la réalisation de système expert pour déterminer les traits du RIASEC furent pertinents. Mais ce choix s'inscrit dans un cadre où les utilisateurs ont besoin d'un accompagnement pour l'étape cruciale qu'est l'orientation. Les systèmes de recommandation quant à eux peuvent permettre aux individus d'avoir une plus grande autonomie dans leurs démarches d'orientation. Tout en pouvant également devenir un support vital pour des PsyEN, qui doivent traiter une masse conséquente de demandes, dans une ère de restructuration forte.

1.3 Problématique à laquelle la thèse répond

Dans le cadre de ces recherches coexistent deux objectifs, l'objectif principal qui est de déterminer des attrait métiers, l'objectif subsidiaire qui est de déterminer les traits de personnalité.

Les traits de personnalité sont utilisés depuis longtemps pour l'aide à l'orientation et ont une influence sur les choix d'orientation[270]. Le RIASEC est l'un des modèles les plus couramment employé dans le cadre de la définition d'une personnalité en vue de la suggestion de métiers. Cependant, notre choix s'est porté sur le *Big Five* qui est un modèle de personnalité reconnu et qui fut l'objet d'études sur sa relation avec les typologies de joueurs. Ce dernier possède tout de même des liens avec le RIASEC, 5 des 6 types du RIASEC ont au moins 2 corrélations significatives avec le *Big Five*, avec des forces d'effets allant de 0,186 à 0,523[21].

Dans le cadre de cette thèse, nous allons analyser les relations entre 2 questionnaires de typologies de joueurs et les traits du *Big Five*. Suite à cette analyse, des algorithmes d'apprentissage machine seront utilisés afin de déterminer les traits de personnalité des individus en fonction de leurs réponses aux questionnaires de typologies de joueurs.

L'objectif initial était d'effectuer une chaîne complète des relations entre, la façon réelle de jouer, les questionnaires de typologie de joueurs et les questionnaires de psychologies. Cependant, bien que cette étude fut réalisée sur un panel de plus de 400 participants, ce ne fut pas suffisant pour capturer significativement le comportement humain lors des jeux (très peu ayant joué à tous les jeux). L'objectif était de mettre en relation les similarités des joueurs dans des conditions réelles de jeux, en vue de déterminer leurs profilages, or, un même joueur peut avoir une façon de jouer inconstante en fonction de son état d'esprit. Cette composante étant hautement soumise à des variabilités ainsi qu'à de l'incertitude lors des phases de jeux, une masse

conséquence de joueurs est nécessaire.

La psychologie humaine comporte de nombreux biais, ces biais peuvent impacter le bien fondé d'une étude, notamment dans le cadre de l'utilisation de questionnaires. Il est admis que le biais le plus courant est le biais de désirabilité sociale, ce dernier pouvant pousser à ne pas répondre correctement aux questionnaires. Plusieurs éléments ont été mis en place pour limiter les biais, notamment, l'emploi d'une échelle de Likert adaptée à la population ciblée, la captation de la désirabilité sociale via un test spécifique à ce dernier, ainsi que la nature même de la captation des données. La récolte des données à distance permet aux utilisateurs d'être plus naturels[125], l'emploi d'un *Serious Game* dans le cadre de la récolte à distance semble propice à la diminution de biais, notamment le biais de désirabilité sociale[104, 170, 226].

Notre hypothèse est que certaines caractéristiques intrinsèques du jeu vidéo, nous permettront de déterminer certains traits du *Big Five*. Notamment : L'ouverture, qui est fortement liée à l'attrait artistique et à l'intelligence. ; La conscienciosité, qui est fortement liée à des aspects liés à l'organisation et à la réalisation d'objectifs.

Pour ce qui est de l'objectif principal, visant à déterminer des attrait métiers, très peu de travaux furent menés sur la création d'un système de recommandation dans le domaine de l'orientation. Qui plus est, les systèmes de recommandation qui traitent du sujet, sont à notre connaissance des systèmes experts. Or, les filtres collaboratifs sont de formidables et puissants outils permettant de déterminer les attrait sous-jacents d'un individu, sans pour autant avoir à l'interrompre dans son processus d'utilisation.

Il n'est pas chose aisée de transférer un système de recommandation d'un domaine à l'autre[232]. D'autant plus avec si peu de littérature à ce sujet, notamment pour l'application de filtres collaboratifs. Qui plus est, la mise en application réelle d'un système de recommandation possède diverses spécificités, qui n'ont semble-t-il également jamais été traitées dans le cadre de l'orientation.

Les limites réelles de cette problématique dans le cadre de l'orientation demeurent donc floues et seront un véritable verrou à lever. Mais la nature des filtres collaboratifs laisse à penser qu'une transposition dans ce cadre est possible avec succès. Ces derniers étant en capacité d'établir des relations entre les produits via les interactions des utilisateurs. Ceci dit, pour arriver à ces fins, il est nécessaire d'atteindre une certaine quantité de données.

Une fois ces études réalisées, il sera alors possible (après la thèse), de proposer un environnement moins stressant pour les individus cherchant leur orientation. Le médium vidéoludique étant largement adopté et apprécié par la population, ce dernier sera un vecteur d'engagement de par les mécanismes psychologiques qu'il emploie en vue de provoquer du plaisir. Qui plus est, cet environnement aura la capacité de proposer un métier pertinent parmi une masse énorme d'informations, qui semble humainement impossible à appréhender.

1.4 Quelles méthodes pour répondre aux problèmes

Le but de l'application Neuro est le recueil de données à distance, afin de permettre de déterminer la relation entre une façon de jouer à des jeux vidéo, l'intérêt pour des métiers (ou secteurs d'activités) et les traits de personnalités (voir figure 2). Tout cela afin d'établir un profilage du joueur et de créer un système de recommandations.

Parmi les données récoltées, on distinguera 5 grandes catégories :

- **Inscription** : ces données permettent notamment une mise en contexte de l'utilisateur (âge, le genre, l'expérience en tant que joueur, ...).
- **Questionnaires** : divers questionnaires sont proposés lors du parcours du joueur (psychologie, typologie de joueurs, désirabilité sociale, ...).
- **Jeux** : données enregistrées lorsque le sujet joue aux jeux vidéo (score, précision, comportement dans le temps, évolution, ...).
- **Gamification** : des données sur les éléments ludiques qui ne sont pas directement des éléments de jeu vidéo (succès, niveaux, avatars, ...).
- **Métier** : les réponses données à divers métiers et secteurs d'activités.

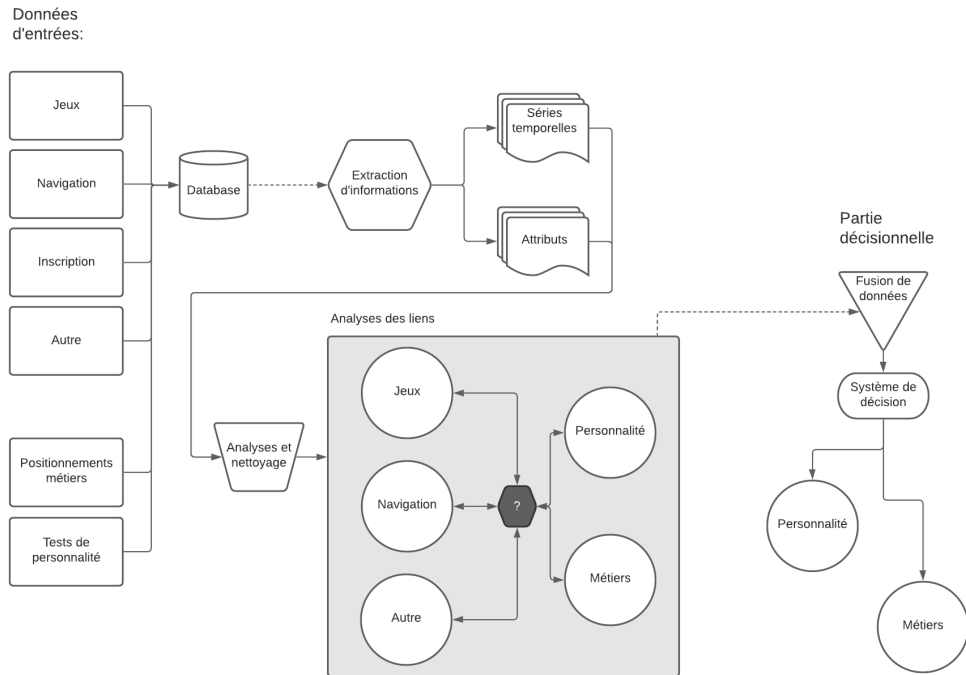


Figure 2 – Schéma des différents éléments et étapes de la thèse.

Cette application propose 19 jeux et une dizaine de questionnaires. L'accent a été mis sur le fait de répondre totalement aux codes en matière de conception vidéoludique afin d'assurer une expérience conforme à ce qui peut se faire actuellement. Ce point est aussi nécessaire afin d'apporter une certaine rétention. Comme souligné par Emmanuel Guardiola[104], les questionnaires ont été intégrés dans le processus de jeu. Parmi ces questionnaires se trouve un questionnaire ayant pour but de déterminer le biais de désirabilité sociale des individus.

Afin de répondre à la problématique subsidiaire qu'est la prédiction de traits de personnalité en fonction d'éléments vidéoludiques, deux questionnaires de typologies de joueurs sont intégrés au parcours du joueur, ainsi qu'un questionnaire de personnalité. Les différents questionnaires ont été choisis de par leurs validités scientifiques et leurs inter-relations. Ces données, couplées à deux autres jeux de données permettant de traiter la question, ont fait l'objet d'analyses. Des corrélations furent établies en prenant soin de prendre garde aux notions de normalité et d'homoscédasticité. La prédiction des traits de personnalité se fait alors via des forêts aléatoires. Les données d'entrées présentant un nombre conséquent de variables, une sélection de caractéristiques fut réalisée, afin de minimiser l'impact des variables redondantes ou inutiles. Bien que les résultats sans sélection puissent être médiocres en fonction du trait à prédire, l'étape de sélection a grandement contribué à l'augmentation des résultats, permettant la réalisation d'un prédicteur viable dans des conditions réelles.

La problématique principale qu'est la prédiction des domaines a été également traitée via l'emploi des questionnaires de jeux, mais aussi via le questionnaire de personnalité. Il en résulta après sélection de caractéristiques que le *Big Five* permet des prédictions satisfaisantes sur certains domaines d'activités.

L'accent fut mis sur les systèmes de recommandation. Ces derniers permettant des prédictions précises en fonction des positionnements de l'utilisateur (filtres collaboratifs). Toutes les problématiques relatives aux systèmes de recommandation ont été traitées dans le cadre de ce document. La première est le démarrage à froid, cette problématique va rendre le système incapable de répondre si ce dernier n'a aucune information sur un utilisateur ou sur un produit. Dans le cas des utilisateurs, il est alors possible d'appliquer de simples méthodes de propositions basées sur l'attrait de la population générale. Pour ce qui est des produits, il est possible de recourir à 2 méthodes : l'utilisation des métadonnées pour déterminer leur proximité ; l'utilisation d'algorithmes de traitement du langage naturel sur les descriptions ou titres des produits. Ce dernier cas est le

plus concluant, notamment dans le cadre de l'utilisation de Word2vec sur le titre. La seconde problématique inhérente aux systèmes de recommandation découle de cette première. Les algorithmes utilisés dans le cadre du démarrage à froid ne sont pas optimaux dans toutes les étapes du cycle de proposition de produits. Il est alors nécessaire de prendre en considération ces cycles et de permuter les prédicteurs. Nous proposons donc un modèle hybride à permutation, afin de pouvoir, de manière optimale, effectuer les meilleures propositions lors de chaque étape.

Un état de l'art fut réalisé sur les différents algorithmes classiques de filtrage collaboratif. Ces derniers furent optimisés via une recherche par grille. Le modèle hybride précédemment cité a également été testé en utilisant conjointement plusieurs algorithmes simultanément. Cette méthode, que l'on appelle un ensemble, a été testée de manière pondérée ou non. Cette pondération a été réalisée manuellement et via l'emploi d'un algorithme d'apprentissage automatique tiers, ce dernier ayant eu d'excellents résultats dans le cadre de la proposition en fonction des cycles.

Les filtres collaboratifs basés sur les réseaux de neurones, qui font actuellement partie de l'état de l'art des systèmes de recommandation, n'ont pas donné de bons résultats sur notre jeu de données. Sur la base de ces derniers, nous avons proposé un algorithme de réseau de neurones multimodal pour répondre à la problématique. Ce dernier étant en capacité d'intégrer la notion de correction du biais et d'ajouter des données exogènes à dessin de la prédiction d'un domaine professionnel attrayant. Tous ces points ont permis une augmentation des résultats comparativement aux algorithmes classiques de filtrage collaboratif. La base de données Neuro étant une base privée, l'algorithme proposé fut également testé sur le jeu de données public "MovieLens-100k", il en résulte que ce dernier atteint l'état de l'art sur ce jeu de données.

1.5 Plan de la thèse

Le prochain chapitre (2) sera axé sur l'état de l'art des différents questionnaires utilisés dans le cadre de cette thèse. Il y est traité des choix qui ont mené à la sélection du *Big Five*, ce dernier sera également comparé au *MBTI* qui est le test le plus couramment utilisé. Un état des lieux des différents tests de typologies de joueurs est fait, avec un accent mis sur l'évolution que ces derniers ont pu avoir. Les jonctions possibles entre les tests de personnalité et deux de typologies de joueurs y sont également développées. Ce chapitre mettra également en avant les diverses critiques faites à l'égard des différents tests, ainsi que les biais et différents dangers liés pouvant provoquer une incertitude dans les différents marqueurs de cette thèse. Certaines notions de jeu vidéo seront également traitées, afin de faciliter la compréhension du lecteur quant aux éléments mis en place dans le chapitre 3.

Ce dernier traitera des différents éléments de conception de jeu qui ont été mis en place. Pour les éléments traités dans le cadre de ce chapitre, il portera sur les différentes relations avec les éléments de typologies de joueurs et de personnalité. Une partie des 19 jeux y est également détaillée, afin de comprendre les logiques de captation des aptitudes possibles et initialement prévues dans le cadre de cette thèse. Ces derniers permettant également de mettre en avant la complexité possible qu'induisent certains types de jeux, ainsi que la problématique de conception de jeux qualitatifs dans le cadre d'un *Serious Game*.

Le chapitre 4 traitera des données collectées. Il y sera fait un état des lieux des problématiques de nettoyage des données, l'accent étant mis sur les questionnaires. Les jeux seront également évoqués pour montrer la complexité inhérente à ce cas. Une analyse des différents traits et typologies y est menée en les comparant avec des jeux de données plus conséquents. Les relations entre les différents tests ont été faites sur notre population de candidats. Puis, un prédicteur de traits de personnalité en fonction des questionnaires sera proposé.

Le chapitre 5 traitera exclusivement des systèmes de recommandation. Il y sera détaillé les différents types de systèmes de recommandation, ainsi que quelques filtres collaboratifs couramment utilisés. Le point sera fait sur les différentes problématiques relatives aux systèmes de recommandation. L'accent sera mis sur le choix de la métrique, cette dernière ayant un enjeu crucial sur la création d'un bon modèle prédictif. Les résultats seront alors détaillés de différentes manières : le cas classique d'évaluation d'un modèle prédictif, ainsi qu'un cas spécifique inhérent aux systèmes de recommandation. Ce dernier cas sera ensuite éprouvé avec la conception d'un modèle hybride à permutation, permettant ainsi de traiter toutes les problématiques inhérentes aux systèmes de recommandation dans le cadre d'une utilisation réelle. Finalement, il sera traité

des filtres collaboratifs employant des réseaux de neurones, auquel nous proposerons notre architecture multimodale permettant de régler certaines problématiques, tout en atteignant de meilleurs résultats sur nos données que les modèles classiques de l'état de l'art. Ce modèle proposé sera alors éprouvé sur le jeu de données "MovieLens-100k", sur lequel il atteindra l'état de l'art des modèles de filtres collaboratifs basés sur des réseaux de neurones.

La conclusion en section 6 traitera l'ensemble de ce qui a été fait. Les résultats des sections 4 et 5 seront alors confrontés pour déterminer si l'emploi des traits de personnalité peut être pertinent, puis il sera traité de comment réaliser une chaîne complète entre jeux vidéo, personnalité et attrait métier. Les limites et les écueils seront également détaillés. Puis dans la partie discussion et perspectives, il sera traité : les soucis de conceptions ; le fort besoin en données dans le cadre de jeux vidéo ; les autres architectures de réseaux de neurones possibles dans le cas de filtres collaboratifs.

2 Contexte vidéoludique et psychologique

Ces travaux de recherche utilisent comme socle le *Serious Game* pour établir un profilage du joueur et de sa personnalité. L'objectif est de lui proposer des métiers en fonction de ses appétences. Il fut donc primordial de nous assurer de la validité des différents tests usuels, qu'ils soient relatifs à la typologie de joueurs ou à la personnalité, mais aussi de l'existence de relations entre ces différents tests via la littérature. Ce chapitre fera un état des lieux de l'évolution de la littérature relative aux typologies de joueurs et à la personnalité. Puis, nous mettrons systématiquement en avant le test qui fut sélectionné pour répondre au mieux à la finalité de cette thèse. Les 2 principaux tests retenus sont issus de :

- **Big Five** : un modèle de personnalité en 5 traits, qui est reconnu par la littérature. Il existe une multitude de tests pour le *Big Five*, le BFI-2 qui est dans le domaine public¹², est celui retenu dans ces travaux.
- **HEXAD** : un modèle de typologie de joueurs en 6 types, qui ont des corrélations avec les traits du *Big Five*. Le test en 24 questions, sous licence "Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International (CC BY-NC-ND 4.0)" [186, 1], est utilisé.

Ces travaux de recherche présentent également certains biais et dangers. Lors du choix d'un questionnaire test, ce dernier ne doit : ni être trop court pour ne pas impacter la précision, du fait d'une variabilité dans les réponses de l'utilisateur sur les échelles de Likert ; ni trop long, pour ne pas créer une lassitude engendrant un manque de concentration qui impactera la fiabilité de ces réponses. Un autre biais qui lui est inhérent aux individus, est le biais de désirabilité sociale, dont il a été prouvé que la non prise en compte pouvait fausser une étude. Dans la section 2.6, seront traités des éléments de discriminations de biais mis en place dans le cadre de l'application Neuro. Ces derniers pouvant porter atteinte à la fiabilité d'une étude en cas de non-présence de contre-mesures.

Les jeux vidéo répondent à des codes bien spécifiques qui ont été grandement peaufinés au cours de ces dernières décennies. Afin d'assurer la rétention des utilisateurs, qui est vitale pour assurer la captation des données, il était essentiel de s'assurer de la bonne conception des jeux. Ce chapitre explicite quelques notions de conceptions de jeux, afin de mieux appréhender le suivant.

Le dernier point qui sera abordé concerne les dangers et l'éthique. Certains de ces traits de personnalité peuvent permettre la détection d'éléments critiques chez un individu, tel que : la dépression ou des addictions. Les différents éléments critiques pouvant être extrapolés, seront traités en fin de chapitre.

L'ensemble de ces éléments permettront de mieux appréhender la problématique d'attribution d'un métier potentiellement attrayant à un individu à la fois en utilisant sa typologie de joueur, sa personnalité, mais aussi, en limitant les divers biais pouvant augmenter l'incertitude des données et des résultats.

2.1 Les typologies de joueurs

L'analyse du comportement des joueurs (*Game Analytics*) est devenue une pierre angulaire dans la création et dans la recherche du jeu vidéo [181] et en conséquence, ces dernières années, les recherches sur la motivation des joueurs ont avancé considérablement [262]. Cette possibilité d'analyse est due au nombre croissant d'informations recueillies par les développeurs, et ce même pour un jeu n'étant pas censé utiliser internet dans son fonctionnement.

Bien comprendre les joueurs et leurs attentes est important. Andrzej Marczewski met en avant le fait que capter la typologie des joueurs et orienter leurs proportions dans un système peut s'avérer utile [185]. Cela peut se faire par le prisme du *game design*¹³, via l'instauration d'une ambiance : un jeu ne sera pas le même et donc ne ramènera pas le même type de joueurs en fonction de si l'on peut tuer un ennemi à vue ou si tout le monde doit coopérer.

12. Tous les tests du *Big Five* ne sont pas dans le domaine public, le BFI-2 utilisé dans ces travaux de recherche l'est [253].

13. Conception de jeu. La conception de jeux (*game design*), est l'acte de décider ce qu'un jeu devrait être [243].

2.1.1 Le modèle de Bartle

Les recherches sur les typologies de joueurs marquent leurs genèses en 1996 grâce à Richard Bartle. Il est le créateur d'un genre de jeu appelé *Multi-User Dungeon*, dont le premier représentant fut MUD1. En se focalisant sur ce type de jeu et en s'intéressant à ceux dont les joueurs attendent des MUDs, il définira des typologies de joueurs s'adonnant aux MUDs dans « Hearts, clubs, diamonds, spades : Players who suit MUDs » [23]. Les MUDs ont été les premiers mondes virtuels en temps réel, basés entièrement sur du texte et l'un des premiers environnements en ligne à permettre aux personnes d'interagir[90].

Les MUDs étant l'embryon donnant naissance aux MMORPG¹⁴ dont certaines entreprises pouvaient se vanter d'avoir plusieurs millions d'abonnés. Leurs prix d'abonnement étaient généralement fixés autour des 10 euros par mois, cet aspect lucratif a poussé ces entreprises à mieux comprendre les joueurs autant dans l'objectif de susciter du plaisir que d'éviter le désintéressement des clients¹⁵.

Bartle aura su instaurer les bases de la typologie de joueurs. Si bien que son influence se fera ressentir dans les travaux futurs, aussi bien en termes de description de typologies que dans leur nommage. Il est cependant à noter qu'il se décrit lui-même comme n'étant pas un psychologue formé. Les modèles incluant la relation entre psychologue et typologie de joueurs se feront bien plus tard (tel que le *BrainHex* en 2011[207]).

Les MUDs sont des mondes virtuels dont le joueur va parcourir les recoins au travers de son avatar¹⁶. Il est possible pour le joueur de collecter des objets, de changer son équipement, de gagner de l'expérience, lui permettant de gagner des niveaux se traduisant par une augmentation des caractéristiques de son avatar et bien d'autres choses. Ces jeux se caractérisent aussi par un vaste monde plein de possibilités. Cela peut simplement se traduire par le fait de le parcourir, d'en dénicher les trésors ou de réaliser des quêtes donnant lieux à des récompenses (souvent de l'expérience et des objets). De par la dimension multijoueur de ces jeux, des interactions (ou actions) peuvent être faites avec/sur d'autres joueurs. L'interaction peut alors être une simple discussion, un échange d'objets, un duel ou un coup de poignard dans le dos.

La liste de toutes les actions et possibilités citées n'est bien sûr pas exhaustive et va dépendre du jeu sur lequel le joueur est. Parfois, un même jeu va soit brider certaines de ces fonctionnalités en fonction du serveur utilisé, comme le fait de pouvoir attaquer d'autres joueurs, soit encourager certains comportements, comme le fait de jouer pleinement le rôle de son avatar (pratique appelée le *roleplay*).

La pratique du *roleplay* est intéressante, le joueur va décider d'une personnalité à donner à son personnage et s'en tenir jusqu'au bout. Cela va se traduire par sa façon de parler, mais aussi par sa façon d'agir aussi bien auprès des autres que sur son environnement (sera-t-il un noble chevalier instruit, un puissant mage présomptueux ou un vil assassin désinvolte?).

Pour Bartle, les MUDs peuvent être vus comme un passe-temps, un sport ou un divertissement. La réponse varie selon la typologie de joueurs à qui on pose la question. Dans ces travaux initiaux, Bartle avait identifié 4 typologies de joueurs, basés sur 2 axes de façon de jouer : (1) l'action contre l'interaction et (2) orienté vers le monde contre orienté vers le joueur (voir figure 3). Ses travaux vont par la suite évoluer en passant à 8 typologies[24], en incluant la dimension implicite et explicite.

2.1.2 Premiers travaux

Dans son premier papier [23], en 1996, Bartle détermine 4 typologies de joueurs. Suite à une traduction littérale de ces propos dans [23], les typologies sont :

Les Achievers : ils veulent gagner des points et monter en niveaux, pour ce faire tous les moyens sont bons. Ils veulent maîtriser le jeu et en faire ce que bon leur semble. Ils sont fiers de leur position de "bons joueurs" et de la vitesse à laquelle ils atteignent ce statut sur les serveurs.

14. "Massively Multiplayer Online Role-playing Game" pour jeu de rôle en ligne massivement multijoueur.

15. Churn en anglais.

16. Ce terme est repris de la religion Hindoue pour désigner l'incarnation d'une divinité sur terre, elle représente dans notre cas "l'incarnation" du joueur dans un monde virtuel. Les MUDs ont pour but une certaine forme de réalisme, le tout dans un univers fictif à l'instar des jeux de rôle tel que Donjons et Dragons.

- **Aiment** : agir sur le monde.
- **L'exploration** : n'est nécessaire que pour trouver de nouveaux trésors et gagner des points.
- **La socialisation** : ne leur sert qu'à apprendre de nouvelles manières d'accumuler des points ou trésors.
- **Tuer les autres** : n'est nécessaire qu'en cas de rival ou d'obstacle, sauf dans le cas où la pratique rapporte des points.

Les Killers : ils veulent s'imposer aux autres utilisateurs, cela peut être de façon positive ou négative. Mais la pratique étant souvent orientée vers le gain, ils pratiquent souvent le meurtre (d'où le nom du type). Ils ont de la joie dans la détresse causée par leurs actions. Ils aiment se sentir supérieurs aux autres dans un monde virtuel qui leur sert d'exutoire à l'emprisonnement que leur procure leur vie réelle.

- **Aiment** : agir sur les utilisateurs.
- **L'exploration** : est nécessaire pour trouver de nouvelles manières ingénieuses de tuer les autres.
- **La socialisation** : est parfois nécessaire pour connaître les habitudes de jeu d'une victime et la narguer, ou d'échanger des techniques avec un autre "Killer".
- **Les points** : n'ont d'intérêt que pour gagner en puissance et ensuite causer des ravages.

Les Socializers : ils s'intéressent aux gens, le jeu n'est qu'une toile de fond pour eux. Sympathiser, faire des blagues, écouter font partis des intérêts de jouer. La montée en niveau ou les duels ne les intéressent pas, ils veulent connaître les gens, les comprendre et créer des relations durables.

- **Aiment** : interagir avec les utilisateurs.
- **L'exploration** : n'est utile que pour comprendre ce dont les autres joueurs parlent.
- **Les points** : ne sont nécessaires que pour accéder à de nouveaux moyens de communiquer ou pour obtenir un statut dans la communauté.
- **Tuer les autres** : ne se fait qu'en cas d'extrême nécessité.

Les Explorers : ils veulent comprendre les mécanismes que le jeu leur propose. Ils essaient de multiples choses pour comprendre comment les systèmes marchent et en trouver les limites. Leur plaisir ne vient que de la découverte et ils sont fiers de leurs connaissances. Les autres joueurs apportent une dimension au jeu, mais ne sont pas essentiels. Se limiter à seulement une dimension de jeu tel que le gain de points est un signe de "débilité" pour eux.

- **Aiment** : interagir avec le monde.
- **Les points** : ne sont nécessaires que pour accéder aux nouveaux stades de l'exploration (parfois dans les jeux, des éléments de *gameplay*¹⁷ ou des zones de jeux ne sont obtenables que sous la condition d'avoir assez de points, assez de niveaux). Ils voient cependant ça comme fastidieux et faisable même par un simple d'esprit.
- **La socialisation** : peut-être une source d'information sur de nouvelles choses à essayer, mais ce que les gens disent est souvent dépassé ou inexact.
- **Tuer les autres** : peut être *fun*, mais va généralement causer trop de tracas sur le long terme.

Pour Bartle, le pourcentage de joueurs dont est constitué chaque typologie dépend du MUD. Par exemple, s'il n'y a pas moyen de tuer les autres joueurs, les Killers seront peu présents. Si les moyens de communiquer sont très limités, il n'y aura pas ou peu de Socializers. Sa vision des relations de cause à effet entre présence de joueurs peut faire penser à une sorte d'écosystème. Il est nécessaire selon lui de faire attention à maintenir la présence de tous les groupes, mais il faut cependant ne pas laisser un groupe prendre trop d'ampleur. Tout comme le prédateur régule la population des herbivores et a de cette manière un effet positif en les empêchant de consommer toutes leurs ressources. Les Killers apportent un challenge aux Achievers pour que ces derniers restent. Cependant, si la présence de prédateurs est excessive, ils n'auront plus de proie, cette situation provoquerait inexorablement la mort des prédateurs. S'il y a trop de Killers, les autres joueurs vont avoir tendance à quitter le jeu, ne laissant plus de proie viable à ces derniers¹⁸.

L'attention portée au groupe des Killers doit être exacerbée en raison de leur tendance à s'imposer face aux autres typologies de joueurs. Ils ne sont pas seulement des joueurs tuant d'autres joueurs, ils peuvent

17. Tel que le fait de voler dans les cieux.

18. Bartle utilise bien la notion de proie.

aussi être des joueurs qui en harcèlent d'autres ou ayant tous types de comportements toxiques intentionnels. Selon Bartle, les Killers jouissent du fait de nuire à autrui.

La répartition auprès de la population de ces 4 types de joueurs, suite a un sondage mené sur 543 381 participants du 28 août 1996 au 6 février 2009, était[283] : Explorers : 39,8%, Killers 28,2%, Achievers 18,4% et Socialisers 13,6%. Il est cependant à noter que les travaux sur les typologies des joueurs de Bartle datent d'il y a 2 décennies et que les mentalités ont pu changer.

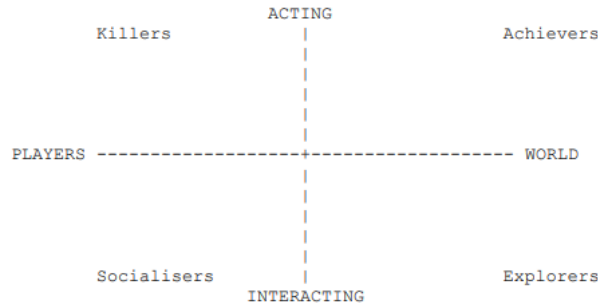


Figure 3 – Graphique des typologies des joueurs en fonction des intérêts. Repris de [23].

2.1.3 Critiques

En 2002, Nick Yee a critiqué le fait que Bartle n'ait pas construit ces types de façon empirique, mais via des discussions avec les joueurs de MUD[290]. Nick Yee critiquera aussi la construction des types en eux-mêmes et conclura cependant en disant que les travaux de Bartle sont un bon point de départ quant à la compréhension des motivations sous-jacentes[290].

D'une manière générale, le cloisonnement d'utilisateurs par types est sujet à controverse[81], tout comme son homologue de types de personnalité. Le chevauchement est possible entre les motivations ou types de joueurs, qui, tout comme pour la personnalité, est inadéquat pour capturer la réalité d'un individu[262]. Dans [261], la typologie de joueurs "Players" a une forte corrélation avec la motivation.

2.1.4 HEXAD

Du fait de la non-généralisation des travaux de Bartle sur d'autres types de jeux, Marczewski a développé *HEXAD*[185] en 2015 (19 ans après Bartle). Il s'appuie sur les motivations humaines, les types de joueurs et l'expérience utilisateur[265]. Ce modèle a été créé par Marczewski car, de l'aveu même de Bartle, ses travaux ne sont pas à généraliser à un système *gamifié* mais plutôt à des jeux du type massivement multijoueurs¹⁹.

HEXAD vise à classer les joueurs en 6 profils avec des affinités différentes (voir figure 4). Deux de ces profils sont découposables en 3 sous-groupes, qui sont : intrinsèques, extrinsèques et perturbateurs, basés sur l'élément sur lequel l'individu aime agir ou interagir (l'utilisateur ou le système). On notera que ces 3 ensembles reprennent les axes de Bartle dans "Hearts, clubs, diamonds, spades : Players who suit MUDs"[23], les typologies de joueurs dépendant du positionnement dans l'espace de l'action contre l'interaction et du fait d'être orienté vers le monde contre orienté vers le joueur.

De l'auteur lui-même, ces groupes ne sont pas à prendre comme une vérité absolue. Un individu va forcément correspondre à plusieurs de ces catégories à des degrés divers. De plus, il a été montré que le type d'un utilisateur peut changer au fil du temps[121]. Cela peut même changer comparativement au début de l'utilisation d'un système, se traduisant par le fait que construire un système autour d'un type bien précis peut parfois être contre-productif.

L'auteur a séparé les types de joueurs en fonction de leurs motivations, voire celles liées aux apprentissages en psychologie à la partie 2.3. Les groupes de motivations sont :

¹⁹. À ne pas confondre avec le MMORPG, qui est le même contexte appliqué au genre des RPG (jeux de rôles).

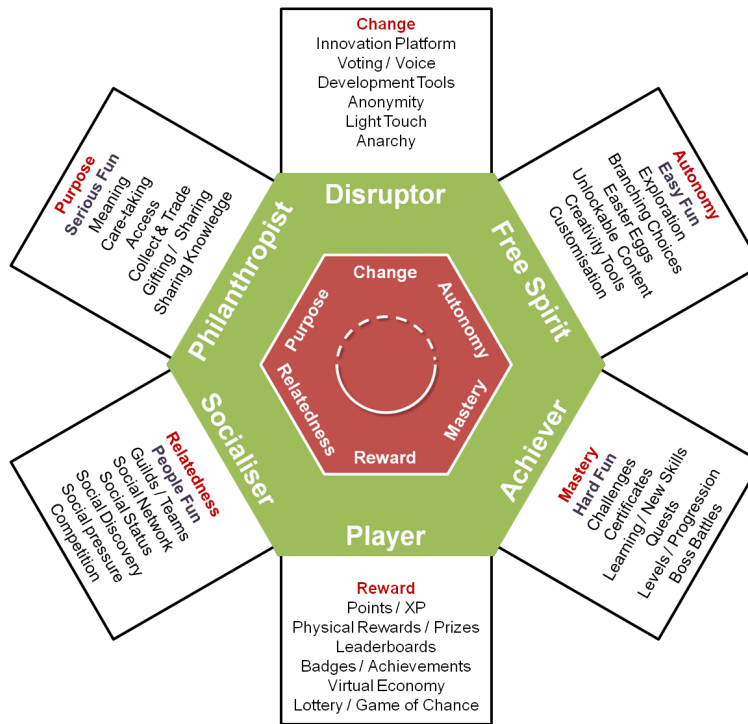


Figure 4 – Graphique des typologies des joueurs du modèle *HEXAD*. Repris de [186].

Intrinsèque

Ces joueurs vont être motivés par des motivations intrinsèques, telles que : être plus compétent, discuter avec les autres ou découvrir l'univers que le jeu peut offrir.

- **Philanthropists** : aiment agir sur les utilisateurs. C'est un groupe cherchant du sens à leurs actions, ils ont envie de servir une grande cause sans attendre de gains en retour.
- **Achievers** : aiment agir sur le système. Ils sont motivés par la maîtrise, ils vont braver toutes les épreuves du système et chercher à en être le meilleur.
- **Socializers** : aiment interagir avec les utilisateurs. Ils vont chercher à établir des liens sociaux.
- **Free spirits** : aiment interagir avec le monde. Ce groupe est motivé par l'autonomie, se traduisant dans un système *gamifié* par l'exploration ou la créativité.

Extrinsèque

La typologie des joueurs qui vont chercher les récompenses extrinsèques sont sensibles aux points et aux badges comme éléments de jeu. Selon Marczewski[185], la plupart des personnes venant dans un système *gamifié* sont ce type de joueurs (attirés par les points, les prix, . . .), il est important de les reconnaître et de les convertir en tant que membre du groupe intrinsèque, afin de les maintenir dans le système.

Les travaux de [122] montrent que le groupe extrinsèque finit par devenir le type relié²⁰ dans le groupe intrinsèque.

- **Players - Self-Seeker** : aiment agir sur les utilisateurs. Ce groupe va agir comme les Philanthropists, répondre aux questions, aider les autres et partager des connaissances. À ceci près qu'ils ne feront pas ça gratuitement. Il ne faut pas espérer de l'engagement de leur part sans récompense.
- **Players - Consumer** : aiment agir sur le système. Ils vont changer leurs comportements pour obtenir des récompenses. Ils peuvent apprendre de nouvelles compétences et relever des défis s'il y a une récompense, mais feront le strict minimum si possible.

20. Players - Self-Seeker ⇒ Philanthropist, Players - Consumer ⇒ Achiever, Players - Networker ⇒ Social et Players - Exploiter ⇒ Free spirit.

- **Players - Networker** : aiment interagir avec les utilisateurs. Ils sont comme les Socializers, mais sont à la recherche de contacts utiles. Ils cherchent à augmenter leur influence et à diriger.
- **Players - Exploiter** : aiment interagir avec le monde. À l’instar des Free spirits, ils vont chercher à comprendre les limites de leurs mondes. Cependant, dans le but d’exploiter le système, ils n’hésiteront pas à utiliser un bug et ne le divulgueront que si les autres joueurs en bénéficient plus qu’eux. C’est le genre de joueur à construire des objets juste pour les vendre.

Perturbateurs

Comme le nom l’indique, ces utilisateurs sont motivés par le changement, ils perturbent le système soit positivement, soit négativement. Pour cela, ils peuvent agir sur l’utilisateur ou sur le système lui-même.

- **Disruptors - Griefier** : aiment impacter négativement l’utilisateur. Cette typologie nous vient directement de l’extension des types de Bartle. Ils veulent impacter négativement les autres utilisateurs juste parce qu’ils le peuvent. Ils n’ont pas leurs places dans un système *gamifié*, il est nécessaire de changer leurs états d’esprits ou de s’en débarrasser.
- **Disruptors - Destroyer** : aiment impacter négativement le système. Ça peut passer par le *hacking* ou l’exploitation de bugs pouvant ruiner l’expérience des autres. Ils peuvent faire ça parce qu’ils n’aiment pas le système en question, ou bien parce qu’ils trouvent ça *fun* de tout casser. Il faut soit les transformer en ”Disruptors - Improver”, soit s’en débarrasser.
- **Disruptors - Influencer** : aiment impacter positivement l’utilisateur. À la façon d’un leader politique, ils vont changer comment le système fonctionne. Si vous leur donnez du crédit, ils deviendront des ambassadeurs (au sens marketing) pour votre système. En les traitant de la mauvaise manière, ils peuvent partir ou devenir des ”Disruptors - Griefier”.
- **Disruptors - Improver** : aiment impacter positivement le système. Ils vont *hacker* et trouver des bugs, mais dans un but utile pour votre système. Ce sont typiquement des utilisateurs qui vous diront comment renforcer votre sécurité ou déboguer votre système. Mais attention, maltraitez-les et ils deviendront des ”Disruptors - Destroyers”.

Le contexte théorique pour *HEXAD* est la théorie de l’auto-détermination[77] dont les 3 piliers sont : autonomie, compétence et rapports sociaux. Il est à noter que ces 3 points semblent importants pour la santé mentale[238].

2.1.5 Relations connexes

Dans [80], il est mis en évidence que certains types de joueurs se chevauchent fortement. Ces relations sont par exemple :

- Les **Players** et **Achievers** sont centrés sur eux-mêmes et ont un fort attrait pour la victoire. Mise à part que pour l’**Achievers**, la récompense est principalement la sensation de maîtrise (dans le sens apprentissage).
- Les **Socializers** et **Philanthropist** sont centrés sur l’aspect social. Mais pour le **Socializer**, l’interaction est la récompense en elle-même, là où le **Philanthropist** voit la récompense comme étant le gain perçu par son interlocuteur pendant l’interaction.
- Les **Free spirit** et **Disruptor** ont tous les 2 un attrait pour faire les choses à leur façon et sont très attachés à leur indépendance. Là où ils diffèrent, c’est que le **Free spirit** veut juste explorer les limites de son univers (le jeu), alors que le **Disruptor** veut changer le système et prend plaisir dans le pouvoir de le faire.

Marczewski dans [185], a établi certaines relations entre les types de joueurs et des éléments de *gamification* attirants pour eux. Ainsi, les Achievers sont attirés par : la maîtrise, être les meilleurs, les badges et les certificats. Nous verrons dans la section 3 que beaucoup de relations du type ont été faites dans la littérature et sont appliquées dans les travaux de ce document recherche.

2.1.6 Influence du type dans l’apprentissage

Le jeu vidéo étant un médium performatif et sollicitant les capacités du joueur[104], il est profondément lié à la notion d’apprentissage. López et al.[178] ont montré que les joueurs du type **Achievers** tendent à

s'améliorer plus vite que les autres. Les **Philanthropists** et **Free spirits** font de meilleurs résultats. Les **Players**, **Philanthropists** et **Free spirits** sont moins bons dans les systèmes *gamifiés* que non *gamifiés*. Cette dernière information est importante, car ces 3 types représentent 64% des types selon une étude réalisée sur plus de 32 000 utilisateurs[187]. La nature profonde de ces 3 types va de pair avec ce résultat, même pour le **Player**, étant attiré par le gain et par le fait de débloquer des choses dans le jeu. À noter que cette étude a été réalisée sur 30 participants en utilisant le questionnaire en 24 questions de [265], de par le faible nombre de participants certains types sont trop peu représentés²¹.

Les types de joueurs peuvent être reliés à d'autres facteurs, c'est notamment le cas de la vision qu'a un joueur lors de la complétion d'un objectif. On peut voir 4 types de motivation lors de la réalisation d'une tâche[118] :

- **Mastery-Approach** : veut développer des compétences et maîtriser des tâches[86].
- **Performance-Approach** : veut montrer des compétences et recevoir un jugement favorable[86].
- **Mastery-Avoidance** : veut ne pas être incompetent[118].
- **Performance-Avoidance** : ne veut juste pas échouer. Ce comportement est relié à l'anxiété, et leur permet moins de se concentrer sur la tâche[86].

Heeter et al.[118] ont établi un lien entre ces objectifs et 4 types de joueurs en utilisant le *framework* proposé dans [84]²² : "super-achievers", "mastery-only", "performance-only", et "non-achievers". Les "super-achievers" et les "performance-onlys" tendent à aimer les jeux difficiles. Les "super-achievers" et les "mastery-onlys" aiment les limites de temps, mais pas les "performance-onlys". Les joueurs ayant comme attrait le "Mastery-approach" sont plus enclins à aimer les jeux difficiles et les limites de temps, mais aiment moins l'exploration. Ceux de type "Performance goals" aiment la compétition et les jeux faciles, les rendant moins enclins à l'apprentissage du fait qu'ils soient attirés par le fait de ne pas perdre.

2.2 La personnalité

Le domaine de la psychologie regorge d'un grand nombre de tests. Cette partie traitera en particulier de deux d'entre eux : le précurseur²³ (*MBTI*) qui présente des soucis méthodologiques de construction et celui qui a été choisi (*Big Five*), qui lui a été validé empiriquement. Un autre point important qui sera développé concernera les modèles mesurant les biais de désirabilités sociales, indispensables dans ce genre d'études.

La personnalité est vue comme "un noyau stable d'émotions, de dispositions, d'attitudes et de comportements qui caractérisent de façon unique une personne à un moment précis et façonne le développement tout au long de la vie"[90] ou encore comme "une force interne qui détermine comment les individus vont se comporter"[112]. L'étude de la personnalité fait partie de la psychologie différentielle, qui vise à distinguer les individus[183].

Le tempérament est à dissocier de la personnalité. La personnalité est en grande partie construite au travers de facteurs sociaux, alors que le tempérament lui provient de facteurs biologiques. De plus, la personnalité est formée dans la phase adulte du sujet, là où le tempérament est déjà présent au stade enfant[45].

La personnalité d'un individu vient de facteurs héréditaires et environnementaux, dont les caractéristiques héréditaires sont significatives (50%)[183]. Plusieurs facteurs externes peuvent contraindre la personnalité d'un individu à se développer, tels que : le comportement des parents, l'investissement dans l'éducation et des interventions politiques[58]. La personnalité joue également un rôle dans le choix de carrière[208].

2.2.1 Le *MBTI*

Le *MBTI* a commencé à être développé par Isabel Briggs Myers et Katherine Briggs dans les années 1940, avant d'être abouti en 1962[221]. Ce dernier s'appuie sur la théorie des types de Jung[193, 221].

Il est constitué de 16 types, identifiables via 4 paramètres de personnalité, constitués chacun de 2 oppositions. Le degré obtenu dans ces paramètres détermine le type associé.

21. Le questionnaire raccourci provoque également une légère diminution de la précision des résultats.

22. À noter qu'il existe un *framework* en 3 par 2 [85], qui ajoute 2 types de motivations.

23. Dans le sens où ce premier a démocratisé la pratique.

Les 4 paramètres sont :

- **Orientation de la perception** : (E) Extraversion / (I) Introversion
- **Recueil d'information** : (S) Sensation / (N) Intuition
- **Prise de décision** : (T) Pensée / (F) Sentiment
- **Mode d'action** : (J) Jugement / (P) Perception

Ainsi en fonction des prédominances pour chacun des paramètres, l'individu se voit attribuer un type correspondant aux lettres de ces prédominances, telles que : ESTJ (pour extraversion, sensation, pensée et jugement).

La liste des 16 types possibles est : ESFJ ; ESFP ; ESTJ ; ESTP ; ENFJ ; ENFP ; ENTJ ; ENTP ; INFJ ; INFP ; INTJ ; INTP ; ISFJ ; ISFP ; ISTJ ; ISTP. Il est à noter que chaque type est différent, un ESTJ et un ISTJ sont censés être des types bien distincts. Ces 16 types sont reliés aux 16 tempéraments définis par David Keirsey.

Stabilité

Le *MBTI* est sujet à de nombreuses controverses, notamment au niveau de sa stabilité. Refaire passer le même test à des individus 5 semaines plus tard changerait le résultat (type) dans plus de 50% des cas[221]. Or, il est important d'avoir une cohérence des résultats, auquel cas, il n'est pas possible de savoir si les différences viennent de l'environnement (de test) ou de l'individu[221]. Contre toute attente, la distribution des scores des paramètres n'est pas multimodale, mais binomiale, ce faisant une personne qualifiée d'extravertie peut très bien être très proche de la qualification d'introvertie. D'autant plus que la limitation entre l'un et l'autre est brutale, à 49, un individu est considéré du type A, alors qu'à 51, le même individu est considéré du type B[221]. Dans une étude sur 1 291 étudiants, 83% des différences entre les étudiants n'étaient pas explicables par les sujets d'étude. Par ailleurs, des corrélations entre les types ont été observées[221]. Pittenger et al.[221] soulignent que le *MBTI* souffre de son apparente simplicité, un manager peut très bien utiliser les résultats d'un test *MBTI* pour sélectionner le meilleur candidat, il gardera alors un type de personnalité qu'il estime être le plus adéquat, en s'appuyant sur sa simple description, sans que pour autant cela soit le cas (cette mésinterprétation est également soulignée dans [125]).

Le *MBTI* est passé par des millions de personnes chaque année, que ce soit au travail, à l'école, dans divers groupes communautaires ou des centres d'orientation[221, 102, 47]. Le fait que le *MBTI* reste utilisé, passant outre de nombreuses critiques faites à son égard[221], et malgré le fait que d'autres modèles comme le *Big Five* soient plus viables, vient en partie du fait qu'il est l'un des premiers modèles à avoir émergé. Le *MBTI* a joui d'un certain investissement en temps et en finance de la part de personnes souhaitant devenir formateurs agréés[102]. En 2013, 89 des 100 plus grandes fortunes (entreprises) américaines utilisent le *MBTI*[102]. Actuellement, 88% des 500 entreprises les plus fortunées utiliseraient ce test[61], il paraît alors compliqué de passer à autre chose²⁴. Le "Educational Testing Service" (organisation à but non lucratif mesurant et évaluant l'éducation dans le monde) a aussi investi du temps et de l'argent depuis 1957 pour le *MBTI*, avant de mettre fin à son utilisation suite à des études internes défavorables en 1975[221]. C'est à cette même année que le *MBTI* a commencé à être autorisé à la vente par des organismes tiers et à se propager massivement[221]. Bien que critiqué, le *MBTI* est cependant accepté dans la recherche d'après[47].

2.2.2 Le *Big Five*

Le *Big Five* (ou *Five Factor Model*) est un test de personnalité construit dans les années 1980[227, 99]. Sa réalisation a été faite empiriquement et trouve ses fondements dans plusieurs théories de la personnalité[193]. Une multitude de questionnaires permettent le calcul des traits du *Big Five*, certains ont une approche par questions tels que le BFI-2[251] ou le IPIP-NEO-120[184], d'autres par le positionnement du sujet sur des adjectifs. Ce test est constitué non pas de types comme le *MBTI*, mais d'un ensemble de 5 traits de personnalité. Les traits de personnalité étant "une tendance ou une prédisposition intérieure pour une personne à agir d'une certaine manière"[90]. Les tests de personnalité par traits ont l'avantage de ne pas avoir la rigidité des tests par types, et donc de nuancer les individus. Cependant, ce qui est le plus important dans le cas

24. On peut y voir une forme d'aversion à la perte.

du *Big Five* pour caractériser l'individu, est la position dans la distribution normale ($< 25^{\text{ème}}$ percentile ou $> 75^{\text{ème}}$ percentile)[190]²⁵.

Les traits de personnalité représentent certaines tendances à manifester des motifs émotionnels, motivationnels et comportementaux[79], ceux du *Big Five* ayant même prouvé leurs liens avec des zones du cerveau[79]. Les traits de personnalité proposés par le *Big Five* sont souvent représentés par leurs initiales, donnant ainsi "OCEAN" comme moyen mnémotechnique. Ces traits sont : L'Ouverture à l'expérience, la Conscienciosité, l'Extraversion, l'Agréabilité et le Neuroticisme. Et les caractéristiques qui les composent sont :

- **Ouverture à l'expérience** : non-conventionnels, créatifs, intellectuels, curieux et imaginatifs.
- **Conscienciosité** : organisés, travailleur, disciplinés, efficaces et consciencieux.
- **Extraversion** : extravertis, vifs, sociables, bavards, sûrs d'eux, joyeux, et apprécient les interactions sociales.
- **Agréabilité** : tolérants, doux, gentils, indulgents, agréables, altruistes et obligeants.
- **Neuroticisme** : inquiets, anxieux, dépressifs, complexés et vulnérables au stress et à la dépression.

Comme indiqué dans la partie 2.2.1, le *MBTI* voit sa fiabilité souvent remise en question. En comparaison, le *Big Five* est plus fiable du fait qu'il a été créé empiriquement et que les résultats changent peu sur de courtes durées[194, 193].

Stabilité

La stabilité du *Big Five* a été étudiée et démontrée dans [58]. L'étude a été réalisée sur 7 600 individus puis 5 ans après, le même questionnaire a été répondu par 6 104 de ces individus. Finalement, ils ont gardé 6 073 individus âgés de 25 à 64 ans (2 789 hommes et 3 284 femmes). Les participants ont répondu sur comment 36 adjectifs leur correspondaient. 28 de ces adjectifs sont utilisés pour définir 5 traits de personnalité, les autres adjectifs ont été retirés. Dans « Collection Pratiques en psychothérapie » [190], il est également affirmé que la stabilité du NEO PI-R²⁶ était bonne pour estimer les traits du *Big Five*.

Il ressort également de [58] que les adultes en âge de travailler n'ont pas de changements notables dans leurs personnalités. Dans le cas où des changements dans la personnalité notables sont visibles, ils seraient liés à des événements professionnels et/ou familiaux ou encore à la santé. De cette étude ressort que les hommes et les femmes n'ont pas le même changement de personnalité en fonction d'un même choc. Ainsi, les femmes changent surtout de personnalité en cas de choc professionnel, et ceci est plutôt centré sur la conscienciosité et l'extraversion. Pour les hommes, le choc professionnel affecterait la conscienciosité, l'ouverture et la stabilité émotionnelle. Les chocs de nature familiale et de santé affecteraient les hommes sur la conscienciosité, pour la santé cela les affecteraient sur la stabilité émotionnelle.

2.2.3 Relations connexes

Zammitto[297] a établi un lien entre des préférences pour un genre de jeu vidéo et les traits du *Big Five* suite à une étude conduite sur 545 participants ayant répondu au NEO-FFI.

Dans sa thèse[297], Zammitto a également établi des formules permettant de prédire la préférence pour un type de jeu²⁷ :

- **Action Shooting** = $43,740 + (0,158 * N) + (0,260 * E) - (0,136 * O) - (0,181 * A) + (0,054 * C)$
- **Action No Shooting** = $31,820 + (0,185 * N) + (0,298 * E) - (0,050 * O) - (0,141 * A) + (0,158 * C)$
- **Action Fighting** = $39,573 + (0,170 * N) + (0,249 * E) - (0,097 * O) - (0,156 * A) + (0,074 * C)$
- **Sports** = $44,918 + (0,101 * N) + (0,233 * E) - (0,155 * O) - (0,104 * A) + (0,056 * C)$
- **Simulation Vehicle Genre** = $43,424 + (0,124 * N) + (0,133 * E) + (0,083 * O) + (0,011 * A) - (0,161 * C)$

25. L'intérêt ici est que ce sont les individus s'écartant le plus de la normale qui vont avoir les comportements anormaux les plus visibles. Exemple : en discutant avec deux individus ayant une extraversion respective de 0,5 et de 0,55, aucune différence ne sera notable. Là où un individu avec une extraversion de 0,8 montrera des différences notables par rapport à ces 2 premiers.

26. Un autre test possible pour le *Big Five*.

27. O, C, E, A et N correspondent aux traits, tel que vu précédemment.

- **Sims-like** = $50,746 + (0,079 * N) - (0,068 * E) + (0,256 * O) - (0,047 * A) - (0,084 * C)$
- **Adventure** = $40,297 + (0,065 * N) - (0,057 * E) + (0,246 * O) + (0,106 * A) + (0,090 * C)$
- **Puzzle** = $25,799 - (0,037 * N) - (0,041 * E) + (0,315 * O) + (0,065 * A) + (0,180 * C)$
- **Online** = $58,935 + (0,153 * N) + (0,454 * E) - (0,357 * O) - (0,239 * A) + (0,010 * C)$

Zammitto n'est pas la seule à s'intéresser aux relations entre jeu et *Big Five*. Dans [194], il a été montré qu'il y a une relation entre personnalité et type de joueurs, idem dans [265]. À noter que selon Célia Hodent, il n'existe pas de modèle de personnalité permettant de définir les types de joueurs[125].

2.3 L'apprentissage

Le jeu vidéo étant un formidable vecteur d'apprentissage, un nouveau type de jeu a vu son apparition au cours des dernières années : le *Serious Game*. L'un des objectifs de ce type de jeu est d'engager l'utilisateur dans un apprentissage de par l'aspect ludique du programme²⁸.

De plus en plus de grandes entreprises utilisent le *Serious Game* dans ce but[292, 172], 25% des 500 plus grandes entreprises utilisaient déjà le *Serious Game* en 2013 pour faire acquérir à leurs collaborateurs des compétences ou des attitudes difficiles à acquérir dans une configuration de type salle de classe[172].

Le jeu vidéo est fortement lié à la notion d'apprentissage. C'est pourquoi s'intéresser aux motivations d'apprentissage s'avère pertinent. Comme on a pu le voir dans la partie sur *HEXAD*, il existe deux types de motivations. Elliot et al.[86], dans leur article, mettent en avant deux types de motivations : les motivations intrinsèques et extrinsèques. Ces types de motivations sont utilisés par beaucoup de modèles de typologies de joueurs.

Les individus dotés de motivations intrinsèques vont trouver une récompense dans le fait d'apprendre ou de jouer. Ce type de motivation peut motiver le fait d'apprendre, de par le plaisir procuré par la maîtrise d'un nouveau sujet, ou de sentir ces connaissances accroître[179]. Là où les individus ayant des motivations extrinsèques vont avoir comme récompense le résultat (points, passer de classe, être félicité, gagner, ...)[179].

Les profils de type *Avoidance* sont moins enclins à apprendre dans un contexte de groupe, car ils vont viser à ne pas échouer plutôt qu'à apprendre[118]. Or, la progression dans l'apprentissage dépendant de la difficulté de cette dernière[180], il est donc normal que ces profils soient moins sujets à un apprentissage rapide, car la difficulté implique une plus forte chance d'échec.

Heeter et al.[118] ont aussi montré qu'un étudiant avec des bonnes notes est plus motivé à faire des gros scores lors des jeux et à ne pas échouer. Ils ont également montré que le fait d'avoir un profil de type "performance" est plus important pour les jeux vidéo, là où celui de type "maîtrise" l'est pour l'école. Ceux ayant un fort attrait pour la complétion dans les études (notes) en ont aussi dans le jeu vidéo (de par leurs besoins d'être meilleurs que les autres).

Les personnes ayant une motivation intrinsèque tendent à être plus vigilantes sur une large gamme de phénomènes, elles ont besoin de temps et de liberté pour faire un choix, pour traiter les informations[179, 31].

L'état d'esprit dans lequel un challenge est appréhendé (esquive ou non), semble avoir une importance sur la façon d'apprendre. Cet état d'esprit va conditionner le fait d'aimer ou d'avoir un attrait pour l'apprentissage, mais aussi sur l'estime de soi du sujet[83, 179]. À noter que l'état d'esprit peut aussi changer en fonction de la tâche[83, 179].

Sur cette même base, Mangels et al.[182] ont montré, via un scanner, qu'en fonction de l'état d'esprit d'un individu, il va alors, lorsqu'une question (de culture par exemple) lui est posée, soit faire attention à quelle a été la bonne réponse (visible par rapport aux zones du cerveau activées), soit activer les zones du cerveau liées à l'émotion. Un individu va donc : soit porter attention à la véracité de la réponse, soit au fait de pouvoir échouer.

Winn et Heeter présentent plusieurs exemples d'articles traitant de l'augmentation des compétences relatives à l'utilisation de jeux vidéo, tel que : l'augmentation de la concentration, le développement de capacités

²⁸. Ce n'est cependant pas le but de tous, voir introduction.

cognitives, l'orientation ou la représentation dans l'espace[285]. Daphné Bavelier traite aussi de ces aspects dans sa conférence TedX[26].

2.4 Jonction entre modèles de joueurs et psychologie

Certains modèles de joueurs ont directement été inspirés des études en psychologie. Le *BrainHex*[207] est directement basé sur *DGD1* (*demographic game design*) et *DGD2* qui sont eux-mêmes basés sur le *MBTI*. Plusieurs études ont démontré un lien entre la personnalité et l'attrait pour un type de jeu vidéo particulier[139].

D'autres recherches ont démontré les relations entre typologies de joueurs et tests psychologiques. Par exemple, dans [265], il est établi des relations entre *HEXAD*[185] et le *Five Factor Model* (*Big Five*) en utilisant un questionnaire en 30 questions[80].

Tondello et al.[265] se sont aussi intéressés à la relation entre éléments de jeux, *HEXAD* et *Big Five*, en prenant soin de vérifier la véracité des réponses en déterminant l'influence du biais de désirabilité sociale sur l'individu, via le BIDR-6[218, 33]. Ces éléments sont par exemple le fait de mettre des points, des quêtes, un système de guildes ou bien des badges. Le fait de détecter l'attrait pour ces éléments peut donc conduire à cerner la psychologie de l'individu.

Plusieurs études montrent que les types de joueurs et les différentes personnalités sont sensibles à des types de *gameplay*[178, 139]. Le fait de mettre des éléments de *gameplay* divers est donc, dans notre cas, une composante essentielle à la bonne définition des profils de joueurs.

Dans « The Gamification User Types Hexad Scale » [265], le lien entre les traits de personnalité du *Big Five* et du modèle de joueur *HEXAD* a été établi. Pour ce faire, ils ont posé 40 questions, 30 pour déterminer les types de l'*HEXAD* et 10 questions pour déterminer les traits du *Big Five*. Toutes les questions ont utilisé une échelle de Likert en 5 points. Deux semaines plus tard, le même questionnaire a été envoyé à nouveau pour tester la fiabilité. Les corrélations suivantes ressortent de cette étude :

- **Philanthropist** : à l'extraversion, agréabilité, conscienciosité et ouverture.
- **Socializer** : à l'extraversion et agréabilité.
- **Free spirit** : à l'extraversion, ouverture et inversement corrélé au neuroticisme.
- **Achiever** : à la conscienciosité.
- **Disruptor** : inversement corrélé au neuroticisme (cette typologie est très peu présente et doit être prise avec précaution).
- **Player** : à la conscienciosité.

2.5 Les modèles raccourcis

Le temps est un facteur important lors d'une étude sur un individu, non seulement pour provoquer son acceptation, mais aussi pour la fiabilité de ces réponses. De plus en plus de tests ont une version raccourcie pour minimiser le temps de réponse en gardant au maximum la véracité du résultat.

Les mœurs évoluant, Rammstedt et al. disent dans [227] : "Ce qui semblait alors radicalement court semble maintenant fastidieux, les chercheurs sont confrontés à un temps d'évaluation limité ; il y a eu une accélération de la tendance à utiliser des instruments de personnalité de plus en plus courts."

2.5.1 Quelques modèles raccourcis

Les 30 questions de « The HEXAD Gamification User Types Questionnaire : Background and Development Process » [80] (*HEXAD*) ont été réduites à 24 dans « The Gamification User Types Hexad Scale » [265], en prenant soin d'éliminer la question la moins pertinente pour chaque typologie de joueurs. Pour ce qui est du *Big Five*, on est passé du NEO-PI-R avec 240 questions (60 dans sa version courte) au BFI-44[227], avec 44 questions, pour finalement proposer un modèle en 10 questions[227].

Dans [227], le *Big Five* en 10 questions a été testé via plusieurs études collectant des réponses au *Big Five*, ces études ont été faites sur une population venant des États-Unis ou de l'Allemagne, ayant 75 à 726 participants (726, 726, 457, 376, 75). Dans le cas du BFI-10[227], l'étude a montré une validité et une fiabilité relativement

similaire à BFI-44, bien qu'ayant quelques soucis avec les traits de l'ouverture et l'agréabilité (pour ce dernier cas, ils proposent une question supplémentaire). Il en ressort que le BFI-10 capturerait 70% de la variance du BFI-44 et conserverait 85% de la fiabilité de re-test. Il est à souligner que de la conclusion des auteurs eux-mêmes, ce test ne peut, ni ne doit, se substituer aux autres tests. Il ne doit être utilisé qu'en cas de temps réellement limité.

2.6 Biais, bruits et dangers

Dans le cadre de ces travaux de recherche, plusieurs éléments peuvent constituer un danger quant à la qualité du système. Le sujet de l'orientation professionnelle, avec comme cadre le jeu vidéo, n'a été que très peu traité. Nous sommes, à notre connaissance, les seuls à avoir implémenté au sein d'une application de *Serious Game* à la fois des jeux vidéo, des questionnaires d'orientation, des questionnaires de psychologie et des questionnaires sur les typologies de joueurs. Le tout d'une façon aussi poussée dans le cadre d'une étude, se traduisant par : la création de 19 jeux différents afin de pouvoir déterminer par la suite les traits de personnalité, les typologies de joueurs et les métiers attrayants ; la possibilité de passer 10 tests psychologiques différents ; la possibilité de passer 2 tests de typologies de joueurs ; le positionnement sur des centaines de métiers ; ainsi que divers questionnaires. Ce qui veut aussi dire que nous nous aventurons dans des pans de la science où il n'existe que peu de littérature, et pour certains aspects, aucun jeu de données ou article disponible.

Deux projets ont à notre connaissance des rapprochements avec notre sujet de recherche, mais n'ont pas de jeux de données libres et n'ont pas utilisé de questionnaires de typologies de joueurs pour évaluer les typologies perçues par leurs utilisateurs.

- Jeu Serai qui fut au centre de la thèse de Guardiola[104] qui a utilisé le RIASEC, ainsi que des jeux vidéo pour créer un système expert d'aide à l'orientation ;
- Skillpass qui utilise le jeu vidéo, aide le jeune à identifier ces compétences pour l'aiguiller dans ces démarches de candidatures.

D'autres points sont à souligner et seront traités en profondeur dans cette section. Le premier est la captation et la rétention de candidats, il s'avère complexe de faire participer des candidats, mais les retenir dans le cadre d'un processus libre est d'autant plus ardu. Cette problématique de rétention a deux causes : la personnalité de l'individu, sur laquelle nous n'avons aucun impact, et les qualités intrinsèques de l'application, que nous devons maximiser. Ce dernier point soulève également une question importante : si une part de la rétention vient de la personnalité de l'individu, les personnalités qui participent à cette étude ne seront elles pas biaisées ? Il est dit dans [292] qu'il y a une relation entre les éléments de jeu et les motivations des joueurs, nous avons fait en sorte d'avoir un maximum d'éléments pour contenter tous les publics.

Le dernier point critique est la présence de divers biais pouvant impacter une étude. Lors de la captation d'actions du joueur en vue de déterminer son type, ces traits ou bien même des réponses à un questionnaire, plusieurs biais peuvent se présenter. Ces biais peuvent venir du sujet lui-même ou de son environnement (parfois même l'environnement peut exacerber le biais interne du sujet). La non-prise en compte de ces derniers pourrait amoindrir la précision des résultats, voire, leur faire perdre toutes valeurs. On discernera dans notre cas 4 catégories de biais (et bruits) : psychologiques, cognitives, sociales, environnementales.

Dans le cadre de ce type d'études, une attention doit également être portée aux erreurs fondamentales d'attributions causales²⁹, qui pourraient nous laisser penser qu'un joueur est mauvais, là où en réalité des facteurs externes ont pu l'influencer, tels que la fatigue, l'humeur[179] ou le fait d'être dérangé pendant sa séance.

2.6.1 Biais psychologiques

Biais de désirabilité sociale

Le biais de désirabilité sociale³⁰ (*SDR*) se définit comme la tendance à se présenter de façon favorable devant d'autres individus en fonction de certaines normes sociales établies[272, 218]. Les participants peuvent

29. Aussi appelé effet Julien Leperse.

30. "Socially desirable responding"

réellement croire en ce qu'ils disent, ou faire semblant pour rentrer dans ce qui est socialement accepté, et ainsi, éviter les critiques ou être approuvé socialement[146]. Le *SDR* a un impact dans tous les domaines, par exemple : les participants avec un fort *SDR* ont tendance à surestimer leurs performances physiques[272]. Guardiola[104] suppose que l'utilisation du jeu plutôt qu'un questionnaire a pour effet de contourner ce biais.

Le test le plus couramment utilisé pour détecter ce biais est le « Balanced Inventory of Desirable Responding » (*SDR*). Il consiste en une série de 40 questions, 20 orientées vers le "self-deception" (le sondé ne sait pas qu'il ment, autoduperie) et 20 vers "l'impression management" (le questionné sait qu'il ment, hétéroduperie). Un autre test est le « Marlowe–Crowne Social Desirability Scale » (*MCSDS*), ce dernier est d'ailleurs meilleur dans la détection de menteurs (hétéroduperie) que le *SDR*, bien que tous les deux soient efficaces en la matière[158]. Le BIDR-6[33] et une version raccourcie du *SDR*, passant de 40 questions à 6 questions, une telle réduction apporte un gain substantiel en temps, mais baisse inexorablement la précision du résultat. Une version française et validée de ce type de questionnaire existe[137] (il existe aussi des versions traduites du *SDR*).

Ce biais serait l'un des plus courants affectant la validité des expériences[146] et expliquerait à lui seul entre 10% et 75% de la variance dans les réponses des participants[209]. Malheureusement ce biais bien que présent semble rarement traité, entre 2004 et 2005 sur 14 275 questionnaires listés au CINAHL, seulement 31 (0,2%) ont utilisé une échelle de désirabilité sociale. Or, parmi ces 31 études, 43% ont trouvé que le biais de désirabilité sociale avait influencé leurs études[272]. King et al.[146] disent que ce phénomène est particulièrement présent dans les cas où les questions sont sensibles socialement ou quand l'anonymat du participant est compromise. Le *SDR* n'impacte pas tous les groupes de la même façon, les sujets jeunes et certaines populations sont par exemple plus impactés[146]. Il est à noter que des relations entre le *SDR* et le *Big Five* existent[62].

Dans le cas de l'utilisation classique de la plateforme Orientoi, qui est à distinguer de l'application créée pour la thèse, les sujets sont parfois adolescents et sont parfois en groupe lors de leurs réponses aux questions et aux métiers. Cela peut avoir d'autant plus d'impact de par la présence de pairs, dont ils ne peuvent se soustraire (séance d'orientation, salon étudiant, ...). Certains de ces jeunes donnent alors une réponse instantanément négative, à des métiers dont les préjugés sont forts et négatifs.

2.6.2 Biais de cognition

La compréhension et le mode de captation

La compréhension de la signification d'un questionnaire où des réponses peuvent poser des soucis à la véracité d'une étude. Le biais de désirabilité sociale, quant à lui, peut pousser le questionné à ne pas formaliser son absence de compréhension.

Les échelles de Likert étant souvent utilisées dans ce type d'études, il est nécessaire de sélectionner l'échelle la plus appropriée à un usage donné. Dans [281], une étude a été effectuée sur près de 1 207 individus et reconduite sur 226 d'entre eux. L'étude montre une forte relation de la taille de l'échelle sur les mauvaises réponses aux questions inversées et sur la distribution des réponses, pouvant affecter la qualité des questionnaires.

Baumgartner et al.[25] considèrent dans leur article, 7 biais de réponses, aussi appelés styles de réponse. Ces styles de réponses ne sont pas censés être impactés par le sujet de l'étude[170]. Les 3 principaux biais de réponses sont (dans [281]) :

- **Extreme response style (ERS)** : le sujet répond quasi systématiquement de façon extrême aux réponses (note la plus haute ou la plus basse), ce biais va impacter la dispersion des notes[25]. Ces types de réponses sont considérés comme pleins d'informations et plus révélateurs sur l'opinion du sondé[170].
- **Net acquiescence response style (NARS)** : le sujet a tendance à répondre positivement à toutes les réponses. Ce phénomène serait accru lorsque tous les points de l'échelle sont labellisés.
- **Misresponse to reversed items (MR)** : le sujet donne la même réponse quand une même question à vu son sens inversé.

Les 4 autres biais de réponses sont : acquiescence response style (ARS); response range (RR); midpoint responding (MPR); noncontingent responding (NCR). Il a été montré dans [170] que le mode de captation (face à face ou web) va avoir un impact sur les ERS et sur les ARS. Ces modes de réponses sont plus présents en face à face, les ARS le sont notamment pour donner une meilleure image au sondeur.

Il est montré dans [281] que les points centraux et les labellisations complètes ont tendance à faire baisser le taux de ERS et de MR, mais aussi à augmenter le taux de NARS. De plus, le taux de MR est au plus bas quand il y a 5 points à l'échelle et qu'ils sont tous labellisés. Dans [281] les formules utilisées sont :

- $NARS = \ln((agreements + 1)/(disagreements + 1))$
- $ERS = \ln((extremeResponses + 1)/(nonExtremeResponses + 1))$

En conclusion de leurs recherches, il en découle que l'utilisation d'une échelle de Likert à 5 points avec labellisation est optimale dans notre cas. Qui plus est, les échelles de Likert sont plus qualitatives dans le cas d'une étude en ligne selon [170].

Expérience en tant que joueur

Lors de la prise en compte de résultats de jeux, il est important de prendre en considération le niveau d'expérience du joueur avec le médium vidéoludique. Un joueur novice n'aura pas certaines réactions qu'aura un joueur expérimenté. Mais pour autant, un joueur novice pourrait se montrer aussi bon qu'un joueur qui ne l'est pas dans certain type de jeux simples[48], juste de par des capacités cognitives plus développées dans un domaine. Ce paramètre a donc son importance lors de l'étude d'une mise en relation entre façons de jouer et un élément quelconque. Beaucoup d'études prennent cette information en compte[118, 117, 256], voire sont centrées sur le fait de détecter le niveau du joueur[172, 174].

Bien évidemment, globalement, un non-joueur aura des performances moindres qu'un joueur expérimenté[117]. Pour un jeu simple (ce qui est le cas de beaucoup de ceux que nous allons proposer), la différence en terme d'immersion entre un joueur occasionnel et régulier ne semble pas significative d'après [256].

La fatigue

La fatigue a un impact non négligeable sur notre efficacité générale et nos capacités de mémorisation, il en va de même dans les cas des jeux vidéo. Il nous est possible de partiellement déduire l'état de fatigue à un instant t du sujet, car pour chaque donnée, nous avons la date et l'heure. Cependant, cet "indicateur" ne peut pas nous aider quant à la fatigue cumulative actuelle du sujet.

2.6.3 Biais sociaux

Le genre

Le genre semble avoir un impact sur les attentes des joueurs, ainsi les hommes seraient plus attirés par les challenges difficiles, les femmes seraient plus engagées et les performances entre les 2 ne seraient pas significativement différentes[117]. Dixon[81] argue aussi le fait que le genre influe sur les préférences et les motivations d'un joueur. Dans une étude[118] de 2011 sur 432 individus, il est stipulé que les hommes étaient plus attirés par le fait de surpasser les autres joueurs que les femmes, qu'ils avaient beaucoup plus tendance à jouer que les femmes (le pourcentage total de joueurs "avide" était de 15,4%, mais chez les femmes, il était de 1,5%). Qui plus est, seulement 15,9% des hommes étaient des non-joueurs, contre 48,2% pour les femmes (il y a donc une relation entre expériences de jeu et genres à prendre en compte). Aujourd'hui en France, 72% des femmes jouent aux jeux vidéo[246]. Il semblerait, selon la même étude, que les femmes soient moins enclines à aimer la compétition et préfèrent les jeux solo. C'est peut-être imputable au fait que les hommes sont plus enclins à la compétition, mais aussi que certains hommes peuvent s'avérer toxiques envers les femmes dans les jeux en ligne. Or, il est connu que les stéréotypes peuvent avoir un impact sur les performances[41]. Thompson et al.[256] soulignent l'importance du genre dans l'expérience de jeu, une analyse (ANOVA) a d'ailleurs révélé dans leurs études sur l'immersion et les tailles des écrans, que le genre était un facteur d'importance. Une dimension similaire à laquelle il faudra faire attention est l'âge des sujets, autant pour des raisons de capacités que d'un éventuel comportement générationnel.

Dans le cas de notre application commerciale qu'est Orientoi, il y a une différence entre chaque jeu en matière de pourcentages de bonnes réponses par rapport au genre de l'individu. Ainsi, le jeu "Métiers Cachés" et le jeu "Bonne Couleur" présentent un score de pourcentage de bonnes réponses chez les femmes plus grand. Ceci peut être dû à une plus grande concentration pour le jeu "Bonne Couleur" et à un pourcentage de lectrices plus grand que le nombre de lecteurs pour le jeu "Métiers Cachés" (et de ce fait un meilleur vocabulaire et une meilleure aisance avec les mots). Pour ce qui est du jeu du "Parcours Piégé", ce sont les hommes qui sont meilleurs, ce qui est peut-être dû à une mémoire à court terme plus développée et à une meilleure représentation dans l'espace (vérifié via ANOVA non paramétrique, sauf pour les jeux des métiers).

Attention : les différences entre hommes et femmes ne viennent pas d'une différence de structure cérébrale, mais de divergence dans l'expérimentation et apprentissage dus à l'environnement social.

Dans une étude sur 276 étudiants[285], il est mis en avant une large disparité concernant le jeu vidéo, autant en termes de fréquence de jeu, que de temps de jeu en général et en termes de sessions. Or, une différence aussi grande mène nécessairement à des différences en termes d'apprentissages de mécaniques de jeu, ce qui est probablement la principale cause de divergence des genres dans le domaine vidéoludique. Dans [117], il est dit que le genre n'a pas d'importance dans les performances sur 3 des 4 jeux proposés, dans des conditions égales.

2.6.4 Biais environnementaux

Effet de l'environnement direct

L'environnement direct a un fort impact sur la concentration d'un sujet. En effet, un individu n'a pas le même niveau de concentration quand il est chez lui avec une lumière tamisée, dans un laboratoire bien éclairé ou dans un événement entouré d'une centaine de personnes. Contrairement à une croyance populaire, il n'est pas possible d'être multitâches, nous portons en réalité juste notre attention de manière successive[125].

Imran et al.[213] ont montré (sur 30 étudiants) que le niveau de luminosité d'une pièce avait de l'influence sur leur immersion. Le fait de jouer dans une pièce obscure a augmenté drastiquement l'immersion du sujet, et plus l'éclairage est fort, plus l'immersion baisse. Cela serait imputable au fait que baisser la luminosité diminue la visibilité du monde qui nous entoure et nous incite donc à être plus focalisé sur l'écran.

À noter que la couleur de la lumière (lumière chaude, froide ou neutre) a aussi un impact sur la mémoire à court terme[148], ce qui induit que l'environnement peut influencer directement les résultats du joueur en fonction du *gameplay*, la résolution de problèmes semble d'ailleurs impactée particulièrement. Dans le cas de la mémoire à court terme, seuls les hommes semblent impactés par la couleur de la source lumineuse (étude réalisée sur 54 hommes et 54 femmes de 18 ans).

L'immersion étant liée à la capacité à se concentrer, il est normal que les capacités du sujet sont en baisse si l'environnement n'est pas adéquat.

Le son et la pression sociale peuvent également avoir de l'influence sur les joueurs. Sur les données de la plateforme Orientoi, on peut constater que lors de la première partie sur les jeux "Bonne Couleur" et le jeu "Parcours Piégés" on observe une influence du contexte (lycée, salon ou chez soi) sur les pourcentages de réussite aux jeux, vérifiée via une ANOVA non paramétrique (Kruskal-Wallis)[155].

Effet de la taille de l'écran

Dans [213], deux versions d'un même jeu ont été testées par 29 étudiants, l'une de ces versions était sur ordinateur et l'autre demandait de se déplacer dans la réalité en utilisant un Ipad afin d'y jouer. Bien qu'il y ait une réelle différence d'immersion, la différence dans la dissociation avec le monde réel n'est pas notable. L'implication émotionnelle et cognitive serait significativement plus grande dans le cas du jeu sur PC (mais le résultat est à prendre avec des pincettes d'après l'auteur).

Dans [256], il a été testé l'impact sur l'immersion en faisant jouer 2 groupes de 10 joueurs au jeu Fruit Ninja pendant 5 minutes sur 2 appareils différents. Ces joueurs ayant tous une expérience dans le jeu vidéo. Ces deux appareils sont un Ipad et un Ipod, leurs similarités sont grandes, le changement principal étant la

taille de l'écran. Qui plus est, un soin a été pris de créer les exactes mêmes conditions de jeux pour chaque participant (fenêtres fermées, appareils posés sur la table, heures de tests relativement similaires, ...). Le jeu étant très simple et affordant, les biais issus de l'incompréhension semblent peu probables, d'autant plus qu'une explication du jeu a été donnée avant l'expérience. Pour mesurer cette immersion, ils ont utilisé le questionnaire « Immersive Experience Questionnaire » [134]. Ils disent que la taille de l'écran a un effet sur l'immersion, bien que l'effet soit minime (mais ces dires sont discutables avec une p-value de 0,07). Le score d'immersion pour le plus grand support, l'iPad, était de 116,6 en moyenne, contre 102,3 pour l'iPod.

Toujours d'après [256] l'immersion relative à la taille de l'écran viendrait du fait que la taille de l'écran diminue la barrière de l'engagement (engagement comme 1ère étape de l'immersion, comme décrit dans [37]), et donc permettrait d'être immergé plus vite.

La contrainte

Contraindre un individu à réaliser une tâche aura invariablement un effet négatif sur la réalisation de celle-ci. Cela est malheureusement souvent le cas dans le cadre du *Serious Game*[118]. Cette contrainte est un sujet que l'équipe Orientoi a elle-même constaté lors des événements en classe ou dans les salons. Dans [117] est stipulé que le fait de forcer un joueur à utiliser à un *Serious Game* va avoir un effet direct sur les performances des joueurs, son attention, son engagement et sur le plaisir qu'il va prendre à jouer. Qui plus est, dans ce type de cas, le jeu étant obligé, il se trouve que des groupes non avantagés vont devoir y jouer, telles que des personnes non-joueuses, les joueurs résilients ou les femmes³¹[117]. Guardiola[104] dira que la contrainte est un frein à l'engagement et que pour compenser l'aspect forcé de certains *Serious Games*, il est nécessaire de réellement se pencher sur l'aspect ludique, le joueur ne doit pas juste subir ce que l'on qualifie de jeu.

2.6.5 La rétention par le *game design*

Retenir un minimum l'utilisateur est un enjeu majeur, car si ce dernier joue au jeu, mais ne répond pas aux questionnaires (ou l'inverse), ces données perdent drastiquement de leur utilité (voir totalement), or, garder un utilisateur est un challenge de longue date[196]. Les éléments de *game design* utilisés pour garder cette rétention sont bien connus des concepteurs de jeux vidéo et ne seront explorés qu'en surface dans ce document, bien qu'ils aient été optimisés pour l'application de ces travaux de recherche. Nous allons voir que le *game design* utilise depuis bien longtemps des notions de psychologie.

Le *fun*

Il est nécessaire d'agrémenter de *fun* les jeux réalisés pour assurer la rétention. Et beaucoup des points de cette sous-section permettent d'assurer ce *fun*. Ian Bogost, professeur au Georgia Institute of Technology, chercheur dans le domaine du jeu vidéo et *game designer*, dira dans sa conférence "A Game Designer Explains the Counterintuitive Secret to Fun"[34], que jouer est : "le fait de manipuler quelque chose qui ne dit pas tout de ses capacités, mais qui limite plusieurs d'entre elles." Il détermine que le *fun* nécessite du sens dans les actions effectuées, ainsi qu'une certaine dose de contraintes. Et que le *fun* ne peut se faire sans la prise au sérieux de l'activité en cours.

Boucle de *gameplay*

Le *gameplay* est un ensemble de règles de jeux. En fonction de ces dernières, les sensations vont être totalement différentes. Par exemple, en projetant cet aspect sur du sport : le basketball et le football ont tous les deux des ballons, mais les règles changent totalement le ressenti de jeu. Le *gameplay* est décrit dans [104] comme : "L'ensemble des actions (cognitives ou physiques, performances et stratégies) que le joueur déploie et qui influencent positivement ou négativement la résolution de la situation de jeu incertaine dans laquelle il est engagé."

Dans [11], Marc Albinet dira que la structure fondamentale du *game design* est la boucle de *gameplay*. La boucle de *gameplay* se caractérise par des cycles de phase de jeu petit ou grand, se composant d'un objectif, d'un challenge et d'une récompense.

31. L'étude date de 2011, les femmes sont moins sous-représentées maintenant en tant que joueuses.

Immersion

L'immersion peut être définie comme la sensation d'être dans le jeu, lorsque l'immersion est totale cela peut se traduire par le fait de se sentir dans le jeu ou l'oubli de ce qui nous entoure[37]. L'immersion peut aussi se faire par la narration, une œuvre captivante va nous plonger dans son univers. À noter que nous pouvons être immergés dans un univers aux antipodes du nôtre, rempli de magie ou de vaisseaux spatiaux, c'est la suspension consentie d'incrédulité qui permet ceci. Certains jeux font du personnage le prolongement du joueur, là où d'autres en font un simple outil. Pour Neuro, nous avons fait le choix de faire du personnage le prolongement du joueur pour maximiser l'immersion, maximisation également générée par le peu d'interface utilisateur.

Le *Flow*

La théorie du *Flow* s'inscrit dans la psychologie, introduite dans le milieu des années 70 par un professeur en psychologie du nom de Mihaly Csikszentmihalyi suite à des études sur le bonheur[50]. Cet aspect de la psychologie est maintenant bien connu des concepteurs de jeux, de par sa relation entre habilité et challenge, il est utilisé par un vaste panel de personnes, aussi bien des entraîneurs sportifs que des *designers* (au sens large) en passant par des professeurs[50].

Il existe 8 composantes pour atteindre le *Flow*[66], toutes ces composantes ne sont pas nécessaires en même temps pour l'atteindre. Ces composantes sont : une activité difficile nécessitant des compétences ; un mélange d'action et de conscience ; un but clair ; des *feed-backs*³² immédiats ; de la concentration ; une impression de contrôle ; une perte de conscience de soi ; un sens du temps altéré.

Une notion qui reste essentielle dans le cas du *Flow*, c'est le besoin d'équilibre constant entre la difficulté et les compétences du joueur. Si la difficulté est trop grande comparativement aux compétences d'un joueur, celui-ci va générer de l'anxiété. Si elle est trop faible, il s'ennuiera, provoquant le désintérêt pour le jeu, jusqu'au départ du joueur. Une balance constante est alors nécessaire pour maintenir les joueurs dans l'expérience du *Flow*, bien qu'ils aient une certaine tolérance au fait d'avoir des phases de jeux moins stimulantes, cela ne doit pas trop durer[50]. Plusieurs méthodes sont possibles pour pallier ce souci, dans le cas d'un jeu d'aventures linéaires par exemple, on peut contraindre le joueur à une zone jusqu'à ce qu'il vienne à bout d'un obstacle. Cette méthode permet de l'obliger à avoir acquis certaines mécaniques de jeux (le jeu vidéo est intrinsèquement relié à la notion d'apprentissage) avant de pouvoir continuer, ce qui induit qu'il aura de meilleures dispositions pour affronter des défis plus complexes par la suite. En fonction du jeu, d'autres méthodes peuvent être mises en place : choix de difficulté, augmentation linéaire de la difficulté, augmentation adaptative et dynamique de la difficulté, ...

Lora Ariza et al. en 2017 dans [174], ont adapté la difficulté du jeu Tetris en fonction des performances du joueur. Il en résulte, via cette méthode de difficulté adaptative dynamique, une satisfaction globale plus grande chez les joueurs. De par les différences d'expérience entre les individus, il est important de donner la possibilité au jeu d'adapter sa difficulté au joueur[50], aussi bien par des mécaniques sélectives qu'adaptatives. D'autres études telles que [268] se sont intéressées à la relation entre performance/efficacité et plaisir de jeu. Cette étude a montré le fait que la sensation d'efficacité est un médiateur de la relation entre performance et plaisir de jeu.

Dans [179], il est souligné que le type de joueur a une influence sur les attentes en matière de *Flow*. Ainsi, toutes les personnes ne suivraient pas la même courbe pour les maintenir dans cet état. Cette notion de *Flow* est importante dans le cadre d'un *Serious Game*, car elle va améliorer la satisfaction du joueur, et de ce fait, augmenter ces fréquences d'usage de ce dernier[40].

User experience design

Dans cette partie, nous allons aborder quelques notions de conception d'expérience utilisateur (*UX design*), ces notions ont bien souvent un rôle important pour la création de "bons" jeux vidéo, surtout dans les jeux

32. Rétroaction.

vidéo disponibles sur mobile comme Neuro. L' *UX design* consiste à optimiser l'usage d'un service (dans notre cas), pour améliorer l'expérience utilisateur. Cela peut se faire par exemple en limitant les contraintes d'utilisation (un bouton facilement accessible) ou en s'assurant de la compréhension de la fonction d'un objet (au sens large).

Un *UX design* de qualité est un point essentiel, la majorité des utilisateurs ne regardent pas ou peu (de l'ordre de la dizaine de secondes) les tutoriels[125], c'est d'ailleurs le cas pour Neuro. Ainsi, dans le cas de jeux complexes, les utilisateurs peuvent ne pas savoir ce qu'ils doivent faire. Nous avons pris un soin particulier à limiter ce biais dans le cas de l'application de thèse (Neuro), ce qui passe par des jeux simples et par des principes tels que :

- **Le point focal** : la prise d'informations visuelles peut être facilitée en démarquant ce qui est important. C'est notamment le cas de la loi du point focal, notre attention est naturellement dirigée vers les éléments saillants d'une scène[36]. Dans les jeux modernes, cela se traduit par exemple par des zones dans le décor dénotant du reste. Les éléments en rouge dans *Mirror's Edge* de Electronic Arts sont par exemple des éléments interactifs. Cela peut aussi se traduire par une simple sur-brillance indiquant une action possible dans certains jeux. Dans les jeux de plateforme, les pièces d'or ou autres collectables sont souvent employées afin de guider le joueur. Il est cependant nécessaire de ne pas surexposer le joueur de points focaux, au risque d'amoinrir leur impact[36].
- **Expérience tactile** : les zones actives doivent être suffisamment proche des doigts, d'autant plus que 70 pourcents des utilisateurs de smartphone l'utilisent avec leur pouce[36]. Les points d'action (boutons et autres éléments interactifs) ne doivent pas être trop petits, un élément de 3 mm engendrera une erreur de clic de 20%. Il est conseillé d'avoir des éléments d'au moins 7 mm (1% d'erreur) avec une marge d'au moins 2 mm entre 2 éléments[13].
- **L'affordance** : proposée en 1966 par James J. Gibson, l'affordance représente les possibilités d'actions suggérées par les caractéristiques d'un objet[36]. Quand un utilisateur navigue sur internet, il est en capacité de comprendre ce qui est cliquable ou non, car il a été habitué à des formes et des positionnements suggérant cette possibilité. Il en est de même pour le jeu vidéo, ou certains *gimmicks* sont ancrés chez les joueurs, par exemple : les cœurs ou la nourriture qui redonne de la vie³³. Dans "The Psychology Of Everyday Things"[214] (1988), l'affordance est décrite comme : "la relation entre les propriétés d'un objet et la capacité d'un agent à déterminer comment cet objet peut être utilisé.". L'aspect capacité de l'agent semble ici judicieux, aux premières utilisations d'un objet ou service totalement nouveau, l'agent ne maîtrise pas encore certains codes essentiels. Il peut donc être nécessaire de guider le joueur si celui-ci n'a pas encore un langage vidéoludique assez conséquent.
- **La gestuelle** : il existe un grand nombre de gestuelles possible sur mobile, parmi les plus communes on notera le "tap", "press", "drag", "swipe" et le "pinch"³⁴. Ces gestuelles sont utiles pour diversifier les actions sans encombrer l'utilisation de nouveaux éléments tels que des boutons. Mais leur utilisation est à faire avec précaution, car sans explication ou avec un utilisateur distrait, il est possible que l'utilisateur ne sache pas qu'il peut utiliser l'action dans ce contexte.

Le Juice

Le *Juice* est un principe reposant sur le fait de renforcer les réponses de jeu en fonction des actions du joueur, via l'utilisation de stimuli (*feed-backs*) visuels, sonores ou tactiles, dans le but d'augmenter le plaisir de jeu bien entendu. Les *feed-backs* ont un effet de renforcement, tel que l'on peut en voir dans les expériences, entre autre, de Skinner[250]. Ce renforcement doit, pour fonctionner, répondre à certains codes : immédiateté, cohérence, clareté, . . .

Dans leur conférence "Juice it or loose it"[189], Martin Jonasson et Petri Purho diront : "A juicy game feels alive and responds to everything you do - tons of cascading action and response for minimal user input."³⁵.

Voici quelques éléments pour créer du *Juice*³⁶ : des déformations/modifications visuelles des objets (objets

33. Même si on peut se questionner de la cohérence, quand il s'agit d'un poulet rôti caché dans une poubelle ou dans les murs d'un château millénaire.

34. Dans l'ordre : taper, presser, glisser, "glisser hors de l'écran" et pincer.

35. Une sensation de jeu "juteuse" donne vie et répond à tout ce que vous faites - une tonne de réponses et d'actions en cascade pour un minimum de contribution.

36. Dans la conférence INDIGO Classes 2013[212], Jan Willem Nijman montre au fur et à mesure comment faire passer un jeu de tir d'un état "Dry" à "Juicy". Dans [189] la même présentation est réalisée, mais sur un casse brique.

au sens large) ; des flashes ; du *screenshake*³⁷ ; utilisations d'effet signifiant un impact ; des sons ; les vibrations de la manette ; ...

Gamification

La *gamification* peut être définie comme "l'utilisation de mécaniques de jeu et de design pour engager et motiver digitalement des personnes à atteindre leurs objectifs"[12] ou comme "Le fait d'utiliser des éléments de *game design* dans un contexte non vidéoludique"[78]. Deterding et al.[78] soulignent néanmoins que cette définition peut légèrement changer aux yeux d'un consultant ou d'un vendeur (quand le but devient lucratif), devenant par exemple : "Le processus d'utilisation d'éléments de jeux pour résoudre des problèmes et engager l'utilisateur"[300]. Aujourd'hui, la *gamification* est entrée largement dans la vie de tous les jours [90], notamment via une multitude d'applications sur nos smartphones.

Elle permet d'augmenter l'engagement, la rétention et le plaisir du joueur[265]. En donnant du sens aux actions, on augmente la motivation de réaliser des tâches, qui peuvent être inintéressantes, mais importantes[76], tout en augmentant la joie et la satisfaction de vie[220, 129].

Cela peut bien sûr s'appliquer à tout, que ce soit motiver quelqu'un à courir dans une application de running ou à manger dans une application de fast food. La méthode peut être la même (exemple : points, niveaux), la finalité, elle, ne l'est pas.

Les éléments de *gamification* sont donc des éléments à fort potentiel de rétention. Qui plus est, dans notre cadre, leur potentiel discriminant en termes de personnalité et de typologie de joueurs est intéressant.

Graphismes

L'aspect graphique est à ne surtout pas négliger, il est important d'avoir une certaine qualité graphique, ainsi que de la cohérence à ce sujet. L'aspect graphique est l'une des premières choses que les utilisateurs voient, il se doit donc d'être particulièrement travaillé. Mais aussi, dans notre cas, d'être suffisamment accessible et commun pour toucher le plus grand public possible. Nous avons utilisé des ressources graphiques de [3], ce qui nous a assuré une certaine qualité, ainsi que de la cohérence (cette composante étant connue pour favoriser l'immersion). Pour ce qui est de ce point, nous avons fait en sorte de garder une cohérence graphique dans l'ensemble des jeux, mais aussi de faire en sorte que le graphisme soit cohérent avec le *gameplay*.

2.7 Dangers

Dans le cadre de ces travaux de recherche, plusieurs dangers apparaissent, on soulignera 2 types de danger : ceux relatifs à son bon déroulement et ceux relatifs à son application dans un cadre industriel avec les dérives qui peuvent advenir.

Le premier danger relatif à son bon déroulement vient du fait que la thèse a été réalisée pendant une pandémie. Il se trouve que la finalisation de l'application de récolte de données a coïncidé avec le premier confinement. Or, le confinement a eu un impact sur l'état dépressif de beaucoup d'individus[7]. Il est donc possible que certains traits, notamment le neuroticisme, aient été affectés pendant cette étude³⁸. Un autre point problématique fut la captation des candidats. Bien que beaucoup de choses aient été tentées et que l'ensemble de l'application est utilisable en ligne, il fut compliqué de trouver des candidats pendant et après le confinement. Les lycées furent totalement inaccessibles, ce qui résulte en un très faible ratio de 15-18 ans, ceux les plus à même d'être concernés par l'application de la thèse a posteriori.

Pour ce qui est de son application, les dangers sont relatifs à l'éthique. Ces travaux de recherche ont pour l'un de ces objectifs la détection de traits de personnalité en fonction d'éléments de jeu. Or, le *Big Five* peut être un prédicteur dans les domaines de la santé physique, du bien-être, de l'éducation et du sport[79] et a été utilisé dans l'affaire *Cambridge Analytica*. Plusieurs traits en particulier peuvent poser des soucis éthiques, l'un d'eux, l'ouverture, pose des soucis mineurs, étant relié à l'intelligence et aux bonnes notes scolaires[190].

37. Tremblement de l'écran.

38. Sans parler des nouveaux conflits, qui devraient encore plus modifier ce trait.

Mais d'autres, tel que le neuroticisme, posent d'énormes soucis, étant reliés à l'anxiété, une estime de soi basse, une dysrégulation émotionnelle ainsi qu'à d'autres soucis mentaux[79]. Ce trait est également relié à des comportements addictifs tels que le fait de parier de façon compulsive[67]³⁹ ou à la dépression. Il est aussi possible via les traits O, C, E et A de détecter la propension d'un sujet quant à la prise de risques, se traduisant par des comportements à risque tels que : fumer du tabac, prendre des drogues, boire de l'alcool, le fait d'avoir des rapports non protégés[75] ou bien même le salaire[58].

Un autre point à soulever est le cloisonnement en termes de proposition que peut provoquer certains choix de paramètres lors de la phase de prédiction d'un système de recommandation (un type de modèle de *machine learning*⁴⁰). On pourra souligner des paramètres tels que le genre ou l'âge, qui sont intégrés dans le formulaire d'inscription de Neuro, mais aussi d'autres possibilités telle que la catégorie socioprofessionnelle qui ont été omis. Le souci est que ces paramètres ont une influence qui est de l'ordre du social, ainsi, ce n'est pas pour autant que si nous proposons la coiffure à tous les garçons⁴¹ de l'application, plus de garçons vont s'y intéresser. Pire encore, la répétition de propositions qui sembleraient trop inadaptées, à un public qui pour rappel est souvent jeune⁴² pourrait lui générer de la défiance vis-à-vis de l'application, et donc, nuire à son engagement dans le processus. Les réelles raisons de ces différences ne sont bien évidemment pas biologiques, mais sociales et sont traitées plus en détail dans la partie 5.2.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons traité des tests de personnalité et de typologies. L'état de l'art nous a conduit à sélectionner 3 tests primordiaux, qui seront obligatoires lors du parcours des utilisateurs dans l'application Neuro. Ces tests sont le *Big Five*, *HEXAD* et un questionnaire de mesure de désirabilité sociale. Les deux premiers sont nécessaires pour établir un jeu de données contenant la personnalité et les typologies de joueurs des sujets. En outre, ils ont une validité scientifique et des relations connexes.

Le test du *Big Five* est un test reconnu qui a été construit empiriquement contrairement à d'autres tests de personnalité existants. Il existe de nombreux questionnaires pour évaluer les 5 traits de ce modèle. Dans le cadre de ces recherches, le choix s'est porté sur le BFI-2, de par son nombre de questions qui est un bon compromis entre précision et rapidité, mais aussi pour des raisons de licence. Le modèle de typologie de joueurs *HEXAD* a lui été choisi de par ses liens avec les traits de personnalité du *Big Five*, permettant ainsi d'établir des relations entre des questions de jeu et des traits de personnalité. Le choix s'est porté sur un questionnaire *HEXAD* en 24 questions.

Le questionnaire de mesure de désirabilité sociale en 36 questions quant à lui fut choisi pour minimiser le biais le plus courant et dangereux dans les études comportant des questionnaires. Bien que ce dernier soit moins présent dans le cas de questionnaires en ligne. Ce chapitre traite également des autres biais possibles dans le cas de l'utilisation du médium vidéoludique. Certains de ces biais peuvent être traités avec des degrés plus ou moins forts, d'autres quant à eux ne le peuvent pas. L'ensemble de ces biais provoque un degré d'incertitude pouvant bruite les données. Qui plus est, nous sommes à notre connaissance les premiers à effectuer des recherches incluant à la fois, jeux vidéo, tests de typologies de joueurs, tests de personnalité en vue de déterminer un attrait métier via du *machine learning*.

La rétention et l'utilisation d'éléments de *design* modernes sont d'autres dangers, notamment pour le *Serious Game*. Dans ce chapitre, plusieurs notions liées au *game design* ont été développées pour permettre la compréhension du chapitre suivant. Les liens établis entre jeux vidéo et personnalité ont servi de base à la création de l'application Neuro. Ils sont essentiels pour choisir/capturer les informations vitales pour ces recherches. Le chapitre suivant traitera de la conception de cette dernière et des relations attendues entre traits de personnalité, typologies de joueurs et éléments réels de jeux.

39. Il existe des sociétés ayant comme modèle économique ce que l'on appelle des Free 2 Play qui basent leurs revenus principalement sur des typologies de joueurs appelés les "baleines". Elles qui peuvent dépenser des dizaines de milliers d'euros dans des jeux sensés être gratuits. L'un de ces jeux les plus connus et dominant dans le marché mobile est/était d'ailleurs également présent sur le marché du casino en ligne.

40. *Machine learning* sera utilisé dans ce document pour éviter toute ambiguïté avec le terme apprentissage.

41. Cet exemple est ici pris de par le fait que ce métier est composé de 90% de femmes et que le cliché est bien ancré.

42. Et donc moins au fait des réalités métiers et plus enclin aux stéréotypes.

3 Relations entre les éléments mis en place et la littérature

Dans ce chapitre sera traité un état des lieux exhaustif des divers éléments mis en place dans l'application Neuro. Il y sera détaillé diverses relations établies par la littérature entre différents éléments conçus dans le cadre de cette application, les relations recherchées étant de l'ordre des typologies de joueurs et de la personnalité.

Afin de permettre le recueil des données, l'application Neuro est doté d'un serveur permettant la récolte à distance des informations. L'étape de récolte ayant démarré lors du confinement, ce choix d'utiliser internet pour la collecte des données était vital. L'utilisation du web a également pour avantage de permettre la transmission de l'étude à une population plus large, mais aussi, de limiter le biais de désirabilité sociale[170].

Ces travaux ont pris comme base les recherches d'Andrzej Marczewski et ses 6 typologies de joueurs décrites dans son modèle *HEXAD*[185]. Trois typologies s'avèreront difficiles à cerner via les éléments mis en place, de par leurs relations fortes avec leurs besoins d'influencer/communiquer avec les autres joueurs. Ces trois types étant : les "Socializers", les "Philanthropists" et les "Disruptors". Cependant, la mise en place de questionnaires permet de s'assurer de la typologie réelle des joueurs.

La sous-section 3.12 de ce chapitre traite de 5 des 19 jeux réalisés. Une mise en lumière sera faite pour chaque jeu sur les différents éléments de *game design* les composant. Il y sera fait part des différentes stratégies dont peuvent faire preuve les utilisateurs, stratégies pouvant être reliés à leurs typologies en tant que joueurs. Il y sera également traité la captation de capacités cognitives que permettent certains de ces jeux, tels que la mémoire et le temps de réponse.

3.1 Inscription

Une multitude de données utiles sont enregistrées dès l'étape d'inscription de l'utilisateur. Parmi ces données figurent l'adresse email pour assurer l'unicité du candidat et le mot de passe (protégé par hashage et salage), ces deux données ne semblent pas pertinentes/exploitable pour notre étude (sauf peut-être le suffixe du mail). Conformément au règlement général sur la protection des données, plus connu sous l'appellation *RGPD*, les utilisateurs ont à leur disposition un bouton pour supprimer leur compte, ceci étant également possible via l'envoi d'un email. Contrairement à la majorité des applications du type, il n'y a pas d'option pour générer un nouveau mot de passe en cas d'oubli de ce dernier.

Parmi les données classiques pouvant être utiles se trouvent :

- **Le pseudo** : c'est un identifiant unique pour un joueur. Un pseudo peut en dire beaucoup sur un joueur : pseudo inventé ? Constitué de mots existants ? De quelle langue viennent les mots du pseudo ? Le pseudo est-il une référence culturelle ? Quelques éléments simples à analyser pourraient s'avérer utile : l'utilisation de majuscules et de minuscules, notamment sur le premier caractère ; l'emploi de chiffres ou non ; Le nombre de voyelles et de lettres ; ...
- **L'année de naissance** : cette dernière a une influence sur la réponse donnée à une fiche métier (pour des raisons de connaissances, certitudes, stéréotypes, ...); sur les réponses aux tests de personnalité, car la stabilité du test utilisé change plus avant 24 ans et après 65 ans[58] ; sur la façon de jouer et l'expérience en tant que joueur. L'âge a aussi une influence sur les genres de jeux aimés, ainsi que les conditions de jeu aimées (en ligne, casual⁴³, compétitif)[266]. Plusieurs études ont montré que l'âge a une importance dans les motivations et le comportement de jeu[81] et sur les genres de jeux aimés[262]. L'âge a également un impact sur le temps de réaction du sujet[18]. Il est à noter que pour des raisons légales (*RGPD*), l'âge requis pour participer à cette étude est d'au moins 15 ans. Il est demandé uniquement l'année et le mois de naissance pour rendre légèrement moins contraignant le formulaire.
- **Le genre** : aura une influence sur les attentes et motivations dans le jeu[264, 179, 292] ; sur le type du joueur ; les genres de jeux joués[179, 164, 262] ; l'importance de l'immersion dans le jeu en fonction du type d'appareil[256] ; l'expérience avec le médium de par une fréquence de jeu plus grande chez

43. Désigne des jeux destinés à un public de joueurs occasionnels, souvent plus simples que les autres jeux.

les hommes ; le fait de jouer à plus de jeux différents[179, 285, 164] ; l'influence des stéréotypes sur certaines questions, notamment les fiches métiers[267] ; le fait d'aimer ou non certains éléments de jeux[266], voire même le fait d'aimer certains genres de jeux[264].

D'autres informations sont données lors de l'inscription, celles-ci s'inscrivent dans une recherche plus contextuelle :

- **Le niveau d'études** : il peut y avoir divers facteurs influencés par le niveau d'étude du sujet.
- **Le métier** : dans le cas où l'on fait passer le test à des adultes, il pourrait être intéressant d'avoir cette information pour relier métier effectif et les divers éléments présents.
- **Le nombre d'années d'expérience** : idem que le précédent.
- **Description libre** : la description libre pourrait être reliée aux divers éléments via un traitement du langage naturel. D'autant plus que certains modèles précurseurs au *Big Five* ont cette notion de description personnelle via des adjectifs[17]. Le simple fait de se décrire ou non dans ce champ libre est peut-être aussi un indicateur intéressant.

Informations sur le jeu vidéo :

- **Le genre de jeu aimé/détesté** : certaines études ont établi une relation entre genres de jeu aimés/détestés et traits de personnalité[277, 248, 291, 219, 138].

Dans [179], ils mentionnent que le fait de trouver certains genres de jeux attrayants est un marqueur de motivations soit intrinsèque, soit extrinsèque. Dans ce même papier, ils mettent en avant le fait que les joueurs se spécialisent souvent dans un ou plusieurs genres de jeu, et sont donc peu familiers avec d'autres, qu'ils trouvent probablement peu plaisant. Ce qui induit que pour ce type de recherches, 2 facteurs sont importants, la prise en compte de ces données en tant qu'éléments de préférence (ce qui est évident), mais aussi en tant que moyen de contextualiser l'expérience du joueur sur nos différents jeux (ce qui est indispensable).

Attention cependant, les questionnaires demandant les préférences en matière de *gameplay* peuvent être biaisés par la non-connaissance d'un individu sur ce qu'il aime vraiment[178]. Cela est peut-être aussi le cas pour les genres de jeux.

Il existe également la possibilité que le nombre de genres aimés ou détestés ait une importance, notamment dans la détection de traits comme l'ouverture d'esprit.

Les genres de jeux proposés sont (choix multiples) : "Action", "Aventure", "Beat them all", "Casual", "Combat", "Course", "Gestion", "Hack'n'slash", "Infiltration", "MMORPG", "Musique", "Party game", "Plate-forme", "Réflexion", "Rogue-like", "RPG", "RTS", "Sims", "Simulation", "Sport", "Stratégie", "Survival horror" et "Tir (FPS)".

- **Pourquoi tu joues aux jeux vidéo** : certaines études ont établi une relation entre cette question et divers tests ou au fait d'aimer des genres de jeux[277]. Dans cette étude, une multitude de relations ont été faites, tel que : la timidité, se sentir seul, aimer la solitude, l'estime de soi, l'auto-efficacité, la sociabilité, ... Autant de relations qui peuvent avoir un fort potentiel discriminatoire dans le cadre de la détermination d'un métier pouvant plaire au sujet (choix multiple).

Conformément à [277] les réponses sont (choix multiples) : "M'amuser", "Me distraire", "Me relaxer", "Le scénario", "Stimuler mon imagination", "Augmenter mes capacités dans le réel", "Les relations sociales", "Avoir des sujets de discussion", "Améliorer mon avatar (personnage)", "La curiosité".

- **Quel(s) appareil(s) possèdes-tu** : il existe une multitude d'appareils (console de salon, console portable, ordinateur, casque de réalité virtuelle, smartphone, ...). Le fait de posséder tel ou tel appareil peut être un indicateur d'engagement pour le jeu vidéo, peut influencer l'expérience globale de l'utilisateur sur le médium, voire même être un indicateur de traits de personnalité (un joueur de chez Sony n'est pas le même qu'un joueur de chez Nintendo à âge égal).

Les choix sont (choix multiples) : "Smartphone", "Tablette", "PC (ordinateur)", "Console Nintendo", "Console Sony", "Console Xbox", "Console Autre", "VR (réalité virtuelle)".

- **Combien de jours joues-tu par semaine** : il est important de mettre en perspective l'expérience que l'utilisateur a dans le domaine du jeu vidéo, pour rappel ce dernier est un médium performatif où l'utilisateur est acteur. De ce fait, 2 utilisateurs ayant exactement les mêmes progressions dans différents jeux ne sont peut-être pas égaux en terme d'apprentissage (ou autre facteur), le premier peut jouer depuis 10 ans là où le second peut jouer pour la première fois (et donc, montrer certaines facultés).
- **Combien d'heures joues-tu par jour** : idem (le temps de jeu par semaine moyen était en 2017 de 6,5h [277]). [248] montre qu'il s'agirait d'un indicateur d'agréabilité, là où [191] à déterminer des divergences de types en fonction du temps joué sur leurs jeux. Qui plus est, il est possible qu'une relation entre ces réponses-ci et le temps qu'il passera sur l'application soit un indicateur intéressant, par exemple d'hétéro-duperie ou d'auto-duperie (le fait de jouer beaucoup aux jeux vidéo étant connoté négativement dans notre société). Cette information avec la précédente peut être un indicateur d'incohérence et donc peut aider à nettoyer les données.
- **Depuis combien d'années joues-tu** : idem. [248] montre qu'il s'agirait d'un indicateur d'ouverture (c'est de toute évidence à contextualiser avec l'âge du sujet).

D'une manière générale, l'ouverture est un trait lié au fait de jouer aux jeux vidéo[248]. Et l'addiction aux jeux vidéo, comme beaucoup⁴⁴ d'autres, est corrélée au neuroticisme[135], mais aussi à la solitude et inversement au sentiment d'auto-efficacité.

Cette information, avec l'âge, peut-être un indicateur d'incohérence et donc peut aider à nettoyer les données (un individu de 18 ans ne peut pas être joueur depuis 20 ans).

Informations diverses sur l'appareil :

- **Appareil** : en fonction de l'appareil, des différences sont à prendre en compte, on ne joue pas de la même façon sur ordinateur que sur smartphone par exemple. Et bien que pour Neuro d'énormes efforts ont été faits pour rendre les jeux responsifs⁴⁵ et similaires, il y aura fondamentalement des différences entre jouer sur un petit écran de téléphone ou d'ordinateur, de par les différences de surface. Qui plus est, le type/marque de l'appareil est un indicateur de personnalité, notamment l'ouverture et l'extraversion[248]⁴⁶. Le système d'exploitation peut également être susceptible de donner des infos sur l'utilisateur, étant utilisé dans[52].
- **Navigateur** : le nombre de navigateurs et de versions existantes sont nombreux, le JavaScript⁴⁷ est un langage qui de par ses particularités peut présenter des bugs sur certaines versions de navigateur un peu anciennes, la non-prise en compte de cet aspect pourrait être critique dans l'interprétation des données. Qui plus est, le navigateur de l'appareil est peut-être un indicateur de personnalité⁴⁸.
- **Hauteur/largeur** : smartphones, tablettes et ordinateurs ont des formats très différents entre eux. Mais ces différences peuvent se présenter au sein d'une même famille, tel que le smartphone. Il est nécessaire de prendre en compte le format et la taille de l'appareil pour contextualiser certains jeux, il faut par exemple beaucoup plus d'effort pour parcourir avec son doigt l'écran d'une tablette que celui d'un smartphone de première génération. Qui plus est, [257] montre que la taille de l'écran a une influence sur l'immersion du joueur, or cette immersion a divers impacts sur l'utilisateur.
- **Rapport d'aspect de pixel** : les données précédentes ne permettent pas de réaliser totalement leurs tâches sans le ratio de pixel. À noter que même avec cette information, il peut y avoir des soucis à la réalisation de cet objectif de contextualisation des ratios hauteur/largeur.

44. Si ce n'est toutes.

45. Que l'application et les jeux soient utilisables sur tous mes supports.

46. Un utilisateur d'iPhone n'est peut-être pas le même que celui de Samsung, les personas sont une habitude ancrée chez les chargés de marketing des marques.

47. Qui est le langage utilisé par l'application et pour les jeux.

48. Ayant fait des études dans l'IT et travaillé dans plusieurs sociétés, j'ai pu, au cours de ces 10 dernières années, constater des différences chez les utilisateurs en fonction des navigateurs utilisées (par exemple : Chrome pour ceux qui veulent de la rapidité, Firefox pour ceux qui veulent protéger leurs données, Internet Explorer . . . pour ceux qui veulent télécharger un navigateur internet), ce n'est en soi pas une preuve, mais cette hypothèse mérite d'être explorée.

Informations diverses :

- **Le code** : pour avoir la maîtrise de la provenance des utilisateurs⁴⁹.
- **Le temps d'enregistrement** : utile pour la phase de nettoyage, en cas d'utilisateur avec un comportement trop anormal dans l'enregistrement. Il est aussi possible que le fait de lire ou non la partie CGU soit un indicateur utile, car, selon [292] la lecture d'information est un bon indicateur de typologies de joueurs, à noter tout de même qu'il parle d'informations dans le jeu.
- **La date** : utile en cas de modifications majeures sur l'application suite à un bug. À noter que si un bug devait arriver, mais que ce dernier n'est pas critique, il ne sera pas corrigé pour ne pas impacter l'interprétation globale des données.
- **J'accepte d'être contacté par mail** : à la base afin de relancer certains joueurs et de demander à faire certains tests pour approfondir la base de données. Nous n'allons finalement pas influencer les utilisateurs de la sorte, mais il se peut que ce champ soit un indicateur de personnalité.

Chaque changement sur les champs⁵⁰ est enregistré, et ceci avec le *Timestamp Unix*⁵¹ associé. Il se pourrait que le temps de remplissage de certains champs, voir que l'hésitation, soit un indicateur pertinent (pour la personnalité et/ou pour le nettoyage des données).

3.2 Connexion

Lors d'une connexion, la date de connexion de l'utilisateur, ainsi que les données de la section précédente relative à "informations diverses sur l'appareil" sont enregistrées.

Cette information peut dans certains cas être très discriminante, c'est notamment le cas pour la prédiction de la perte d'un utilisateur[110]. Pour notre part, de par l'utilisation principale pensée pour smartphone, 2 comportements notables vont exister :

- Ceux qui vont quitter la page entre les utilisations ;
- Ceux qui vont la maintenir ad vitam æternam.

Les différents comportements à ce sujet sont faciles à différencier via le système de tracking des événements qui est mis en place. Il se pourrait que ce comportement bien distinct soit discriminant pour la partie des traits de personnalité. Cependant, cette information ne pourra pas être extraite des utilisateurs n'utilisant l'application qu'une seule fois. Ce qui, en fonction de la taille de leurs populations, pourrait rendre l'analyse impossible.

3.3 Changements de pages et événements

À chaque changement de page sur l'application, la page vue et la date de visualisation de cette dernière sont inscrites sur le serveur. Ceci couplé avec un système d'événements enregistrant certaines actions clés permet d'utiliser des analyses séquentielles. Banian et al.[22] ont réussi à prédire les traits de personnalité du *Big Five* via des séquences, le tout avec une exactitude de près de 57%. Ceci couplé au fait que dans [44], l'exactitude était de 70% pour les 3/4 des sujets, c'est encourageant⁵².

Plusieurs études ont aussi déterminé l'expertise d'un joueur via des analyses séquentielles, avec de bons résultats[172, 22]. Ce type d'analyse est particulièrement utile dans un cadre où le sujet évolue rapidement, car la caractérisation d'un individu par des séquences plutôt que par des paramètres fixes va prendre en compte la temporalité des actions du joueur. Alors que dans le cas d'une utilisation de données à un instant t , seule l'information de l'état du joueur à cette période est disponible[181]. L'utilisation d'un séquençage par évènement doit être faite en gardant en tête que certains événements ne sont pas pertinents de par leurs fréquences trop grandes et trop communes. Le but est de donner une idée du comportement du joueur via

49. Il était prévu à la base de faire de l'A/B testing via les codes, mais cette fonctionnalité n'a pas été utilisée. Le principe aurait été de faire une autre version avec seulement les jeux.

50. Ces champs pouvant être : une entrée libre, des cases à cocher avec sélection multiple ou unique.

51. Unité de mesure temporelle en informatique représentant le nombre de secondes passées depuis le premier janvier 1970.

52. Ces publications furent à la base de certains éléments de cette thèse, or, rétrospectivement, l'exactitude n'est pas une métrique claire quant à la bonne compréhension d'un résultat.

l'engagement de celui-ci à travers les différentes activités proposées par le jeu selon [181]. Il sera souligné dans [22] qu'un événement trop peu fréquent n'est pas pour autant nécessairement meilleur pour la discrimination. L'utilisation du séquençage permet l'emploi d'informations, que les données agrégées ne permettent pas, ce qui peut notamment conduire à la compréhension des usages et façon d'appréhender les boucles principales de *gameplay*[181].

3.4 Hub

Lors de sa connexion, le joueur arrive sur une page qui a toutes les caractéristiques d'un jeu d'aventure⁵³. Il peut se déplacer et explorer librement une grande carte, ainsi que parler à des personnages non-joueurs (PNJ) pouvant proposer des quêtes. Les PNJ ayant des quêtes ont une caractéristique les différenciant qui est très connu des joueurs, un point d'exclamation au-dessus de leur tête.

Cette partie de l'application sert notamment à détecter les utilisateurs du type "Free spirits", "Achievers" et "Socializer". Ceci est notamment utile pour les "Free spirits" et les "Socializer" qui sont difficiles à définir par les jeux. Les hypothèses sont les suivantes :

- **Les "Free spirits"** : étant motivés par l'exploration et la découverte, vont avoir tendance à visiter la carte le plus possible. Ils ne vont pas forcément suivre le chemin balisé (voir partie 3.4.1) pour se focaliser sur cette exploration, cette typologie n'aimant pas les éléments de jeu linéaire[265]. Pour ce faire, un *tracking* par zone et sous zone a été mis en place.
- **Les "Socializer"** : étant motivés par les interactions sociales, les PNJ sont ceux qui s'en rapprocheront le plus dans l'application, ces derniers seront peut-être des éléments cruciaux pour les "Socializers". Dans ce document de recherche, il est subodoré qu'ils devraient s'attarder sur tous les PNJ présents, même ceux ne donnant pas de quêtes ou récompenses, voire même d'essayer plusieurs lignes de dialogue uniquement pour voir les réactions des PNJ. Pour ce faire, un *tracking* des réponses données au PNJ est effectué.
- **Les "Achievers"** : étant motivés par les quêtes et le challenge, ils devraient, contrairement aux "Socializer", aller de quête en quête, en ne se souciant pas des PNJ décoratifs et narratifs[265]. Les études [22, 44] pourraient aussi mettre en avant cette évidence de par leurs choix de distinguer les actions d'attaque centrées sur les quêtes ou non. À noter que les quêtes sont aussi importantes pour les joueurs de types "Players"[265].

Magerko et al.[179] diront que les joueurs animés de motivations intrinsèques n'ont pas besoin d'un challenge spécifique, s'attardant sur les détails, ils ont besoin d'un environnement suffisamment riche à explorer. Ils sont donc sensibles aux mondes vastes, aux découvertes, aux collections et à la *customisation* d'avatar.

3.4.1 Les PNJ

Les PNJ ont été mis en place pour permettre des éléments de narration, cela se traduit par du texte et des icônes (figure 5). Certains types de joueurs sont plus sensibles aux éléments de narrations que d'autres. Dans [277] des relations ont été trouvées entre le fait de jouer pour cette narration et divers éléments de psychologie. Qui plus est dans [292], l'une des typologies créée par Yee a un lien fort avec cette narration. Cet attrait pour la narration serait relié au trait de l'ouverture, lorsqu'elle provoque des émotions selon [274]. Il est montré également dans [264] une relation entre typologies de joueur et narration. Des relations ont été faites entre l'aspect narratif et les traits de l'émotion et de la conscienciosité du modèle *HEXACO*[15].

Les discussions avec les PNJ principaux vont donner lieu à des mini-jeux ou à des questionnaires. Afin d'aider les joueurs à trouver toutes les interactions principales, le chemin le plus court prenant en compte les obstacles vers la prochaine quête prévue va apparaître en bleu pour les guider (voir figure 5). Ce cheminement a plusieurs avantages : le premier est d'aider les joueurs les moins expérimentés à ne pas se perdre dans ce qu'il doit faire (et donc a permis l'utilisation d'une plus grande zone de jeu) ; Le deuxième est de voir quels joueurs vont avoir tendance à se laisser diriger ou non.

Les choix lors d'une discussion avec un PNJ semblent avoir une importance pour la détermination de traits de personnalité, dans [22] des choix "normaux", "rudes" ou "amicaux" étaient possibles. La compassion

53. Sauf dans le très rare cas où il n'a pas encore créé son avatar.

(comprendre les personnages) est reliée au trait de l'agréabilité[274].

Dans [44], les éléments qui leur semblent importants sont : la finalité qu'induit le choix, les choix de dialogue, le temps passé dans le dialogue (ce qui doit impliquer le fait de lire réellement ou non). À noter que [22, 44] permettent le fait d'attaquer les PNJ, ce que nous ne mettrons pas en place. Rappelons que dans [292], la lecture d'informations est un fort indicateur de typologies de joueur.

Dans [261], une forte corrélation est faite entre l'immersion et les "Free spirits"/"Achievers". Ainsi que, dans une moindre mesure, avec les "Disruptors" et les "Philanthropists". Des émoticons ont aussi été mis en place pour donner vie aux PNJ et renforcer leur réalisme, et donc l'immersion (figure 5). Le temps de lecture, a son importance lors des interactions avec les PNJ[292]. Nous émettons l'hypothèse que certaines typologies de personne s'attarderont plus sur certaines lectures que d'autres, il faut donc contextualiser le temps de lecture de chaque élément textuel par rapport à la population globale. Des relations ont été faites entre le fait d'aimer l'aspect narratif et les traits de l'humilité et de l'ouverture du modèle *HEXACO*[15].



Figure 5 – Exemple de choix (avec choix rude et doux) lors d'une discussion avec un PNJ. Les couleurs bleu et rouge ne sont ici que dans le but d'illustrer le propos, dans l'application tout est en blanc pour ne pas influencer les joueurs.

3.4.2 Les objectifs

Afin de finaliser totalement le parcours dans l'application, il faut parler à un total de 28 PNJ. Ces derniers déclencheront des jeux ou des questionnaires utiles pour cette étude. Beaucoup de joueurs n'atteindront pas la fin, mais la disposition des objectifs rend possible l'exploitation partielle des données, même si le joueur s'arrête prématurément. La ligne rouge narrative est relativement simple, aider Siegfried Delannoy dans ces recherches. Mais les PNJ ont leur propre univers et personnalité, afin de créer un attrait pour la découverte. Ces micro-narrations inhérentes aux PNJ sont des prétextes aux mini-jeux ou questions. Les motivations nous ayant mené à la création de ce fil rouge, viennent du fait que donner du sens est important pour l'engagement dans la *gamification*. Les joueurs passent alors plus de temps sur le système et sont plus qualitatifs dans leurs tâches[195]. De ce fait, dès son arrivée dans cet univers fictif, il est rappelé à l'utilisateur le but de cette application, afin de maximiser son implication.

3.4.3 La carte

La carte est assez large pour permettre l'exploration, une image de cette dernière est disponible en annexe (figure 53). Elle est découpée en plusieurs zones avec des thèmes très divers. Les thèmes sont : un village, une forêt, une plaine avec une ferme, une cave, une plage, un château enneigé, une ville, un désert et une zone cachée dans la mer. Il existe également dans la ville des sous-thèmes : le marché, les maisons excentrées, le vendeur de café, la bibliothèque, le chantier, la tour, le cimetière, la casse, la zone habitable, le casino/discothèque.

Dans [44], le fait d'avoir différentes zones semble avoir son importance dans la discrimination des traits de personnalité. Nous avons donc mis en place un système de *triggers*⁵⁴, qui enregistre le passage d'une zone à l'autre (sous-zone comprise), mais aussi le nombre de *frames*⁵⁵ de présences dans une zone. Certaines zones bénéficient d'un découpage fin. C'est par exemple le cas de la plaine qui possède un quadrillage de 160 par 160 pixels. L'événement de passage de zone ne se fait que si l'utilisateur n'a pas changé de zone et été dans cette dernière depuis au moins 180 *frames* (soit près de 3 à 4 secondes). La distance parcourue a également été enregistrée, car elle semble avoir un intérêt[44].

La carte a également 2 autres niveaux de thématique/caractéristique par zone :

- **Les jeux** : chaque zone a une typologie de jeux plus ou moins distincts, le *design* du jeu est en cohérence avec la zone pour assurer une certaine immersion. Le *gameplay* est clustérisé autant que possible. Par exemple, la bibliothèque présente les jeux du type éducatifs (maths et géométrie), le village a des jeux simples et amusants pour assurer une certaine rétention, les premiers instants dans une application étant décisif, il est nécessaire de procurer un plaisir fort d'emblée.
- **Les caractéristiques** : les zones ont aussi certaines caractéristiques les différenciant : densité (PNJ ou obstacles) ; linéarité, grandeur, ... Des relations ont été établies entre certaines de ces caractéristiques et la typologie du joueur, notamment la linéarité[265]. D'où le fait que c'est une caractéristique de la seconde zone du hub de Neiro.

À noter que, contre toute attente, certains joueurs ne s'approprient pas forcément le jeu vidéo de la façon dont il est pensé principalement. Si on prend l'exemple des "Elder Scrolls", dont l'opus le plus connu de la franchise est "Skyrim", beaucoup de joueurs n'avancent pas ou peu dans la quête principale qui est pourtant le but pour finir le jeu. Certains peuvent même passer des centaines d'heures à déambuler dans les terres du jeu, tout en n'effectuant quasiment aucune quête principale.

Un autre exemple frappant est la pratique du *speed running*, il s'agit tout simplement de finir le jeu le plus rapidement possible, et ce parfois dans des jeux qui ne s'y prêtent pas du tout (tel que des party game). Bien souvent, les joueurs s'adonnant à cette pratique utilisent de nombreux bugs pour aller le plus rapidement possible à la fin du jeu. Dans l'esprit, cette pratique ressemble d'ailleurs plus au fait de jouer d'un instrument de musique que de jouer réellement à un jeu vidéo, les *speedrunners* devant reproduire inlassablement les mêmes actions au même moment, comme on joue d'une partition.

Dans [292], il est mis en évidence que certaines typologies de joueurs ont un réel désintérêt pour l'exploration, contrairement à d'autres. Dans [265] l'évidence de la relation avec le "Free spirit" est encore renforcée. Cet attrait pour l'exploration serait relié au trait de l'ouverture selon [274]. Le fait de suivre certaines règles dans le hub, tel que ne pas traverser la route en dehors des clous, pourrait être un indicateur utile. D'autant plus que selon [274] le trait de l'agréabilité serait relié à une forme d'intérêt pour le fait de suivre les règles, et que [265] relie le *gameplay* anarchique aux "Free spirits" et aux "Disruptors".

3.4.4 Les éléments cachés

Certaines typologies de joueurs aiment le fait de découvrir des secrets, notamment le "Free spirit"[185, 265]. Vingt-sept éléments ont donc été cachés dans le jeu. Certains sont simples à trouver, tels que des coffres bien visibles, ayant pour réels objectifs de montrer aux joueurs que des secrets existent. D'autres en revanche

54. Il est à noter que ce système a fait exploser les besoins en ressources (CPU) de la partie hub, cela, couplé avec le fait que le hub est long à charger, a sans aucun doute provoqué des abandons prématurés. Certains joueurs ayant reporté voire arrêté à cause de cela.

55. Une *frame* est une image produite par le système. Cela peut varier en fonction des performances de la machine et des sollicitations à un instant t .

vont être très compliqués à trouver. De l'humour fut insufflé⁵⁶, ainsi que des références à la pop culture dans ces éléments cachés, cela est notamment le cas pour les deuxièmes textes des secrets. Étant donné la nature du neuroticisme, la sensibilité à cet humour devrait être un indicateur. Dans [22, 44], les interactions avec l'environnement sont des points utilisés pour la discrimination des traits du *Big Five*, Neuro enregistre donc les collisions et les interactions avec le décor.

3.4.5 Les messages

Les joueurs ont la possibilité de laisser des messages à terre qui seront visibles par d'autres joueurs. Lors du chargement du hub, jusqu'à 30 messages peuvent être proposés. Cette solution a été choisie, car, comme le mentionnera [191], les interactions entre joueurs dans le cadre d'un jeu solo sont difficiles à mettre en place.

Le système est relativement simple et permet de ne pas avoir de messages haineux ou tout autre souci. L'utilisateur dispose de bases de messages contenant "****", ce "****" est remplacé par le mot choisi. Voici les briques existantes :

- **Base :** "**** ici.", "Pas de **** ici.", "Attention ****.", "Essayez ****.", "Vision de ****.", "****.", "****!", "****?", "**** ...".
- **Complément :** "Secret", "Coffre", "Fun", "Attention", "Piège", "Rien", "Vide", "Foncer", "Joie", "Chance", "Tristesse", "Haut", "Bas", "Droite", "Gauche", "Inutile", "Zone", "Téléportation", "Arbre", "Eau", "Sable", "Fleur", "Pierre".

À partir de ces briques, il est possible de faire une multitude de messages (207). Par exemple, "Secret ici." ou "Pas de secret ici.", deux phrases ayant un sens bien distinct.

Il est possible de laisser des likes et des dislikes⁵⁷ sur les messages. Or, certaines personnes sont plus sensibles que d'autres à la dopamine engendrée par le fait de recevoir des likes. Cette information contextualisée avec le fait de laisser beaucoup de messages, peut avoir un intérêt. À noter également que les "Disruptors" sont sensibles aux mécaniques de vote selon Andrzej Marczewski[185].

Ce système a été mis en place pour pallier un peu le problème de non-interaction des joueurs. Cela permettra donc d'avoir des informations sur 3 (voire peut-être plus) types de joueurs : "Socializer", "Philanthropists" et "Disruptors". Ce système a été emprunté à la série de jeux Dark Souls, on peut y observer plusieurs types de comportements possibles :

- **La blague légère :** un utilisateur va décrire une évidence "rocher droit devant", "attention rien droit devant". Ou alors donner l'indication d'un mur invisible ou tout autre secret là où il n'y en a pas.
La typologie de joueurs adoptant ce comportement peut être diverse.
- **La blague malveillante :** l'utilisateur va indiquer que le trou béant qui se trouve devant est un passage secret, bien sûr, il n'en est rien. Ces joueurs détournent alors un système prônant l'entraide à mauvais escient. L'attrait pour le fait de provoquer de la colère/humiliation chez l'autre serait relié au trait du neuroticisme selon [274].
La typologie de joueurs adoptant ce comportement sera sans doute celle des "Disruptors".
- **La blague potache :** l'utilisateur va jouer sur la phonologie des mots pour leur donner un autre sens (ou parfois du double sens de certains mots). Sans trop rentrer dans les détails : "but" + "hole", "chest", ... (cet aspect ne devrait pas être présent, car les éléments/profondeurs de *game design* permettant cette blague d'être "drôle" ne sont eux-mêmes pas présents).
La typologie de joueurs adoptant ce comportement peut être diverse.
- **Le guidage :** l'utilisateur va réellement guider le joueur vers un coffre ou un passage
La typologie de joueurs adoptant ce comportement sera sans doute celle des "Philanthropists".
- **Le like légitime :** l'utilisateur va liker un message l'ayant réellement aidé.
La typologie de joueurs adoptant ce comportement peut être diverse, mais il devrait y avoir des prédominances.

56. L'humour étant subjectif, disons plutôt "a essayé d'être insufflé".

57. Termes devenus courants pour désigner dans le cas d'une application numérique, une approbation (like) ou une désapprobation (dislike).

- **Le like illégitime** : l'utilisateur va liker un message inutile, mais amusant.
La typologie de joueurs adoptant ce comportement peut être diverse.
- **Le like illégitime malveillant** : l'utilisateur va liker un message qui est malveillant (saute dans ce trou, il y a un trésor ...). En tant que joueur, vous allez sans doute tomber dans le premier piège du genre "blague malveillante", mais après coup, vous allez faire attention (certains éléments de *game design* vous donnent souvent des indices). Mais si le message malveillant a été approuvé par d'autres joueurs, le doute se dissipe (et même une fois connu, il est tentant de quand même essayer les prochaines indications, à cause de l'aversion à la perte⁵⁸).
La typologie de joueurs adoptant ce comportement sera sans doute celle des "Disruptors".

Bien évidemment, il est important de contextualiser la position géographique du message pour pouvoir l'analyser avec pertinence. Qui plus est, il est possible que pour un même fait, 2 typologies de personnes vont utiliser des formulations différentes. Il est possible à tout moment pour un utilisateur dans le hub de voir les likes qu'il a reçus. Le fait de visualiser régulièrement cette information pourrait être un indicateur utile. Dans [261], une corrélation entre le fait d'être sociable et le fait d'assister autrui est faite avec le trait de l'extraversion, ces mêmes relations sont faites avec la typologie "Socializer". Le fait d'être sociable est également relié aux "Players" et aux "Achievers" dans une moindre mesure. Dans [265], une relation est établie entre l'aspect social et le "Socializer". Des relations ont été faites entre l'aspect social et les traits de l'honnêteté, d'extraversion et de l'ouverture du modèle *HEXACO*[15].

3.4.6 Les passages secrets et les pièges

Parmi les éléments cachés mentionnés plus haut, certains sont particulièrement retors et il faut passer à travers des murs, voire même des faux trous pour les atteindre. Ces pièges ont été mis en place autant dans le but d'avoir des éléments cachés plus difficiles à trouver et ainsi, contenter les "Free spirits", mais aussi, pour permettre aux "Disruptors" de piéger les autres utilisateurs via les messages. Certains passages secrets sont vraiment évidents de par les éléments qui les entourent, il sera intéressant de voir si les "Philanthropists" chercheront tout de même à guider les joueurs dans ces passages.

Le fait de ne pas mourir de chute est un indicateur de conscienciosité[293]. Ce même indicateur est d'ailleurs aussi utilisé dans [82]. Gardons tout de même à l'esprit que la chute est, dans notre cas, une mécanique hautement secondaire, ce qui n'est pas du tout le cas pour d'autres jeux, tel que Tomb Raider utilisé [82]. De ce fait, il pourrait être un indicateur moins pertinent que dans ces études. Cependant, il est possible d'extrapoler que la chute en elle-même n'est qu'un élément négatif hautement anticipable par le joueur. Ce qui va de pair avec sa relation avec la conscienciosité, une multitude d'autres éléments de l'application Neuro peuvent alors porter ce rôle.

3.4.7 Téléportation

Chaque zone dispose d'une pierre violette, une fois cette pierre trouvée⁵⁹, l'avatar peut être téléporté à tout moment vers l'emplacement initial de la pierre. Cet élément permet de retourner rapidement dans une zone, quand bien même le joueur est à l'autre bout de la carte, et ce, sans contrainte. Toutes les téléportations avec des précisions sur les lieux de destinations et de provenances sont enregistrées.

Dans [293], une corrélation est trouvée entre (négative) l'extraversion et (positive) l'agréabilité avec le fait d'utiliser le vol. Or, le vol est une forme de téléportation (bien que légèrement plus lente et moyennant de l'argent du jeu) dans World of Warcraft (WoW). Dans WoW, la carte est extrêmement grande et peut nécessiter plusieurs dizaines d'heures à être parcouru à pied. Là où il ne faut que quelques minutes pour parcourir la nôtre.

3.4.8 Autres informations

Le hub a la particularité de présenter la même surface de jeu peu importe le support utilisé. Ce qui veut dire que si un utilisateur a un écran 8K, soit 10 fois plus grand en terme d'affichage qu'un smartphone d'il y a

58. Un phénomène bien connu des psychologues qui fait que nous pouvons nous entêter dans une voie contre-productive à cause des nombreux moyens déjà mis en place (temps, argent,...), ou de la crainte dans notre cas de rater un trésor.

59. Elle est placée pour être trouvée.

5 ans, il ne verra pas des éléments de jeux de 10 fois plus loin, mais à peu près la même chose (de légères différences peuvent se faire à cause des ratios d'écrans en termes de visibilité sur l'axe X ou Y, mais la surface visible reste la même). Cet élément pouvant sembler trivial empêche un biais méthodologique important.

La formule permettant l'homogénéisation de la surface vue est définie tel que le degré de zoom est :

$$\log_4(\text{width} * \text{height}/57600) + 1$$

Width : la largeur du support en px.

Height : la hauteur du support en px.

À noter que le **57600** correspond à la surface de référence.

3.5 Niveaux et succès

Dans l'application, il y a des barres d'expérience et des succès à déverrouiller, ces 2 éléments ont tendance à être souvent utilisés dans les jeux vidéo pour créer de la rétention, et certains types de joueurs y sont plus sensibles que d'autres⁶⁰[185, 23, 261, 265].

Les succès, aussi appelés *achievements*⁶¹ ou hauts faits sont des distinctions accordées aux joueurs en fonction de ses actions. Bien souvent, il s'agit de récompenses honorifiques sans gains, comme dans le cas des succès de Steam⁶², montrant juste à vos amis ou à vous-même (d'où la typologie "Achievers" qui a des motivations intrinsèquement liées à la maîtrise) que vous avez accompli des choses complexes.

Dans notre cas, chaque jeu a plusieurs succès, tous ces jeux ont des succès faciles d'accès et d'autres qui vont demander un investissement de la part du joueur pour être obtenus en temps et/ou pour acquérir les compétences nécessaires. Chacun de ces jeux a également une barre d'expérience relativement facile à amener au maximum. Le joueur a aussi une barre d'expérience générale qui sera relativement longue à faire monter.

Il sera intéressant de savoir quels joueurs vont avoir tendance à délaisser ce système, lesquels ont arrêté les jeux systématiquement après avoir atteint le niveau max du jeu ou avoir eu le dernier succès, et lesquels vont continuer une fois le tout atteint. Les joueurs de type "Achievers" et "Players" sont sensibles aux succès, aux niveaux et à la progression[265]. L'attrait pour les succès serait relié au trait de la conscienciosité selon [274].

Le niveau maximum est de 99, même si lors des tests le niveau de 99 fut rapidement atteint par certains joueurs.

$$\text{Expérience} = \text{base} * \sqrt{(\text{niveau} + 1) * \text{ratio}}$$

Expérience : le nombre de points à gagner pour monter de niveau.

Base : les points de base pour monter d'un niveau (2000).

Niveau : le niveau actuel du joueur.

Ratio : la courbe d'augmentation des points nécessaires pour monter de niveau (2).

Ainsi, il faut 10 fois plus d'expérience pour finir le niveau 199 que le niveau 1 (4000 → 40000). Cela se fait relativement rapidement et la courbe linéaire empêche la frustration que provoquent certains systèmes de niveaux qui eux, sont exponentiels⁶³. Certains jeux donnent de l'expérience plus vite que d'autres, certains joueurs vont peut-être jouer à ces jeux juste pour l'expérience facile. L'obtention de l'expérience se fait simplement sur la base des scores obtenus, un point de score étant égal à 1 point d'expérience. L'attrait pour les mécaniques de montée de niveaux⁶⁴ serait relié au trait de la conscienciosité selon [274]. La liste des 106 succès est disponible en annexe (section B).

Pour contenter les "Achievers", lorsqu'ils regardent leurs listes de succès, ils peuvent voir les pourcentages de joueurs ayant eu chacun des succès. Cette fonctionnalité pourra glorifier leur ego et/ou les pousser à atteindre

60. Il arrive même que certains joueurs achètent des jeux de piètre qualité, juste pour faire des succès faciles.

61. Les succès n'ont pas une forte relation avec les "Achievers" pour rien.

62. Steam est une plateforme de jeux PC ayant un (quasi) monopole.

63. Quand cette option est utilisée, elle l'est volontairement pour la rétention des joueurs.

64. "Grinding" dans l'article.

certain succès. Le trait du neuroticisme est relié au fait de ne pas trouver amusants et de ne pas trouver utiles les succès ainsi que la progression[136]. Dans [261], la notion de progression est corrélée aux "Achievers", et contre intuitivement aux "Philanthropists"⁶⁵.

Dans [293] les succès sont reliés à des traits du *Big Five*, avec 7 types de succès. Il faut garder à l'esprit que dans ce cas de figure, ces succès ne sont pas forcément des indicateurs d'intention directe de réaliser les succès en eux même, mais aussi des marqueurs dont le joueur ne peut s'extraire pour progresser.

Les types de succès sont :

- **Quêtes** : peuvent être reliées à la narration et à une forme de découverte. Les gains dans ces quêtes peuvent aussi être un facteur intéressant, mais dans ce genre de jeu le gain se dévalue très vite (dans la phase avant le niveau maximum), cette notion est donc à prendre avec des pincettes.

Lié positivement à : agréabilité.

Lié négativement à : extraversion.

- **Exploration** : peut être reliée à notre carte et à la découverte en général.

Lié positivement à : agréabilité et ouverture.

- **Donjons** : sont des zones de jeu difficiles avec de gros gains.

Lié positivement à : extraversion.

Lié négativement à : agréabilité, ouverture, conscienciosité.

- **Réputation** : est un système de points débloquent plusieurs avantages.

Lié négativement à : ouverture.

- **Les 3 autres types de succès** : n'ont pas de relations possibles avec des éléments de *gameplay* présents dans cette application, il est donc inutile d'en parler.

Dans [28], les extravertis semblent plus aimer les succès que les introvertis. Cela semble logique du fait que, comme dit précédemment, les succès sont des marqueurs de compétences souvent visibles par les autres. L'agréabilité semble fortement liée à des motivations intrinsèques, telles que les quêtes et l'exploration. L'agréabilité étant négativement liée aux donjons, qui sont les meilleures sources de gains (qualitativement, pas quantitativement, mais le quantitatif dans ce cas n'a pas d'importance), on peut déduire que c'est l'histoire inhérente aux quêtes qui les intéressent.

Dans Neuro, certains succès ne sont pas présents bien qu'ils peuvent être courants dans l'industrie, tel que "joue X fois à Y", "joue pendant X temps" afin de ne pas biaiser certains résultats.

3.6 *Scoring et leaderboard*

Le *scoring* est le fait de jouer pour obtenir des scores élevés lors des parties. Le *leaderboard* est un principe qui remonte aux bornes d'arcades, où le nom des meilleurs joueurs est affiché avec leurs scores. Cette mécanique a eu rapidement du succès, car le challenge et la compétition sont des composantes clés du plaisir de jeu[268]. Ces 2 notions sont donc liées à celles de performance et de comparaison.

Le groupe le plus enclin à y être sensible étant le groupe des "Players". Un lien devrait être possible entre le *leaderboard* et ce type de joueur, cependant au fur et à mesure que les joueurs joueront, un souci surviendra, plus il y a de joueurs, plus le temps passe, et plus il est difficile d'atteindre le haut du classement. Or, il deviendra impossible pour certains d'atteindre ce haut du classement, et donc de voir leurs comportements en conséquence. Un autre souci pouvant découler de cela peut être un abandon de l'application par des joueurs n'arrivant pas à performer. Une des solutions pour pallier ce souci serait l'implémentation d'un faux *leaderboard*.

Lorsqu'une partie est finie, le joueur voit le score de sa partie actuelle et s'il a battu son record, qui plus est, il voit le *leaderboard*. Ces éléments peuvent le pousser à appuyer tout de suite sur le bouton rejouer, s'il est

65. On pourrait suggérer que pour donner des conseils ou ressources, il faut un certain niveau de maîtrise personnelle.

du genre à performer.

Plusieurs liens ont été établis avec les typologies de joueurs et la compétition en général. Dans [292], le facteur "achievement" créé par Yee a un lien fort avec le fait d'être en compétition avec les autres. Dans [191], il semble y avoir de fortes divergences de *scoring* entre les types de joueurs. Les typologies "Achievers", "Socializers" et "Free spirits" trouvent ainsi les points amusants[178]. Les points et les *leaderboards* sont particulièrement appréciés par les joueurs de type "Player"[265]. Dans [179], il est mis en avant que certaines typologies de joueurs ayant besoin d'un but, trouvent dans le *leaderboard* un moyen de les motiver, c'est notamment le cas pour ceux possédant des motivations extrinsèques.

Des différences de personnalité sont également notables. Dans [293], le fait de faire des duels est relié à l'extraversion et négativement à l'agréabilité, or, le duel est en soit une forme de compétition. Mais l'attrait pour la gloire, ce qui chez nous se traduirait via le *leaderboard*, serait relié au trait de l'agréabilité selon [274]. Dans [28], il est mis en évidence les différences de perception du *leaderboard* en fonction d'un des traits de personnalité (introvertie ou extravertie). Cependant, dans cette même étude, le *leaderboard* est vu comme une version *offline* opérant dans un cadre restreint, ce qui implique des différences avec notre *leaderboard*. Les points et le *leaderboard* sont vus par les extraverties comme utile et amusant[136].



Figure 6 – Visualisation d'une partie du *leaderboard*, pour le jeu shooting.

3.7 Les modes de jeux

La plupart des jeux ont plusieurs modes de jeux, le mode normal de chaque jeu est souvent un mode avec des *patterns* fixes, c'est-à-dire que les éléments arrivent toujours de la même façon, aux mêmes endroits et dans les mêmes conditions. Ces *patterns* fixes permettent deux choses :

- **La comparaison des actions de jeux entre les individus** : du fait de la non-génération aléatoire, il sera possible de comparer l'évolution temporelle de 2 individus, ce qui n'est pas le cas avec des *patterns* ayant trop d'aléatoire.⁶⁶
- **L'analyse du joueur** : si un joueur performe bien aux *patterns* fixes, mais pas aux *patterns* aléatoires, alors ce dernier a utilisé non pas ces réflexes, mais sa mémoire. Cette composante aura peut-être son importance pour la détermination de profil.

Pour la plupart des jeux, nous avons 2 modes : le mode normal et le mode difficile. Bien entendu, le fait de choisir entre normal et difficile devrait en soi s'avérer être un formidable outil de discrimination, notamment,

⁶⁶. Dans l'application Orientoi, le jeu "Parcours Piégé" possède un labyrinthe généré aléatoirement. La génération procédurale est un formidable outil de rejouabilité pour le joueur, du fait que les *patterns* sont imprévisibles, l'ennui est retardé. Malheureusement, ce labyrinthe a plus de $1,88es+28$ possibilités de création, donc sans même parler de combinaisons de niveaux de jeux, il est impossible de comparer 2 individus ayant fait une partie avec plusieurs labyrinthes.

à cause des différents types de motivations que nous avons vues dans la partie 2.3.

Il est possible que certains joueurs ne jouent jamais à d'autres modes que le mode "normal". Cette information pourrait aussi s'avérer pertinente⁶⁷. Cela peut venir de la préférence de certains types d'apprentissages pour la difficulté, telle que vu dans [118], ou le fait de faire un cheminement des plus classiques dans l'application.

Dans [293], il semblerait que les performances⁶⁸ soient des indicateurs des traits du *Big Five*. En fonction du type de performance, les traits reliés ne sont pas les mêmes, ce qui pourrait se traduire chez nous par des divergences dans les modes.

3.8 Les objets et la monnaie

Dans l'application Neuro, il est possible de collectionner 1227 objets, qui peuvent se placer au niveau de la tête, des mains et/ou des pieds. Ces objets ont également un but cosmétique, peuvent être portés par les avatars des joueurs et être vus dans le *leaderboard*. Dans Neuro, 3 types de rareté pour les objets que le joueur peut obtenir sont disponibles.

Le fait de collectionner des animaux cosmétiques dans WoW est relié négativement à l'extraversion et positivement à l'ouverture, la conscienciosité et l'agréabilité[293], ce qui pourrait être relié à l'aspect collection d'objets dans notre cas. Qui plus est, le fait d'avoir un équipement performant est négativement relié à l'agréabilité, ce qui dans notre cas serait relié au fait d'équiper son avatar d'objets rares et/ou légendaires. Le côté collectionneur est aussi vu dans [265], dans cette étude cet aspect est relié à la typologie de joueurs "Player". Cette même étude relie la notion d'aimer débloquer des objets rares aux "Free spirits". Dans [292], l'un des facteurs créé par Yee a un lien fort avec le fait d'acquérir des objets rares. Les "Players" sont sensibles aux économies virtuelles[265] là où les joueurs du type "Socializers" trouvent les éléments à débloquer inutiles[178].

Pour ce qui est des rapprochements psychologiques. Une corrélation existe entre le neuroticisme et le fait de trouver les récompenses à la fois non amusantes et inutiles[136]. Les récompenses semblent plus affecter les extraverties[28].

De par l'énorme quantité d'objets, il sera peu pertinent d'établir une relation directe entre objets particuliers et le profil du sujet, sans traitement. Cette abondance fera qu'un nombre conséquent de joueurs passeront à côté de certains objets pouvant leurs plaires. A contrario, l'information des joueurs prenant le temps de regarder la liste des objets est intéressante. Il est cependant possible de rendre pertinent cette relation en agrégeant les objets en groupes, actuellement ceci est déjà fait via un système rudimentaire, mais un traitement pour établir les relations semble plus pertinent tout de même.

Pour ce traitement, 2 types de relations doivent être pris en considération : les relations d'objets esthétiques (la couleur, le style de l'ensemble) et les relations d'objets symboliques (la thématique de l'ensemble).

La monnaie est obtenue en même temps que l'expérience, il s'agit juste de l'expérience totale et donc des points, divisés par 1000.

Les "Socializers", les "Philanthropists" et dans une moindre mesure les "Players" sont corrélés à l'altruisme[261]. Une fonctionnalité d'échange aurait donc peut-être pu aider à la discrimination de ces profils, il faut garder à l'esprit que cette fonctionnalité est extrêmement limitée, le jeu n'ayant pas de réel mode online⁶⁹. Le seul élément de Neuro pouvant permettre une forme d'altruisme est l'utilisation de messages.

3.8.1 Achats et coffres

Il existe dans notre application 2 types de systèmes d'obtention d'objets : l'achat direct et le coffre. Les objets déblocables peuvent, soit se placer au niveau des mains (stylos, épées, jouets, ...) ou sur la tête (bonnets,

⁶⁷. D'autant plus que c'est souvent le cas observé dans la phase de test.

⁶⁸. Attention : sans trop rentrer dans les détails, le jeu Wow permet d'affronter d'autres joueurs, d'affronter l'environnement et bien d'autres choses. Bien que tous les éléments du jeu restent les mêmes, la façon d'appréhender le jeu en fonction du type de *gameplay* ne l'est pas.

⁶⁹. D'où le peut-être.

casquettes, casque viking, ...). L'achat direct permet au joueur d'acheter directement l'objet qu'il veut, les prix dépendent alors de la rareté de l'objet : 5 pièces pour un objet normal, 30 pour un rare et 100 pour un légendaire. Ce mode d'obtention est adapté aux joueurs sachant précisément ce qu'ils veulent obtenir, et ne privilégiant pas la quantité. Les joueurs peuvent trier les objets par rareté, position sur l'avatar et/ou le fait de déjà les posséder. L'activation de ces filtres est bien sûr traquée.

Le coffre offre aléatoirement un certain nombre d'objets au joueur en fonction de son type. Ils ont été prévus dans notre application pour permettre à ceux voulant agrandir rapidement leurs collections d'objets de le faire. Les prix sont : 6 pièces pour 1 objet, 15 pour 3, 40 pour 10 et 80 pour 25. Le simple fait d'attendre d'avoir 80 pièces avant de prendre un coffre est en soi un indicateur de patience/réflexion, étant donné que le dernier coffre est 1,875 plus rentable en matière de nombre d'objets par pièce.

Les coffres de Neuro ont des similarités avec les *lootboxes* de par leur caractère aléatoire. Les *lootboxes* elles, ont légitimement une énorme polémique derrière elles, mais ce n'est pas notre cas de par l'absence de transaction impliquant de l'argent réel. Les *lootboxes* agissent comme une "boîte de Skinner", Luke Clark dira dans [284] que la dopamine, qui est la raison d'addiction aux drogues, est aussi largement sécrétée dans le cas de gains imprévisibles. Le trait du neuroticisme étant relié au fait de parier[67], il a des liens directs avec les *lootboxes*. À noter que ce lien serait bidirectionnel, ce qui induit qu'un comportement extrême en tant que parieur nourrit le neuroticisme et le neuroticisme nourrit le fait d'avoir ce comportement extrême. C'est pour ces mêmes raisons que certains types de jeux, tels que les MMORPG, peuvent avoir un caractère addictif. Le joueur gagne un trésor, mais ne connaît pas encore son contenu.

Il est à noter qu'un bug est survenu quelques temps après la mise à disposition du public de l'application Neuro. L'hébergeur LWS ayant changé les conditions d'hébergement de sa formule sans aucune prévention, il ne fut plus possible d'afficher toutes les images des objets dans la page d'achats. Ce bug n'a pas été corrigé.

3.9 Créativité et *customisation*

Le joueur lors de sa première connexion a la possibilité de créer un avatar avec un degré assez élevé de *customisation*. Cette possibilité de *customisation* est encore plus exacerbée après quelques dizaines de minutes de jeu, du fait qu'il débloque du contenu.

Certaines typologies de joueurs sont sensibles à la création et à la *customisation*, nous avons donc mis en place la possibilité de *customiser* son avatar. Les types de joueurs ayant un fort attrait pour la créativité sont les "Free spirits" et les "Disruptors", pour ce qui est de la *customisation*, il s'agit principalement des "Free spirits"[265]. Pour la *customisation* du personnage, le joueur a la possibilité de mettre en haut à gauche de son avatar un succès qu'il a débloqué. Il sera intéressant de voir qui va mettre un succès ayant une image drôle, pas de succès ou un succès le valorisant particulièrement de par sa complexité d'obtention. Cette information sera simple à détecter via le pourcentage de complétion, mais la difficulté ressentie n'est pas pour autant la difficulté absolue. Les couleurs utilisées sont peut-être également des indicateurs forts de personnalité.

Les éléments *customisables* par zones interactives sont :

- **Tête : Couleur de la peau**, choix de la couleur de la peau de l'avatar (8); **Bouche**, choix de la bouche et de l'expression de l'avatar (7); **Nez**, choix de la forme du nez (3); **Yeux**, taille des yeux (2) et couleur (5); **Sourcils**, choix de la forme (4) et de l'angle des sourcils, ainsi que leur couleur (8); **Cheveux**, choix de la coupe (15, non défini par un genre) et la couleur (8); **Chapeaux (déblocables)**, choix du chapeau (453), de la taille, de l'angle, de la hauteur et de la position sur l'axe des X.
- **Torse : T-shirt**, forme du t-shirt (6 hommes, 8 femmes); sa couleur (8).
- **Manches : Manches**, couleur (8), taille des manches (4).
- **Mains : Objets (déblocables)**, choix de l'objet (644), de la taille, de l'angle, du renversement sur l'axe des X, de la hauteur et de la position sur l'axe des X.
- **Pantalon : Type**, le type de pantalon (4), permet aussi de faire des jupes/robes; **Ceinture**, la couleur de la ceinture (4); **Couleur**, la couleur du pantalon (12).
- **Chaussures : Normales**, choix de la paire (5) et de la couleur (5); **Spéciales (déblocables)** choix de la paire de chaussures (130), de la hauteur et de la position.

- **Autres : Poses**, le joueur a le choix entre 4 poses; **Couleur de fond**, le joueur peut choisir précisément la couleur de fond qu'il veut via 3 bars (RGB).

L'ergonomie est extrêmement importante dans ce genre de fonctionnalités, un soin particulier a donc été pris sur l'ergonomie pour que cette dernière soit viable, afin, de ne pas rebuter les joueurs. Tous les clics sont enregistrés (tous les changements effectués notamment).

En parallèle à la partie précédente, il sera intéressant de voir si un utilisateur qui vient d'ouvrir un coffre va systématiquement aller sur la page de création de personnages ou pas.

La possibilité de créer plusieurs avatars est laissée aux utilisateurs, car le nombre de personnages créés est un indicateur (négatif) de l'extraversion, et un indicateur (positif) d'ouverture et de conscienciosité[293]. Qui plus est, l'utilisation d'émojis est un indicateur pour les 5 traits, ce qui ici pourrait être retranscrit par la position du personnage et son type de bouche, dans notre cas[293].

Les typologies "Players", "Achievers" trouvent la création d'avatar amusante[178]. Les "Disruptors" et les "Free spirits" quant à eux aiment les outils de création[265], il se peut que la création d'avatar de par sa profondeur, la visibilité auprès d'autres joueurs dans le *leaderboard* et du mode concours puisse rentrer dans cette perspective. Pour ce qui est des relations avec la personnalité. Dans [136], le trait de l'ouverture est relié au fait de ne pas trouver utiles les avatars. Il est établi dans [261] une corrélation entre *customisation* et le trait de l'ouverture, là où pour [274] cette relation est établie avec l'agréabilité.

Dans [27], Bean et al. se sont intéressés à la relation entre le *Big Five* et la race (humain, elf, orc, ...) et classe du personnage. Cette relation pourrait être reliée à notre partie *customisation*, de par les différences de *design* énormes en fonction des races (humain, elf, orc, ...) et classes (guerrier, voleur, mage, ...) choisies. Une transposition directe avec Neuro serait tout de même hasardeuse. Ce serait omettre la dimension *game-play* inhérente aux classes, ainsi que l'optimisation des statistiques et la narration changeante en fonction de la race jouée.



Figure 7 – Création d'un personnage.

3.9.1 Les concours

Sur cette page, les joueurs vont pouvoir proposer des avatars et les soumettre aux votes des autres joueurs. Un podium permet de voir les meilleurs avatars dans 3 catégories : style, originalité et note globale. Les notes d'un avatar proposé ne sont visibles pour le joueur que lorsqu'il a reçu au moins 5 votes, il en est de même pour son accession au podium. Le joueur n'a, au début, le droit de ne laisser qu'un personnage pouvant recevoir des votes. S'il veut des jetons pour proposer un autre personnage, il doit voter 10 fois. Cette

démarche permet de nous assurer d’avoir un nombre de votes conséquents, relatif au nombre de participants. Les joueurs peuvent voter sur 2 critères : le style et l’originalité. Ces votes peuvent aller de 0 à 10.

Une multitude de comportements sont possibles dans la page concours :

- Celui qui va voter négativement tout le temps : bien évidemment, le concours va encore permettre aux joueurs de type "Disruptors" de faire preuve d’un mauvais esprit. Notre hypothèse est donc, de leur part un vote particulièrement bas, voire même systématiquement de 0/10⁷⁰.
Il existe un second type de comportement similaire qui, nous supposons, va apparaître : le vote bas, mais cette fois pour augmenter ses chances d’accéder au podium. La différence entre les 2 va être facile à détecter, il suffit de prendre en compte la différence des votes par rapport à la moyenne et contextualiser cela à l’engagement porté au fait de proposer des avatars.
- On peut supposer que la facette inverse va également exister : celui qui va voter positivement tout le temps. Ce qui devrait être aussi un indicateur fort, ces 2 types de comportement devraient être reliés fortement aux traits de l’agréabilité et du neuroticisme.
- Celui qui va voter 10 fois en 1 seconde, cet individu ne veut que des jetons pour pouvoir proposer de nouveaux avatars, et ce, au détriment de toute conscienciosité.
- Celui qui va proposer beaucoup d’avatars, ce qui sera soit révélateur d’un attrait pour la compétition, soit pour le fait de *designer* des avatars.
- Celui qui va voter sans proposer d’avatars, ce type de comportement aussi est intéressant et pourrait révéler une aversion à la prise de risques (profil de type *Avoidance*).
- Celui qui va regarder le podium (et surtout, lesquels), sûrement un indicateur d’attrait pour la compétition si le joueur a plusieurs avatars. Mais si ce n’est pas le cas, cela pourrait montrer un attrait pour le *design*.
- Celui qui va acheter des objets juste pour le mode concours, montrera un certain investissement, soit pour la compétition, soit pour le *design*.
- Celui qui va ne mettre que des objets légendaires. Les objets légendaires ne sont pas forcément ceux qui se prêtent le mieux au fait de gagner un concours, par contre ils peuvent être un bon moyen de déterminer un besoin de montrer une forme de "réussite" ou de "prestige".

Il n’y a pas que le fait de voter qui nous sera utile, mais aussi les votes reçus. Les votes reçus nous permettront de déterminer l’appétence artistique du sujet, ce qui est aussi à relier avec des traits du *Big Five*, notamment le trait de l’ouverture. Cependant, pour que cette relation soit pertinente, il va être nécessaire de pondérer les votes. Par exemple, si le joueur en question a reçu deux votes de joueurs mettant systématiquement des 0, cela pourrait biaiser l’interprétation.

3.9.2 La visibilité dans le *leaderboard*

L’avatar actif du joueur est visible dans le *leaderboard*, cette information pourrait être utile. Par exemple, certains joueurs pourraient de ce fait mettre en avant leurs objets les plus rares pour montrer une certaine forme de réussite, voire même les succès les plus durs qu’ils ont obtenus.

3.10 Ajout d’amis

Les joueurs ont la possibilité de s’ajouter en amis dans l’application. Pour ce faire, le joueur doit communiquer son pseudo et un nombre généré semi-aléatoirement⁷¹, cette protection a été mise en place pour qu’un joueur n’ajoute pas un joueur qu’il voit sur le *leaderboard*.

Un joueur ayant ajouté un ami peut voir son profil, ce qui inclut 3 onglets :

- **Profil** : les genres qu’aime le joueur.
- **Scores** : les meilleurs scores du joueur en mode normal, ainsi que ces points d’expérience.
- **Succès** : les succès obtenus par le joueur.

70. Si les "Disruptors" aiment les mécaniques de vote[265], ce n’est pas pour rien.

71. Il ne s’agit en réalité que du nombre relatif au temps qu’il a mis pour s’inscrire.

Sur cette page, le joueur qui visite peut appuyer sur un bouton pour se comparer au joueur visité. Toutes ses actions (y compris l'appui sur ce bouton) sont traquées, afin de voir quel est l'élément de comparaison que le joueur souhaite voir. Malheureusement, la nature hybride de l'application (pas vraiment online) fait que les seuls joueurs qui pourront ajouter des amis, sont ceux qui se connaissent réellement. Or, il était initialement prévu de pouvoir partager cette application dans des cercles d'individus tels que des lycées, mais la pandémie a rendu cette option impossible. Dans [191], certaines typologies de joueurs semblent plus enclines que d'autres au partage de leurs résultats.

3.11 Bases communes dans les jeux

Tous les jeux ont une patte graphique très similaire, afin de ne pas créer de dissonances pouvant perturber l'utilisateur. Le *design* général est dit "flat", c'est-à-dire qu'il est composé d'aplats de couleurs simples. La majorité des *assets*⁷² viennent de "https://www.kenney.nl/" ou de "https://www.flaticon.com/".

Les jeux n'ont pas tous le même degré de difficulté et beaucoup d'entre eux ont un mode normal et un mode difficile. Ainsi, nous pourrions contenter les joueurs qui aiment le challenge : tous les types sauf "Socializer" et "Philanthropist" aiment le challenge[265]. L'attrait pour la difficulté serait relié au trait de la conscienciosité selon [274], et pour [136] le trait agréabilité est corrélé au fait d'aimer le challenge.

Les jeux ne sont pas tous débloqués par le joueur dès qu'il se connecte la première fois, il doit suivre un cheminement de jeux et de questionnaires (bien qu'il puisse bifurquer). C'est en parlant aux PNJ qu'il débloque les jeux, ces derniers ayant des genres très divers. L'attrait pour l'action intense serait relié au trait de l'extraversion, et le fait d'aimer les activités diversifiées serait relié au trait de l'extraversion[274].

La plupart des jeux se font en 90 secondes pour répondre à la stratégie d'ORIENTOI, mais certains ont un temps de jeu plus grand (voire même, pas de limites de temps). Certains types d'apprentissage s'épanouissent plus dans les limites de temps que d'autres[118] et les personnalités ayant des motivations intrinsèques ont besoin de temps[179, 31].

Beaucoup des jeux ont des *patterns* fixes afin de comparer les joueurs entre eux dans leur temporalité. Ce point est formidable pour nos analyses, mais va amputer les jeux d'une part de rejouabilité.

Le style (façon de jouer) de jeu du joueur est le reflet de son comportement de jeu à un instant t dans un jeu donné[179]. Il est important de contextualiser avec les éléments et mécaniques de jeu que peut offrir le jeu[179]. Dans notre cas, le seul élément de jeu proposant des mécaniques suffisamment riches et en temps réel pour permettre ceci est le hub. Mais ce dernier ne possède pas pour autant la complexité de certains autres jeux. Cependant, l'utilisateur peut parfois avoir un style de jeu inconsistant avec son type de joueur, cela peut venir de plusieurs raisons, tel que l'humeur[179] ou encore la fatigue.

3.11.1 Des genres de jeux différents

Les jeux ont des genres plus ou moins différents, afin d'analyser le comportement sur des jeux ayant des éléments de *gameplay* très distincts. Avoir tout de même quelques bases communes dans les genres permet de renforcer l'analyse. D'après Yee dans [291], l'expression de l'extraversion ne se fait pas que par l'aspect social, mais aussi par le fait d'aimer l'action. Il dira aussi que les joueurs jouent à des jeux en relation avec leur personnalité. Comme dit précédemment, certaines études ont établi une relation entre genres de jeux aimés/détestés et traits de personnalité[277, 248, 291, 219, 138]. [54] argue que l'agréabilité est reliée au fait d'aimer les jeux non violents.

3.11.2 Les handicaps

Certains joueurs présenteront des soucis pour bien jouer à certains de nos jeux, dont les facteurs sont parfois dus à des maladies. Si l'on prend l'exemple du daltonisme, 8% des hommes et 0,5% des femmes sont daltoniennes[125]. L'impact que nos jeux peuvent avoir sur ce handicap a été limité au maximum, de ce fait, le jeu "Animal Farm" étant basé sur des animaux et non pas des bijoux comme les Bejewelled, les formes sont assez différenciantes pour pouvoir jouer. Pour ce qui est de "Colored Tower", un seul des types de daltonisme

72. En informatique, éléments réutilisables. Ici, il s'agit d'éléments graphiques.

aura un réel souci avec 2 des 6 couleurs présentes. Le jeu "Puzzle" pourrait tout de même poser un problème en fonction des images (surtout l'image de la tour Eiffel, voir annexe).

3.11.3 Données temporelles

Les données enregistrées à la *frame* (par images générées) sont :

- **Fps** : le nombre de "Frames Per Second".
- **L'orientation du smartphone** : l'orientation du téléphone sur les 3 axes. L'orientation du téléphone est intéressante pour détecter des réponses physiques à des stimuli dans le jeu et marche potentiellement bien sur les échecs. Qui plus est, nous avons également observé, sur l'application Orientoi, que certains axes semblent être des indicateurs de concentration. Or, cette concentration est aussi un indicateur de l'état d'esprit comme on a pu le voir dans la section 2.3. Nous avons aussi remarqué sur les données de l'application commerciale que beaucoup de joueurs laissent leur smartphone sur la table, ce qui est peut-être un indicateur utile.
- **Timestamp** : la date et l'heure où la *frame* est générée.
- **Le score** : le nombre de points, afin d'analyser son évolution.

3.11.4 Analyse par tags

Il se peut que les éléments rendant attrayant un jeu pour un joueur soient de l'ordre du game play (boss, timer, difficulté, ...) ou du *design* (animaux, couleurs, violence, ...). De ce fait, taguer les différents jeux réalisés peut être pertinent pour faire une analyse prenant en compte ces tags.

3.11.5 Les performances

Plusieurs facteurs vont influencer sur les performances du joueur, tels que : l'humeur, l'énergie ou l'environnement. Dans [178, 261] il semble que la performance semble discriminante pour les typologies de joueurs. D'autant plus que, comme indiqué dans la section 2.3, l'état d'esprit a une importance sur l'apprentissage et donc indirectement sur les performances et leurs évolutions. D'après [108], la conscienciosité a un lien avec les performances et le fait de réussir des tâches; l'extraversion et l'ouverture ont un lien positif sur l'efficacité, contrairement au neuroticisme. Il y a une relation entre performances du joueur et son expérience d'auto efficacité[268]. Cette même expérience d'auto efficacité est reliée au plaisir que procure le jeu.

3.11.6 Les variations de *frames*

Les variations du taux de rafraîchissement de l'appareil d'un joueur va avoir un impact sur plusieurs points lors de la comparaison entre les joueurs. Dans la majorité des cas, il ne s'agira que d'un impact léger, car uniquement sur le temps de la prise en compte des *inputs* par le système (voir figure 11 dans la section 3.12.2). Mais dans le cas du jeu "Space Savior", le nombre de tirs dépend directement du nombre d'images affichées (1 image = 1 tir), de ce fait, l'impact devient alors substantiel.

3.12 Description détaillée des jeux

Ici, seuls 5 des 19 jeux produits seront traités dans ce manuscrit (les 14 autres sont disponibles en annexe). Ces 5 jeux permettront d'illustrer les attentes initiales de ce projet et de mettre en avant d'autres points, notamment : la captation d'aptitudes biologiques et cognitives possibles (réflexes et mémoire); la complexité et diversité stratégique que peuvent posséder des jeux d'apparence simples; les éléments nécessaires à leur bonne conception; les données qu'il est possible de capturer, l'importance de la variété dans le *gameplay*; le principe de courbe de progression.

Comme énoncé en introduction de ce chapitre et développé dans le suivant, certaines données de jeux n'ont pas été employées. En effet, la masse critique de joueurs finissant totalement l'application était non atteinte pour pouvoir traiter l'ensemble comme dans nos attentes initiales. Les travaux prospectifs qui ont été faits dans le cadre de ces recherches peuvent être utiles à de futurs travaux, le lecteur qui le souhaite peut retrouver l'ensemble des jeux restants en annexe. Les 14 jeux en annexe possèdent d'autres propriétés qui peuvent être utiles, telle que la captation des capacités du joueur en : calcul mental, représentation spatiale, timing, réflexion, organisation et précision.

Tous les jeux sont des reflets de plusieurs aptitudes chez le joueur. Certains jeux vont leur demander d'utiliser leur mémoire, leurs réflexes ou leur sens du timing par exemple. Les aptitudes sont le reflet des expériences passées du joueur. Ces expériences peuvent être directement reliées aux genres de jeux favoris du joueur, à toute autre activité ludique/professionnelle ou à ces capacités cognitives. De ce fait, le développement d'aptitudes quantifiables dans le jeu vidéo peut être un marqueur d'activité réalisée dans la vie. Ces aptitudes sont peut-être donc de bons moyens d'établir un lien indirect avec un métier pouvant convenir à un individu.

Par exemple, un Judoka devrait avoir de meilleurs réflexes[18], un serveur une bonne mémoire à court terme, un joueur d'échecs de grandes capacités de concentration et un musicien un grand sens du timing. De ce fait, certains jeux sélectionnés l'ont été pour être des indicateurs non biaisés de capacités, par exemple : le jeu "Samurai Reflex" est un indicateur de temps de réaction ; le jeu "Focus" est un indicateur de concentration ; le jeu "Mémoire Textuelle" est un indicateur indirect que le joueur est un lecteur[201] en plus d'être un indicateur de mémoire.

Les 19 jeux ainsi développés couvrent un large spectre de capacités et compétences en plus de posséder des liens avec les typologies de joueurs et leur personnalité.

3.12.1 Le jeu Focus : capacités de concentration et de traitement de l'information

Ce jeu consiste à se concentrer sur des smileys qui se déplacent sur l'écran, au bout de quelques secondes ces smileys continuent de se déplacer, mais en devenant méconnaissable (voir figure 8). À la fin de cette phase, un smiley est alors sélectionné, le but est alors de se rappeler quel était ce smiley avec une limite de temps de 10 secondes pour répondre.

Ce jeu se base sur le petit jeu présenté par Daphne Bevelier (chercheuse en neurosciences cognitives) dans son TedX[32]. Nous avons fait quelques différences cependant, pour ajouter de la ludicité comme nous allons le voir maintenant.

Le jeu est constitué de 50 niveaux :

- **Les niveaux d'échauffement** : 6 paliers très faciles avec une seule cible hétérogène comme on peut le voir dans la figure 8. Le nombre de smileys jaunes augmente avec l'avancée dans les paliers du niveau. Étant un niveau simple pour garantir la compréhension, ce niveau accepte 3 erreurs avant de passer au niveau suivant, pour cette même raison, le second groupe de Smiley ne change pas de forme avant le palier 4. Le tout premier palier a une phase d'exposition (phase 1) de 5 secondes, puis de 2 secondes de phase 2. Ensuite la phase 1 passe à 2 secondes.
- **Le test classique présenté dans [32]** : 12 paliers avec 2 groupes. Le second groupe est constitué de 3 individus en moins que le premier (qui en a cinq au palier 1). Les 2 groupes gagnent 1 individu par palier. La phase 1 est de 2 secondes et la phase 2 de 4 secondes.
- **Test sur le temps d'exposition** : le temps d'exposition est ici de 1,5 secondes et baisse de 0,2 seconde tous les 2 paliers. Les paliers impairs ont comme groupes 5 et 2 individus, et les paliers pairs 7 et 4 individus. Il y a 8 paliers.
- **Test sur des éléments peu différenciants** : nous utilisons ici uniquement les smileys jaunes de la figure 8. Il y a 6 paliers et les conditions des phases sont les mêmes que le second niveau.
- **Test sur groupes multiples faciles** : dans ce niveau, nous avons 3 groupes. Chaque palier augmente le nombre d'individus du groupe 2 et 3 de 1, en alternant. Au bout du palier 4 nous passons le groupe 1 et 2 individus à 3. Les règles de phases sont les mêmes que le niveau précédent. il y a 6 paliers.
- **Test sur groupes multiples difficiles** : idem que le précédent avec un départ des trois groupes à 3 individus et une augmentation de 1 de tous les groupes par palier sur 9 paliers.
- **Test sur un temps d'attente long** : phases de 2 secondes d'exposition avec 10, 15 et 20 secondes d'attente avant la réponse. 2 groupes de 7 et 4 individus.

Parmi les N groupes, le groupe 1 est toujours le Smiley jaune que l'on peut voir dans la figure 8. Les niveaux autres que le premier n'autorisent qu'une erreur (sinon le joueur passe au niveau suivant), si aucune erreur n'est faite, une fois atteint le dernier palier du niveau, le joueur passe au niveau suivant.

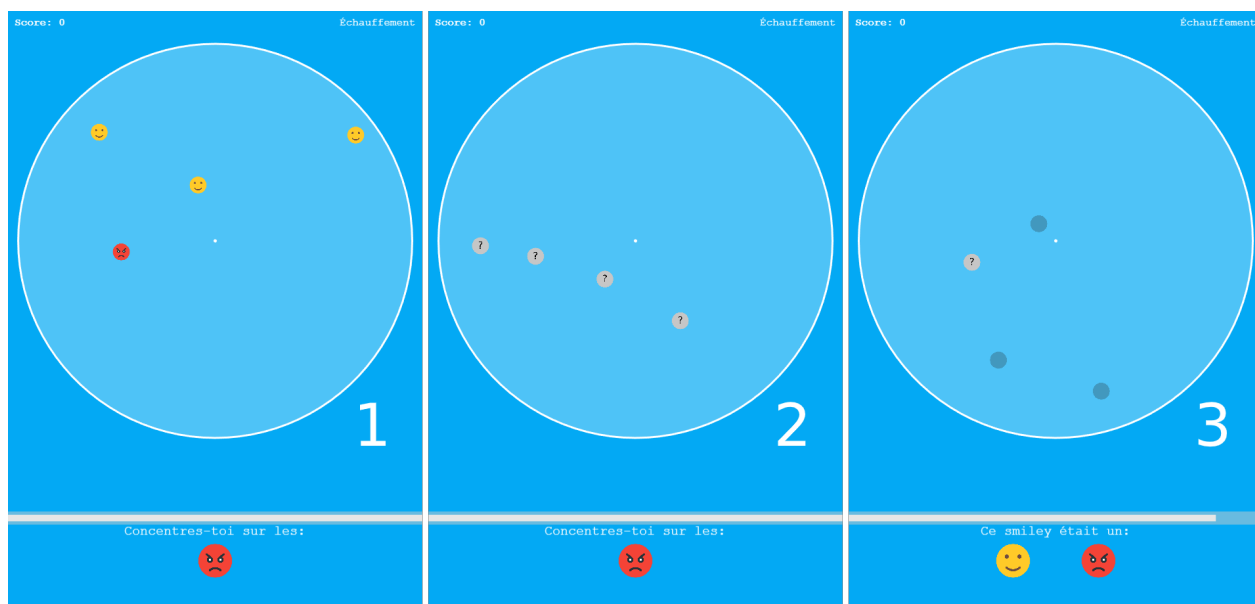


Figure 8 – Le jeu focus avec ces 3 phases. (1) les smileys sont en mouvements et visibles. (2) les smileys sont en mouvements, mais cachés. (3) les smileys s’arrêtent et il faut répondre dans les délais.

Le *scoring* ici est des plus simples, 100 points par bonne réponse et un bonus allant de 1000 à 100 points en fonction du nombre d’erreurs. Soit un score maximal possible de 6000 points. Le score maximal ne dépendant pas de la notion de temps de réaction, ce faisant, il peut sembler atteignable. Mais dans les faits, il est extrêmement difficile de maintenir aussi longtemps un tel niveau de concentration. Certains joueurs voyant ici l’aubaine de s’assurer une première place assez facilement vont peut-être au début essayer de jouer à ce dernier pour être les premiers à faire le score parfait.

Dans son TedX, Daphne Bevelier dira que les joueurs réguliers ont une capacité de concentration accrue sur cet exercice, notamment les joueurs de *First Person Shooters* (FPS). Dans [92], les joueurs de jeux d’action ont tendance à avoir une plus grande capacité à se concentrer que les autres. Dans [160], on voit que la capacité à traquer plusieurs cibles à une relation positive avec la vitesse de traitement de l’information.

Composante *Juice*

Ce jeu ne présente aucun *Juice*, afin de ne pas influencer le joueur.

Composante *Flow*

Le *Flow* est assuré par la réussite des paliers, mais il reste tout de même un jeu de niche qui va frustrer beaucoup de joueurs.

Composante *design*

Dans la plupart des niveaux, les groupes ont des couleurs très différentes, afin de limiter la confusion. Leur différence de couleur et de thème permettent aussi un côté plus ludique. Les smileys ne peuvent sortir du cercle, ce qui assure une certaine régularité entre les différents types d’écran. Ce cercle est muni d’un point central, ce point permet si l’on se concentre dessus de mieux réussir les tests, surtout en condition de groupes multiples (lors de mes tests préliminaires, de bons joueurs de FPS ont d’ailleurs compris instantanément le but de ce point et me l’ont reporté).

Aléatoire ?

Bien évidemment, il est possible de répondre au hasard tout en avançant positivement dans le jeu. Cependant, la probabilité de réussite à 100% en adoptant cette stratégie (sans prise en compte des vies) est de : $0,5^{35} * 0,33^{15} = 1,744e - 18$

Si on ne prend que le premier palier à chaque fois : $0,5^4 * 0,33^2 = 0,006$

Il est donc inconcevable de réussir le jeu en pariant sur le hasard, et ce même pour avoir seulement 6 bonnes réponses.

Analyse

Nous enregistrons les positions des smileys toutes les 100ms et les positions du pointeur toutes les 200ms, ce qui nous permettra de déterminer si le pointer suit un des smileys. Cette stratégie ne sera viable que pendant le niveau 1, après il semble peu probable que cette stratégie soit efficace.

Pour une analyse simplifiée, le total des mouvements des pointeurs est enregistré pour chaque niveau à chaque phase. Une variance entre les phases (notamment entre la phase 1 et 2) est synonyme d'un comportement de suivi au pointeur.

L'hésitation dans la réponse est identifiable du fait que nous enregistrons les superpositions avec les boutons de réponses. Cela nous permettra peut-être de déterminer si une réponse a été faite au hasard ou non.

Bien entendu, le score, le nombre de bonnes et de mauvaises réponses seront des indicateurs directs de performances, soit dans notre cas des indicateurs de capacité de concentration et de traitement de l'information.

Nous enregistrons aussi le diamètre du cercle ainsi que sa position, il semble peu probable que la taille de l'écran ait une influence sur les résultats, mais cela doit tout de même être creusé.



Figure 9 – Le jeu focus avec ces 6 smileys possibles.

3.12.2 Le jeu Samurai Reflex : temps de réaction

Ce jeu est un simple jeu de réflexe avec 20 niveaux. Le but est de cliquer le plus rapidement possible quand l'écran fait apparaître un point d'exclamation en devenant noir et blanc (voir figure 10). Ce jeu est dans la ligné du test "Reaction Time" de <https://humanbenchmark.com/> ou du jeu "Samurai Kirby" de Nintendo.

Ce jeu est le plus idéal pour analyser le temps de réaction du joueur, car il ne présente que peu de biais si ce n'est la compréhension (ce qui est détectable) et le nombre de *frames* avec le taux de rafraichissement (voir figure 11).

Les réflexes visuels sont en moyenne de 247,60ms (+/- 18,54ms) avec une différence entre les hommes (239ms) et les femmes (255ms)[132]. Attention cependant, encore une fois, ces différences ne sont pas nécessairement d'ordre génétique, mais peuvent venir d'autres facteurs (différences de hobbies par exemple). D'ailleurs, cette

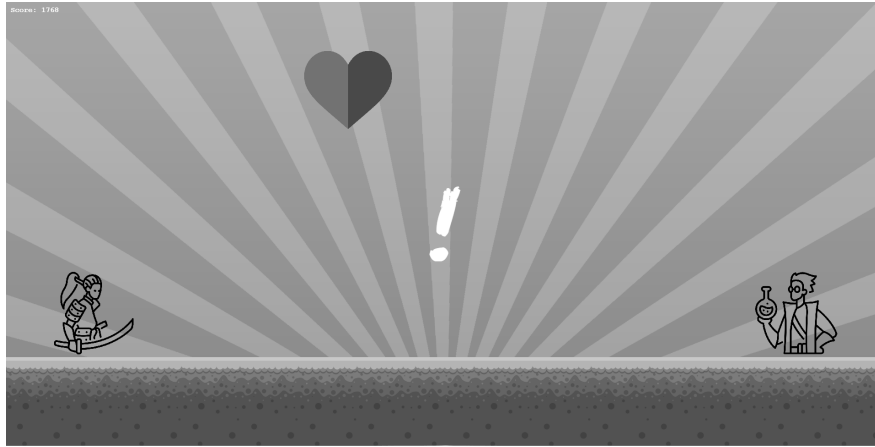


Figure 10 – Ouverture de la fenêtre de clic dans le jeu samurai reflex.

même étude semble montrer une différence entre les participants faisant du sport ou n'en faisant pas. Dans une autre étude[18], des individus non-sportifs et sportifs ont été soumis à un stimulus sonore, il en ressort que les sportifs ont un temps de réaction plus bas que les non-sportifs.

À noter que les réflexes basés sur les sons sont plus rapides que ceux basés sur la vision[132]. Dans notre cas, le moment propice à l'action est indiqué uniquement visuellement, donc pas de doute sur ce qui est testé. D'autant plus que certains joueurs peuvent éteindre le son de leur jeu, notamment sur mobile.

Pour chaque stage, le temps d'attente avant le début de la fenêtre de clique (sans les animations d'arrivées) est de $300 + [0, (550 * (stage - 1))]$ ms, soit : de 300ms à 10750ms. Ce temps d'attente va peser plus lourd chez certains joueurs.

Une fois ce temps d'attente atteint, le joueur a $400 - (13 * (stage - 1))$ ms pour cliquer, soit : de 400ms à 153ms. Dans les faits, il est quasiment impossible qu'un joueur maintienne sa concentration suffisamment longtemps pour finir les 20 niveaux.

Le score dépend du stage et de la rapidité de clic. Finir un stage donne : $(50 * stage)$ points. Il est alors ajouté un bonus égal au temps de réponse du joueur par rapport au temps attendu du stage (en ms).

Réflexes, *frames* et *input*

Tout comme les écrans et les appareils des utilisateurs varient, il en est de même pour leur taux de rafraîchissement et leur nombre de *frames* par seconde, ce point peut causer de l'incertitude sur les temps de réaction des joueurs. La majorité des écrans du commerce ont un taux de rafraîchissement de 60Hz, ce qui veut dire que l'écran est mis à jour 60 fois par seconde, donc, toutes les 16,6ms.

Le nombre de *frames* par seconde pour ce jeu est de 100, ce qui permet de limiter au mieux cette problématique, l'affichage logiciel se faisant plus rapidement que l'affichage matériel, les chances de ne pas tomber dans le rafraîchissement suivant sont diminuées (et donc d'ajouter 16,6ms aux résultats finaux). À cela s'ajoute le temps de réponse de l'écran et la vitesse de transmission du câble, le temps de réponse des écrans de PC actuels est de quelques millisecondes (moins de 10ms et +/-30ms pour les télévisions).

Après la prise en compte de tous ces biais, une fois que l'utilisateur a enfin cliqué, il y a un dernier biais influençant le résultat, l'*input lag*. Il s'agit du temps entre l'action effectuée par un contrôleur et la prise en compte par le système (8ms en moyenne pour une souris non-gamer). Mais même une fois pris en compte par le système, cet *input* ne sera pris en compte qu'à la fin de la *frame* en cours⁷³, ce qui induit à nouveau le même type de délais que vu précédemment.

73. Dans le cadre d'un jeu vidéo, les actions ne sont prises en compte qu'au début d'une nouvelle *frame*. Dans les vieux jeux vidéo, les actions étaient parfois prises en compte toutes les X *frames* pour alléger les calculs.

En définitive, toutes les réponses auront une erreur (additive) de 0 à 16ms (+/-5ms) par rapport à l'écran et de 0,1 à 8ms (+ de 0 à 16ms des FPS) par rapport à la souris. Le temps moyen d'un réflexe étant de 250ms, cette somme potentielle de 54ms n'est pas à prendre à la légère.

À titre d'exemple, lors de la phase de test, un même joueur utilisant un PC faisant tourner le jeu à près de 100 FPS avec un écran de 143Hz et une souris de 1 000 Hz (soit un biais total de +/-20ms). La différence de réflexe du même joueur en jouant sur son smartphone fut de près de 40ms. Il est à noter qu'il est peut-être également plus court de cliquer sur une souris que de tapoter un écran.

Il se peut qu'une analyse de la variance des résultats du joueur peut permettre de prédire son vrai temps de réaction, sans l'affichage. Aussi, le nombre de FPS est un indicateur global de performance de l'appareil utilisé et peut donc être utile pour deviner les autres paramètres.

Ceci est la raison pour laquelle tous les jeux "rapides et précis" tels que "Samurai Reflex" et "Shooting" sont à 100 FPS, mais "Samurai Reflex" est celui dont l'impact est le plus grand.

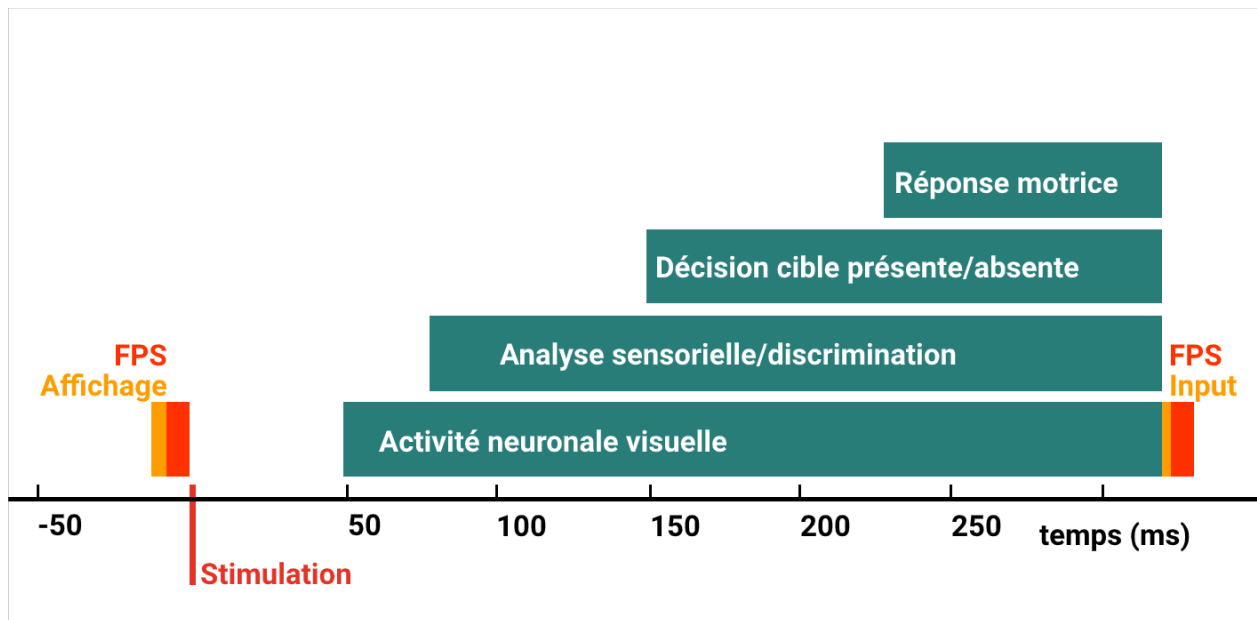


Figure 11 – Graphique repris de [230] avec l'ajout de la notion d'affichage (sans temps de réponse et la latence) et d'*input lag* variables.

Composante *Juice*

Le *Juice* vient exclusivement des animations et des sons, il s'agit du jeu possédant le plus d'animations afin de ne pas le rendre aussi rébarbatif qu'un simple écran qui change de couleur.

Composante *Flow*

Le *Flow* est très peu présent et devrait rapidement montrer ses faiblesses quand l'utilisateur aura atteint ses limites biologiques.

Composante *design*

Le *design* est voulu pour donner un aspect manga dans la séquence d'arrivée (arrivée des 2 adversaires, voir figure 12). Le jeu est rempli d'animations pour augmenter sa ludicité et chaque adversaire a des animations et un style propre, tout en essayant parfois d'ajouter une touche d'humour (voir figure 13 et 14). Le moment où l'on peut cliquer est très visuel comme on peut le voir avec la figure 10. Ce jeu possédant une esthétique manga, elle va peut-être ravir par son *design* certaines typologies de personnes.

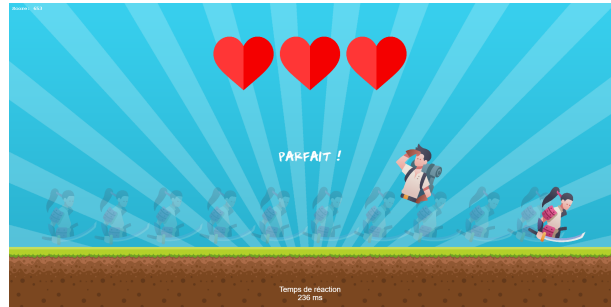
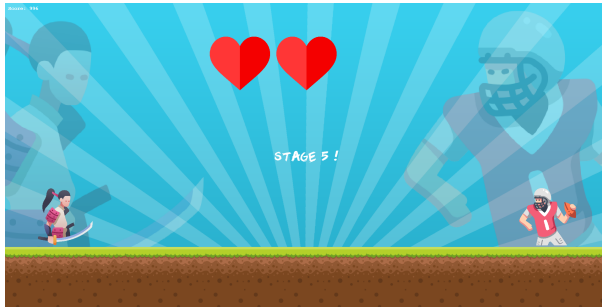


Figure 12 – Mise en scène du combat du jeu Samurai Reflex. **Figure 13** – Réussite d'un niveau du jeu Samurai Reflex.

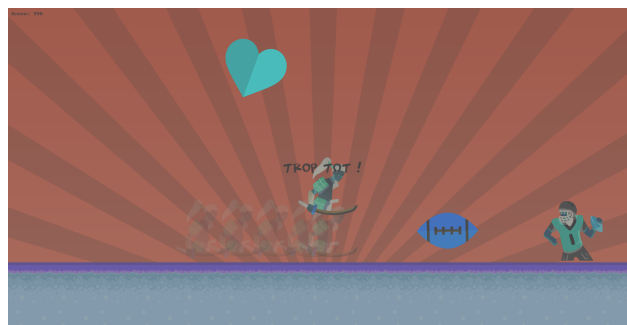


Figure 14 – Échec lors d'un niveau du jeu Samurai Reflex.

Analyses possibles

Ce jeu ne présente que très peu de données, mais a aussi un certain potentiel informatif sur l'individu de par la nature des données collectées. Il est l'un des rares jeux de notre application permettant de déterminer une performance cognitive précise avec peu de contraintes de compréhension ou de biais.

Lors des clics, toutes les données relatives à la fenêtre d'ouverture (début et période) sont enregistrées, ainsi que si le clic a été fait avant, après ou pendant cette fenêtre.

Le fait de cliquer après ou pendant la fenêtre est bien évidemment un indicateur de temps de réaction, prendre la médiane de cet indicateur est sûrement intéressant pour éviter simplement les problématiques de compréhension lors du premier clic. Il est aussi possible que ce soit chez certains la première partie qui va poser un problème.

Nous enregistrons aussi les mouvements totaux en X et Y de chaque niveau. Il n'y a en soi aucune raison d'avoir un déplacement fort de la souris, ceci peut donc être un indicateur comportemental utile, voir d'incompréhension ou de stress.

Comme stipulé plus haut, le temps de réaction peut être un indicateur d'activité sportive ou professionnelle d'un individu.

3.12.3 Le jeu aventuriers : réflexion et stratégies

Ce jeu est un T-RPG (Tactical Role Playing Game) avec des accents de rogue like (mort définitive), le tout dans un style rappelant les jeux de plateau. Il nous met dans la peau de 3 aventuriers devant venir à bout d'une multitude d'ennemis. Pour cela, il est nécessaire de se déplacer au tour par tour dans un damier orthogonal de 5 par 10, dans 25 stages (voir figure 17), pour vaincre des ennemis de plus en plus forts.

Ce jeu est indéniablement le plus complet et complexe de tous, ce qui permettra sans doute une analyse plus poussée que les autres. C'est d'ailleurs le type⁷⁴ de jeux que l'on retrouve le plus dans les papiers établissant des relations entre jeux vidéo et traits ou types de joueurs[191, 27, 293, 290, 194].

Le genre étant quelque peu de niche, il est possible qu'il rebute certains types de joueurs. Il peut notamment s'avérer compliqué pour les joueurs les plus néophytes.

Les 3 classes de joueurs sont :

- **Guerrier** : il a la plus grande capacité d'encaissement des 3, il commence avec 12 points de vies (PV), ce qui est 2 fois plus que l'archer. Son rôle est de prendre les attaques à la place de ses coéquipiers. Il commence avec 2 points de puissance, 1 de portée et 3 de déplacement.
- **Archer** : il est celui qui possède la portée la plus grande (5 cases), ce qui lui permet d'atteindre des cibles éloignées sans danger. Son rôle est de s'occuper des ennemis ayant également de la portée et de faire des dégâts sur des cibles uniques et les ralentir. Il commence avec 6 PV, 1 point de puissance et 6 de déplacement.
- **Mage** : il est celui qui possède la plus grande puissance (6 de puissance), ce qui lui permet au début de mettre hors d'état de nuire les ennemis très facilement. Son rôle est de s'occuper des ennemis résistants (PV ou armure), par la suite il peut soigner et faire des attaques de zone (AoE). Il commence avec 3 de portée (inchangables), 5 PV et 4 de déplacement.

L'une des caractéristiques de ce type de jeu, qui en fait son sel, est la possibilité de rendre plus fort les 3 protagonistes. Cet aspect provoque chez le joueur à la fois un sentiment de progression tangible (autre que ses propres connaissances) et de *customisation*. Les ennemis vaincus donnent de l'expérience à celui qui les a vaincus. Une fois un certain montant atteint, le personnage gagne un niveau et peut choisir un nouvel avantage.

L'expérience (xp) nécessaire à la montée de niveau est défini par la formule suivante : $xp = 10 * 1,2^{niveau}$

Les avantages du guerrier sont :

- **Tank** : points de vies + 3 (cumulable 15 fois).
- **Fantassin** : puissance + 2 (cumulable 10 fois).
- **Chevalier** : dégâts subis - 1, minimum de 1 (cumulable 5 fois).
- **Paladin** : se soigne de 1 PV par tours (cumulable 3 fois).
- **Lancier** : porté + 1.
- **Berzerk** : double les dégâts infligés et reçus après calcul de l'armure.

Les avantages de l'archer sont :

- **Sniper** : porté + 1 (cumulable 5 fois).
- **Canonier** : puissance + 1 (cumulable 12 fois).
- **Pistolero** : chance de coups critiques (dégâts doublés) + 10% (cumulable 10 fois).
- **Filou** : chance d'esquive + 10%, PV + 1 (cumulable 5 fois).
- **Artilleur** : nombre d'attaques + 1 (cumulable 2 fois).
- **Trappeur** : les cibles touchées se déplacent d'une case en moins pour ce tour (minimum 1).

Les avantages du mage sont :

- **Feu** : puissance + 3 (cumulable 15 fois).

74. Ici les RPG, de par leurs dimensions plus complexes et interactifs. Le T-RPG étant un sous-type de ce dernier.

- **Vent** : mouvement + 1 (cumulable 5 fois).
- **Foudre** : attaque de zone (1 case autour de la cible) à hauteur de 10% des dégâts (cumulable 5 fois).
- **Terre** : soigne tous les alliés lors des attaques (+1 PV) (cumulable 8 fois).
- **Glace** : 50% de chance de réduire la mobilité de l'ennemi à 1 pour ce tour.
- **Néant** revit une fois, PV + 2.

L'IA va privilégier l'attaque sur l'ennemi pouvant le tuer le plus facilement ou celui étant particulièrement affaibli et/ou nuisible, pour ce faire toutes les unités du joueur à sa portée ont un niveau de menace calculé tel que :

$$menace = (PS * 3) + (puissance * NA) + ((porté + mouvement)/3) - PV$$

PS : puissance des soins

NA : nombre d'attaques

Ainsi si on prend un archer avec 5 de puissance et 5 PV et un guerrier avec 2 de puissance et 10 PV, l'archer aura une menace de 0 et le guerrier de -8.

Par contre, si le guerrier voit ces PV descendre à 1, dans cet exemple sa menace passe à 1, il devient donc la cible.

L'IA prend en compte les menaces hors de portée, si la seule cible qu'elle peut atteindre ce tour-ci est une cible avec une menace basse, alors elle va faire en sorte de se déplacer, pour attaquer la menace faible, tout en minimisant la distance avec la menace forte pour le prochain tour (voir (2) figure 16). Si pour une raison de configuration la menace faible est la seule qui puisse être atteinte, alors elle sera attaquée sans prise en compte des autres (voir [3, 4] figure 16). Cette IA "intelligente" était nécessaire pour faire émerger des stratégies plus complexes chez les joueurs et assurer la rétention par le challenge.

Les points découlent directement de l'expérience gagnée avec un bonus de 500 points par stage franchi, cependant les points baissent de 10 à chaque tour. Pour être le meilleur, il faut donc être le plus rapide, ce qui veut dire prendre des risques.

Toutes les unités ont des points de mouvement et des points de portée, il est possible de bouger et d'attaquer ou d'attaquer puis de bouger.

Ce jeu a un léger aspect narratif qui pourrait intéresser certaines typologies de joueurs.

Stratégies et management

Ce jeu est beaucoup plus complexe et permissif que les autres, il est essentiel d'expliquer certains aspects de stratégies, de macro-management et de micro-management pour comprendre la partie analyse.

Stratégie

Ce jeu nécessite du joueur de comprendre certaines stratégies de base. Le premier élément crucial étant, la gestion de la portée des personnages pour ne pas mettre en danger ceux qui ne doivent pas être trop mis en avant.

La seconde notion fondamentale à assimiler est le blocage, un personnage ennemi ne peut pas passer par-dessus un autre personnage ou ennemi. Ce qui veut dire que l'on peut facilement contraindre les mouvements de l'ennemi pour l'empêcher d'attaquer les unités les plus fragiles, mais qu'il faut également ne pas se retrouver bloqué soi-même (voir (3 et 4) figure 16).

Il est important également de maîtriser les portées de déplacement et d'attaque en début de stage, afin de minimiser la distance entre l'ennemi et le personnage tout en les laissant hors de portée des attaques. Cette stratégie permet dans la phase active du combat de gagner un tour d'avance.

Il faut également bien choisir ses cibles, plusieurs critères peuvent entrer en compte : la dangerosité immédiate (la cible va tuer un allié au prochain tour) ; optimiser la perte d'effectif adverse (cibler avec plusieurs personnages une cible permet de s'en débarrasser et donc de diminuer le potentiel de dégât adverse aux tours

suivants); attaquer les cibles problématiques (telles que les soigneurs adverses); ne pas attaquer les cibles de premier plan qui sont moins dangereuses que les cibles au second plan (ce qui crée un blocage de la 2ème cible en minimisant la perte de PV pour le joueur); ...

La perte d'un protagoniste étant définitive, il est vital d'éviter cela. D'autant plus que les stages ont été conçus de telle sorte que certains ne peuvent être passés sans une bonne stratégie et une bonne équipe (il est même fort probable qu'il est impossible de finir le jeu sans avoir les 3 personnages au stage 25).

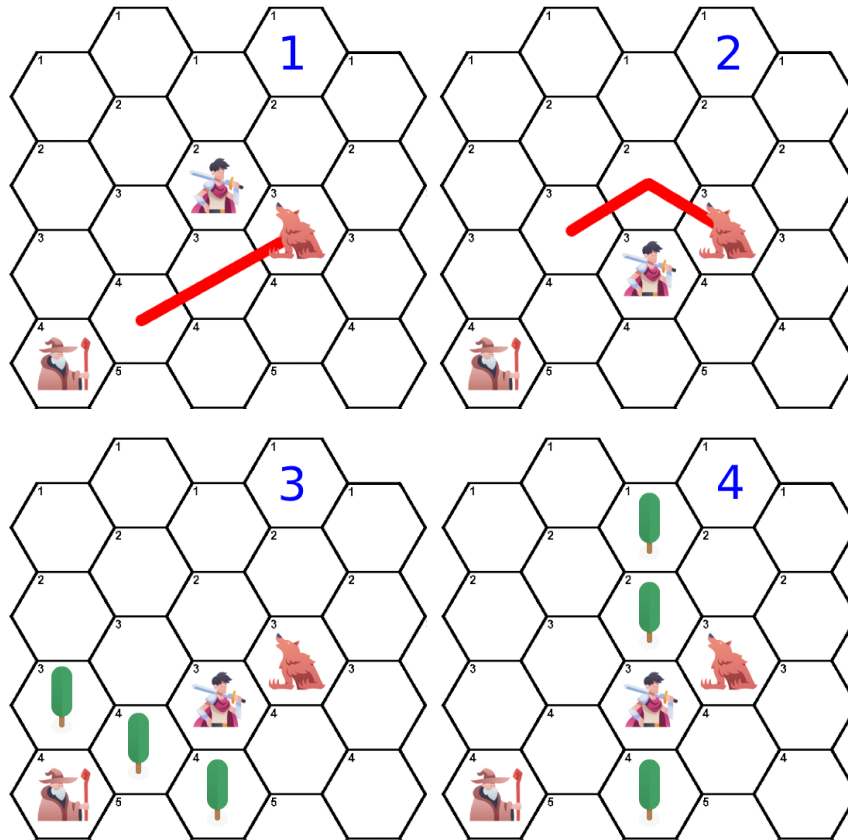


Figure 16 – Stratégies de blocage et comportement de l'IA. (1) pas de blocage, l'IA va attaquer le mage. (2) blocage partiel, l'IA va contourner le guerrier et l'attaquer, dans le but au prochain tour d'attaquer le mage. (3) l'IA est incapable d'atteindre dans cette configuration le mage, elle attaque le guerrier. (4) idem, mais suite à un blocage total et volontaire du joueur.

Dans le cadre du *game design*, il est courant d'apporter de nouvelles notions petit à petit. Certains stages demandent une stratégie particulière ou un éveil à certains éléments de jeu. Le stage 2 par exemple est fait pour aider les débutants à comprendre les notions de blocage. D'autres stages vont punir les joueurs qui ne font pas attention à la portée des attaques des ennemis ou à leur puissance. Certains vont mettre à l'épreuve le joueur dans ses stratégies de placement et demander une compréhension avancée des mécaniques jeu, par exemple : l'un des niveaux est sans couvert, il contient 8 ennemis tuant sur le coup et 16 ne faisant pas de dégâts, il est nécessaire d'utiliser les seconds pour bloquer les premiers; un autre plonge le joueur dans une configuration où il va devoir bouger en permanence tout en attaquant en étant hors de portée de l'ennemi en profitant des couverts pour le gêner.

Macromanagement

Comme on peut le voir dans la partie relative aux aptitudes des personnages, chaque archétype a un rôle bien défini que l'on peut améliorer. Or il est important de construire les personnages pour qu'ils aient les aptitudes adéquates au bon moment.

Les 3 classes ont toute une synergie dans leurs aptitudes, par exemple, pour le mage, les attaques de zones vont aller très bien avec une augmentation de puissance. L'archer deviendra très utile avec ces 3 flèches couplées à son ralentissement. Le guerrier peut gagner des points d'armure, ce qui rend ces PV plus "efficaces"⁷⁵.

Les PV peuvent être vus comme une ressource à dépenser, il est impossible de ne pas se faire toucher de toute la partie. Comme dit précédemment, les PV du guerrier ont plus de valeur stratégique quand il possède de l'armure, exemple : un mage subi 3 attaques de 5 points de dégâts, il faut soigner 15 PV au total ; un guerrier avec 5 d'armure qui subit la même déconvenue, il faut soigner 3 PV. Bien entendu, il ne faut pas passer sous la barre des 0 PV, il sera donc parfois utile de permuter le guerrier pour qu'il ne subisse pas le coup de trop en cas d'erreurs.

Il est également nécessaire d'optimiser les cycles de dégâts pour le joueur. Par exemple, face à deux ennemis, l'un avec 10 PV et l'autre avec 1 PV, il est préférable de ne pas effectuer une attaque de 1 dégât sur le premier (10 PV) et une attaque de 6 dégâts sur le second (1 PV). Même si la finalité pour ce tour est la même dans ce cas de figure, faire cette erreur va reporter le tour de la victoire, ce qui inexorablement consommera des PV alliés, voire mènera à la défaite.

Dans 2 des 3 classes, il existe un piège, le premier est le fait de prendre la compétence "Berzerk" chez le guerrier, c'est probablement l'un des pires choix à faire de par son rôle central quant à la survie des autres. L'autre piège se situe au niveau des 5 points que l'on peut ajouter en portée à l'archer, le damier ne faisant que 10 cases, il est inutile d'avoir une portée de 10.

Il est bien sûr nécessaire de développer vite les aspects forts de chaque personnage, car les ennemis, eux aussi, deviennent plus forts. Pour cela, on peut aussi créer un rôle pivot chez un des protagonistes, par exemple une stratégie très efficace est de faire en sorte que le *tank* augmente au début sa puissance pour éviter ce qui sera développé en micromanagement, et de faire du mage un soigneur dès qu'il a suffisamment de puissance pour vaincre en 1 coup les ennemis. Cette stratégie a l'avantage de transférer la régénération de points de vie au mage (qui est déjà en capacité de tout vaincre) plutôt qu'au guerrier, lui laissant le temps de plus efficacement poser ces fondations défensives pures.

Micromanagement

La partie micromanagement est la gestion du dernier coup porté à une cible, ce dernier coup donnant l'expérience au personnage, il va influencer sur les progressions des 3 protagonistes. L'aspect micromanagement est complexe et restera invisible à certains joueurs, il s'agit tout simplement de faire en sorte que les derniers coups soient portés par le bon personnage au bon moment.

Cette gestion est complexe, car les 3 protagonistes n'ont pas la même capacité en matière de dégâts. Il sera donc extrêmement difficile pour l'archer au niveau 1 de vaincre un ennemi, mais par la suite la tâche lui sera aisée. Cette difficulté de gestion du dernier coup est donc une difficulté qui évolue constamment d'un personnage à l'autre. Les adversaires devenant de plus en plus forts, cela implique également que tous les personnages doivent augmenter un minimum leur puissance pour rendre le dernier coup possible. Il est donc contre-productif pour le *tank* de se concentrer à 100% sur la défense, car il entachera sa courbe d'évolution à moyen et long terme, ce qui le rendra incapable de *tanker* à ces moments-là de par son manque de progression.

Un équilibrage des niveaux des 3 personnages est crucial, au regard du fait que la formule de l'évolution des personnages suit une loi exponentielle. Il faut 1545 points d'expérience pour monter les 3 personnages au niveau 10, là où pour n'en monter qu'un seul au niveau 14 il en faut 1497. Or, à ce stade, avoir deux personnages de niveaux 1 pour un de niveau 14 est synonyme de défaite.

Conclusion sur la stratégie et la gestion

Il y a une multitude d'éléments à gérer pour un joueur, cette charge d'informations à prendre en compte est lourde pour un joueur non averti. Cependant, les tests préliminaires ont montré qu'un joueur très habitué au

75. Nous sommes ici dans un principe d'optimisation des coûts, le fait d'avoir de l'armure augmente la valeur des PV.

genre est capable de finir le jeu du 1er coup⁷⁶. Il n'est pas nécessaire de maîtriser à 100% ces aspects pour finir le jeu, mais il est impossible de le finir sans maîtriser une bonne quantité de ces notions.

Composante *Juice*

Les éléments de *Juice* sont des sons lors des attaques ou des morts, ainsi que des *screenshakes*. Le jeu est plutôt sobre, à l'image d'un jeu de plateau.

Composante *Flow*

Le *Flow* est garanti par l'apprentissage des mécaniques de jeux et des combos des personnages.

Composante *design*

Le *design* rappelle celui d'un jeu de plateau, il est constitué de 25 stages non aléatoires présentant une continuité dans leur thème. L'interface utilisateur est très sommaire et ne surcharge pas le joueur. Certains décors qui ne peuvent être traversés ont une case assombrie pour marquer leurs fonctions bloquantes.

Analyses possibles

Ce jeu étant le plus complexe, il est aussi celui permettant le plus d'analyses. Les points et les stages sont bien entendu un indicateur global de compréhension du jeu. Lors de la première partie, ce jeu peut être un indicateur des connaissances stratégique ou de capacités d'improvisation du joueur.

La construction des personnages est un indicateur fort, certains joueurs auront un style défensif, là où d'autres seront très offensifs. Un joueur qui va utiliser son mage pour soigner n'est peut-être pas le même type que celui qui va s'en servir uniquement pour les dégâts. Qui plus est, comme vu précédemment, la compétence Berzerk est un piège en soi, mais difficile à deviner lors de la première partie et le 10ème point de portée de l'archer est inutile (mais peut être deviné). Le jeu a aussi des aptitudes faisant appel à l'aléatoire pour la classe de l'archer (Pistolero et Filou). Ces aptitudes sont loin d'être optimales en début de partie, mais vont peut-être intéresser des joueurs qui ont tendance à aimer le hasard (qui est relié au neuroticisme).

Le style de jeu peut facilement être résumé en utilisant le nombre de points de dégâts faits, ceux pris, ceux soignés, les dégâts de zones, les ralentissements, la quantité de surplus de dégâts pour vaincre les ennemis, le nombre de tours passés, s'il a quitté le jeu via le bouton⁷⁷, le nombre de fois qu'il consulte les informations des ennemis, etc ... Cependant, ces informations doivent être contextualisées avec le stage en cours, étant donné les différences de besoins pour progresser en fonction des stages.

Le fait de consulter les informations des ennemis est particulièrement intéressant, car il démontre chez le joueur un réel intérêt à l'anticipation.

Analyses temporelles possibles

L'analyse temporelle peut être faite sur une multitude de données dans ce jeu.

Parmi les analyses classiques, on peut trouver les séquences d'attaques du joueur et ses séquences de destructions. Cet indicateur est un indicateur de stratégie, de concentration des dégâts et de priorisation de cibles.

Les déplacements peuvent être transformés pour suivre les actions des joueurs et les comparer avec d'autres, ce qui permettra de comparer les stratégies d'un utilisateur à l'autre. Cependant, plus on avance dans les stages, plus une divergence peut apparaître en fonction des constructions des personnages choisis.

L'évolution des PV est un indicateur quant aux stratégies défensives du joueur. Cela regroupe ses stratégies

76. En réalité du 2ème coup, le jeu avait planté suite à un bug maintenant réglé, néanmoins, il était bien parti pour réussir dès la première fois.

77. Ce dernier a été mis en place pour ne pas frustrer les joueurs. En cas de lassitude ou de manque de compétences.

de soin, ses prises de risque et ses erreurs.

Le surplus de dégâts pour vaincre un ennemi (*overkill*) devrait n'avoir tendance à augmenter au fur et à mesure que la partie avance, une tendance basse devrait être un indicateur du fait que le joueur fait attention à ce que la progression des personnages soit adéquate en matière de dégât. La variance de cette courbe devrait aussi être intéressante pour les mêmes raisons. Il faudra faire attention cependant aux pics pouvant dénaturer l'analyse. Au début cette courbe d'*overkill* devait fortement tendre vers 0, si ce n'est pas le cas il y a de fortes chances pour que le joueur n'optimise pas ses attaques.

L'expérience et les montées en niveaux de chaque personnage démontreront la prise en compte du micromanagement chez le joueur, et montrera aussi des aspects macro, via la volonté de prioriser tel ou tel personnage.

Les aptitudes choisies sont des indicateurs de construction des personnages et d'adaptabilité du joueur.

Le fait de voir systématiquement toutes les données des ennemis, et ce, à plusieurs moments d'un même stage devrait être un formidable outil de discrimination.

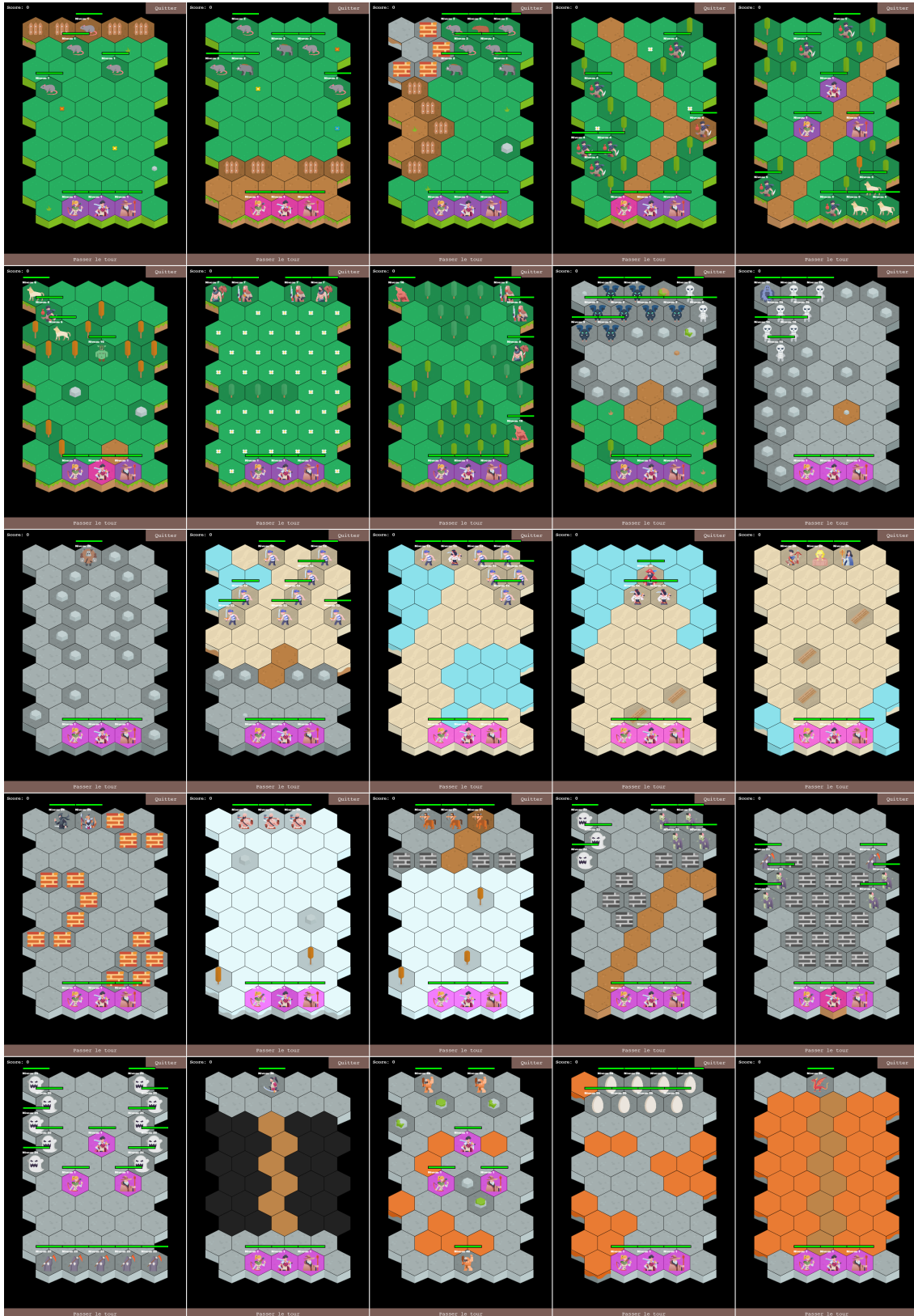


Figure 17 – Tous les stages du jeu "adventurers".

3.12.4 Le jeu Mémoire des nombres : mémoire à court terme

Donald Hebb fut l'un des premiers à s'opposer au *Behaviorisme* dont la vision était qu'il était impossible d'étudier les processus psychiques humains, mais uniquement les réponses aux stimuli. Ce courant appelé cognitivisme propose d'étudier de manière scientifique les fondamentaux sous-jacents du comportement humain. Collins et Lotfus (en 1975) ont analysé la structure de la mémoire sémantique humaine. Leurs travaux furent utilisés pour explorer avec succès l'ensemble des fonctions cognitives : raisonnement, mémoire, prise de décision, ...

La mémoire peut être décomposée en 2 : implicite et explicite. La mémoire implicite est celle relative aux activités faites par le passé. Là où la mémoire explicite est relative à un événement vécu ou à une notion apprise (telles que des dates historiques).

La mémoire à long terme désigne la capacité à mémoriser des éléments sur une longue période (quelques jours), elle se dégrade très rapidement. En 1885, au cours de ses recherches sur la mémorisation d'éléments sans intérêt, Hermann Ebbinghaus, souvent considéré comme le père de la psychologie expérimentale de l'apprentissage, conclut qu'en 20 minutes, nous perdons 40% des informations, en 1 jour 66%, et cette décroissance continue jusqu'à atteindre les 80% (voir la partie bleue de la figure 18).

Une répétition permet de diminuer cette perte, c'est d'ailleurs pourquoi le bon *level design* demande régulièrement d'utiliser les mécaniques de jeux pour que le joueur ne les oublie pas. La mémoire à long terme est essentielle à la survie des êtres vivants, elle permet d'identifier un danger ou une opportunité vue par le passé. C'est également elle qui permet aux humains de réaliser des tâches complexes tels que marcher ou parler.

Dans le cas de ce jeu, c'est la mémoire à court terme qui sera mise en avant. La mémoire à court terme est une mémoire qui s'étale sur une trentaine de secondes. Ce type de mémoire permet par exemple de suivre une conversation ou encore à un lecteur de comprendre ce qu'il lit. Cette mémoire permet en moyenne de retenir 7 éléments. Ces éléments peuvent être des nombres, des objets ou tout autre chose. Dans le cas des nombres, il existe de nombreuses manières d'améliorer la mémorisation d'une succession de nombres, par exemple : le code chiffres-sons (Mnemonic major system[111]), le "Dominic system" et le "Katapayadi system". Étant donné qu'il s'agit de mémorisation sur une trentaine de secondes, les jeux qui vont permettre cette détection sont spécifiques.

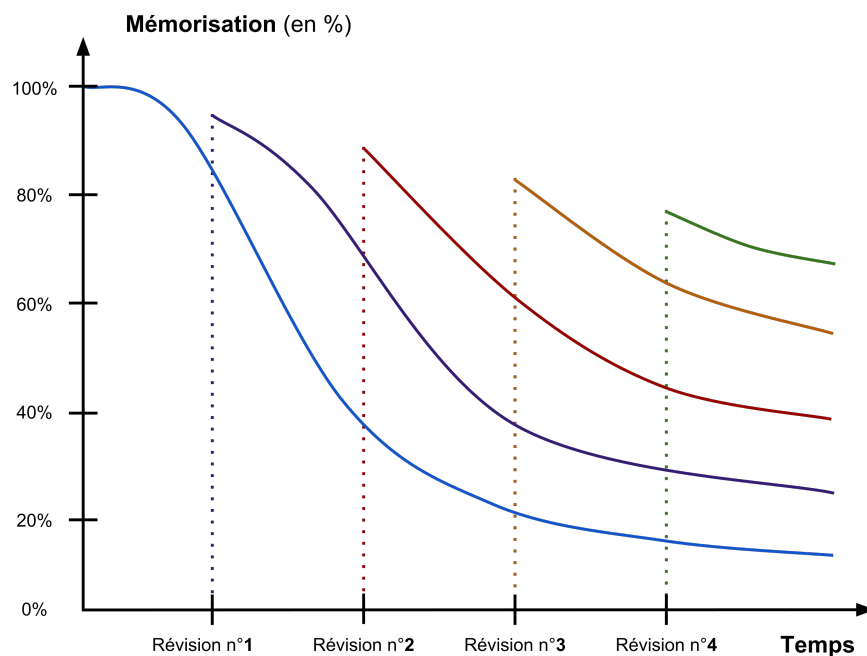


Figure 18 – Courbe de l'oubli de Hermann Ebbinghaus (wikipedia.org).

Ce jeu est basé sur le test de mémoire des nombres de humanbenchmark.com "number memory". Le but est de se souvenir d'un nombre. Le joueur n'a qu'une seule vie et gagne 500 points par manche gagnée. Ce jeu permet de répondre aussi bien via des boutons affichés sur l'écran que via les touches du clavier. L'affichage du nombre à retenir se fait pendant $2000 + (s * 250)$ millisecondes. Avec s le nombre de bonnes réponses. Cette formule pourrait poser des soucis lors des grands nombres, car le fait de retenir un grand nombre demande peut-être plus de temps que ça. Il est aussi possible que 2 individus qui performent bien sur des grands nombres, ne vont pas avoir les mêmes capacités en matière de vitesse de mémorisation, ce qui les discriminera. Quoi qu'il en soit, ce phénomène sera marginal, en moyenne les individus ne peuvent retenir que 7 éléments.

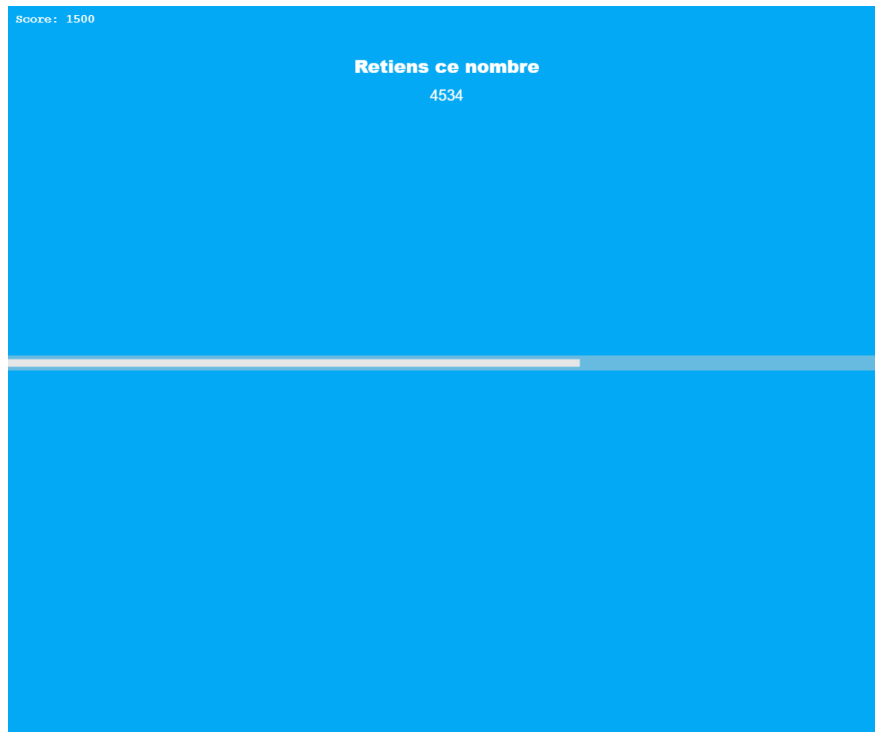


Figure 19 – Le jeu Mémoire des nombres.

Le jeu ne présente pas de limite de temps pour répondre. Le jeu étant affiché via un canvas, il est facile de tricher en faisant un clic droit pour enregistrer l'image.

Les travaux de Heteer et al.[119], montrent des différences de capacité en fonction du type d'éléments à retenir. De ce fait, nous avons couvert via 3 jeux de mémoires différents 3 de ces éléments : les mots (avec ce jeu), les nombres et les *patterns*.

Composante *Juice*

Peu de *Juice* dans ce jeu pour ne pas perturber le joueur.

Composante *Flow*

Le *Flow* semble peu présent dans ce jeu, la progression semble peu probable ou trop lente pour le joueur. De ce fait, le but du jeu serait principalement d'être un marqueur de capacités.

Composante *design*

Le *design* est sobre pour se focaliser sur l'essentiel.

Analyse

Ce jeu a principalement pour but de voir si le joueur suit les directives et combien d'éléments il peut retenir. La majorité des individus retiendront à peu près 7 éléments. Mais certains seront formés au dispositif mnémorique, ce qui créera une seconde gaussienne bien loin des individus lambda en matière de nombre d'éléments retenus.

Le fait d'utiliser ou non le clavier est un indicateur qui pourrait être intéressant, plusieurs jeux présentent cette possibilité sans l'indiquer explicitement. Le fait de faire un clic droit, ainsi que la perte de focus de la page est pris en compte, afin de détecter les tricheurs. Le fait de tricher pourrait être intéressant d'un point de vue personnalité et typologies de joueurs.

3.12.5 Le jeu Space Savior : anticipation et mémoire à long terme

Ce jeu met le joueur aux commandes d'un vaisseau spatial devant défendre la Terre. Le mode normal de ce jeu à des *patterns* fixes, et pour venir à bout du jeu en mode normal, il est nécessaire de mémoriser l'emplacement des vaisseaux et donc de rejouer plusieurs fois. À noter que dans le mode normal, il n'est possible de se déplacer que sur l'axe X et qu'il existe un boss de fin.

Contrairement à ce que l'on pourrait penser, ce jeu n'est pas un jeu de réflexe et d'arcade, mais de mémoire et de concentration (anticipation des *patterns*), même avec les meilleurs réflexes, il ne devrait pas être possible de finir le jeu du premier coup. La première partie quant à elle reposera purement sur les réflexes et la précision des joueurs.

Bien que le joueur incarne un vaisseau tirant à tout va, il s'agit d'un jeu de concentration et de placement. Les tirs sont relativement lents et en flux continu, il y a 20 vagues d'ennemis placées de manière à faire perdre de précieux dixièmes de seconde, si le joueur ne sait pas où ils vont apparaître. Pour réussir, il est nécessaire de modifier la trajectoire du vaisseau, avant même d'avoir détruit les cibles. Certains joueurs mettront plus de temps que d'autres à comprendre l'importance de ce décalage, certains ne le verront peut-être tout simplement pas.

Dans ce jeu, il y a 4 types d'ennemis, chacun avec des points de vies (PV), des couleurs et formes, et/ou une particularité différente :

- **Les ennemis de base** : ils sont orange et n'ont que 10 PV, ce qui fait qu'à une cadence de 60 tirs par seconde, ses ennemis sont détruits en 0,16 seconde.
- **Les ennemis robustes** : ils apparaissent à la 9ème vague, ils sont bleus et 4 fois plus résistants que les ennemis de bases.
- **Les ennemis invisibles** : ils apparaissent à la 13ème vague, ils sont verts, n'ont que 10 PV et disparaissent au bout de 0,25 seconde. Lorsqu'ils sont touchés, leur position est trahie par leur bar de vie. Le comportement du joueur va être intéressant dans ce cas, va-t-il tirer au hasard pour les faire apparaître, ou a-t-il retenu leur position ?
- **Le boss** : ce dernier apparaissant à la vague 20, il est noir et bien plus gros que les autres et noir. Il a 800 PV, il faut donc au moins 13,33 secondes pour le vaincre si on a des mouvements parfaits (quasiment impossibles). Ce dernier a plusieurs phases de jeu, il se téléporte dans des endroits prédéfinis tous les 100 PV perdus (sauf de 200 à 0 PV).

Ses ennemis sont soit placés en ligne, en carré ou en cercle.

La destruction d'un vaisseau donne 10 points et chaque tir touchant au but en donne 1. Lors de la destruction du boss final, un nombre conséquent de points sont gagnés en fonction du temps restant.

Différences entre les appareils

Le jeu fonctionne à 60 images par seconde dans les conditions optimales (mais ce n'est presque jamais le cas). Or, les tirs sont créés à chaque image générée, de ce fait, les appareils les plus lents perdent un peu

de leur potentiel de "dégâts par seconde". Cette donnée est bien sûr enregistrée, et sur les tests initiaux la différence était inférieure à 10%. Bien évidemment, cette notion est à prendre en compte impérativement pour ne pas biaiser les interprétations.

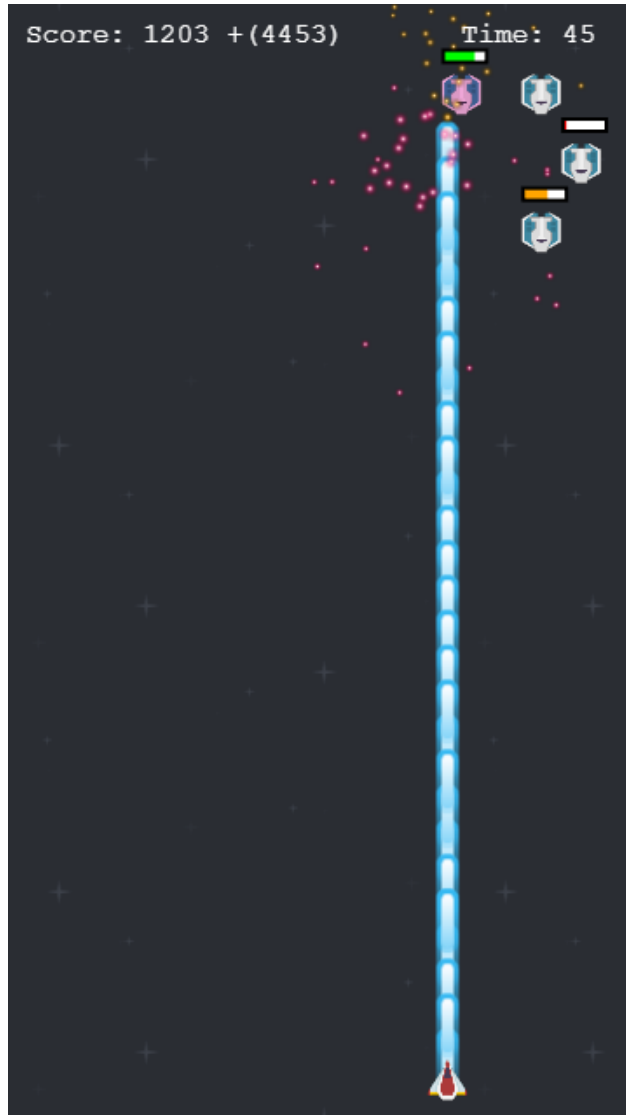


Figure 20 – Le jeu "Space Savior" en mode normal. Avec les ennemis robustes formant initialement un cercle de 6 ennemis. On peut observer les particules de touche et de destruction ainsi que les barres de vies.

Composante *Juice*

Les éléments de *Juice* dans ce jeu sont : des particules lors des tirs réussis, un son très présent lors des tirs réussis, des changements de couleur lors de tirs réussis, des explosions (particules) accompagnées d'un son lors des destructions, un défilement vertical du fond pour donner une impression de déplacement dans l'espace, des *screenshake* lors des destructions, un flash lors de la destruction du boss, une légère pause du jeu (20 ms) lors des destructions.

Composante *Flow*

Le *Flow* est assuré par la difficulté lors des premières parties, après coup, le joueur voulant performer éprouvera toujours du plaisir à jouer, mais pas celui qui voulait juste venir à bout du boss, en cas de réussite.

Composante *design*

Le jeu jouit d'une bonne affordance, on comprend assez rapidement que l'on est le vaisseau du bas, d'une part, car cela suit les codes récurrents, mais aussi, car on le voit bouger.

Le tir en continu assure aussi le fait de comprendre quel vaisseau le joueur contrôle, et ce même tir permet rapidement de comprendre qu'il doit toucher les ennemis en haut de l'écran (ce qui est en soi aussi un code récurrent) pour venir à bout des vagues.

Analyses possibles

L'analyse sur les motivations du joueur est encore une fois ici intéressante : qui va arrêter de jouer en ayant battu le boss, qui va le faire avant et qui va performer son score ?

De par ces *patterns* fixes, plusieurs analyses sont possibles. Une analyse classique en prenant en compte plusieurs indicateurs :

- **Position du curseur** : le curseur permet de positionner son vaisseau sur l'axe des X, mais pas sur l'axe des Y. Placer le curseur/doigt très haut dans l'écran n'a donc pas d'intérêt, d'autant plus que c'est une position de jeu contraignante dans le cadre d'une utilisation sur smartphone. Cependant, il est possible que des utilisateurs utilisent leur curseur/doigt comme un pointeur pour viser. Il serait alors intéressant de voir qui sont ces joueurs.
- **Le coefficient de déplacement lors de la partie** : plus ce dernier est haut, moins le joueur aura optimisé ses mouvements lors de sa partie. Étant possible de se téléporter, la variance de ce paramètre est particulièrement intéressante.
- **Le nombre de vagues finies** : cette dernière est un indicateur de progression utile, surtout dans le cas où le joueur fait plusieurs parties.
- **Nombre d'ennemis restants** : utile couplé avec le nombre de vagues finies.
- **Le nombre de tirs touchants** : idem.
- **Les tailles des vaisseaux** : pour contextualiser les difficultés en fonction des appareils.

Les indicateurs à but séquentiel ont la particularité de prendre en compte la temporalité, on peut avoir un degré d'information plus fin en prenant en compte les actions des joueurs à travers le temps. On peut également comparer deux joueurs entre eux.

- **Les séquences de tirs touchés** : l'intérêt est de savoir quelle est la chaîne des tirs touchant la cible. Intuitivement, on peut déterminer qu'un joueur qui alterne trop entre des cibles trop éloignées les unes des autres sans les finir est moins performant qu'un joueur qui va optimiser ses déplacements. Bien évidemment, trop de trous sans touche dans ces séquences est aussi un indicateur de non-performance. Qui plus est, le bon joueur (n'ayant pas encore découvert la téléportation), va optimiser ses mouvements par rapport à la vague en cours et pour minimiser la distance entre le dernier ennemi de cette vague et le premier ennemi de la suivante. Un large éventail de possibilités est donc permis quant à l'analyse des performances du joueur.
- **Les séquences de destructions** : cette information a le même but et la même façon d'être utilisée que l'information précédente (différencier les joueurs via les séquences).

Intuitivement, on peut déterminer certaines séquences plus optimales que d'autres. Mais des variations demeurent. Le meilleur moyen restera une comparaison entre joueurs.

Afin d'optimiser le score au maximum, il ne faut pas swiper, mais tapoter l'écran pour se téléporter. L'utilisation ou non de cette stratégie peut être un indicateur utile.

Le mode Boss Rush

Le mode Boss Rush change drastiquement du mode normal. Il s'agit d'un mode où le joueur doit se débarrasser de 3 boss très difficiles à vaincre (il s'agit de loin du jeu le plus difficile de l'application). Le moindre élément

touchant le joueur est synonyme de défaite. Dans ce mode, le joueur peut aussi se déplacer sur l'axe des Y, et se téléporter.

Des points sont gagnés à chaque fois que le boss est touché et un autre gain substantiel est fait une fois ce dernier détruit. Le nombre de points possibles par boss lors des touches est de 3000 et le gain de destruction est de 1000. Finir le jeu fait aussi gagner un nombre énorme de points.

Le déplacement sur l'axe des Y est une composante primordiale pour optimiser les dégâts et la survie du joueur. Chaque boss a 3000 PV et 3 phases de jeu, passé les 2000 PV la phase 2 s'enclenche, passé 1000 PV c'est la phase 3. Passer une phase nécessite un certain apprentissage et compréhension des mécaniques du boss. Ce jeu est celui avec la plus forte notion d'apprentissage, à un point où il rebuttera certains joueurs. Là où au contraire, pour d'autres joueurs, ce challenge et ce besoin d'apprendre pour réussir seront réellement plaisants. Comme énoncé dans [179], certaines typologies de joueurs aiment particulièrement les challenges. Ce jeu a 3 (voir 4) des 6 composantes principales qui intéressent la typologie des "Achiever"[185], ce qui devrait en faire un formidable moyen de discrimination pour ces derniers.

Les 3 boss sont :

- **Destroyer** : utilise des missiles pour vaincre le joueur. Il se déplace de façon linéaire de droite à gauche. Le mouvement n'est pas très difficile à suivre, assez rapidement le joueur peut suivre le mouvement par habitude et donc se concentrer sur l'esquive des missiles.
- **Phase 1** : cette phase sert à inculquer les mécaniques de jeu au joueur, le boss lance des missiles relativement lents (mais pas trop). Ces missiles se propagent sur l'axe Y (de haut en bas) et prennent relativement peu d'espace (l'espace est pris par leur nombre). Le "safe spot" (endroit où se placer pour ne pas être touché) qui permet d'optimiser les dégâts sans prendre de risques est facile à trouver.
- **Phase 2** : le boss lance 2 fois moins de missiles sur l'axe Y. Mais commence à faire apparaître de gros missiles lents sur l'axe X. Cette phase est encore relativement lente, mais certains joueurs auront du mal à viser et assurer la survie de leurs vaisseaux. Le "safe spot" change, les 3/4 de l'écran sont un bon compromis entre dégâts et protections. Parfois il est nécessaire de se téléporter pour ne pas perdre.
- **Phase 3** : (presque) pareil que la phase précédente, mais en plus rapide.
- **Dust** : utilise des météores pour vaincre le joueur, tous les projectiles sont indestructibles et bloquent les tirs. Le boss ne bouge pas.
- **Phase 1** : un météore géant apparaît (en 2 secondes), quand il finit son apparition, il est lancé à une vitesse probablement impossible à esquiver par réflexe. Ce qui devrait finir d'achever les joueurs les moins persévérants (ascenseur émotionnel fort, alors qu'ils ont enfin battu le premier boss). Une fois le piège assimilé, la phase est l'une des plus faciles de toutes. . . si le joueur n'est pas trop avide! Par cycle, il est possible sans prendre de risque de faire un certain nombre de dégâts, le très bon joueur qui voudra scorer le plus possible devra donc prendre des risques pendant cette phase. Qui plus est, cette phase a une importance capitale pour la prochaine . . .
- **Phase 2** : dans cette phase le boss crée une multitude de petits projectiles indestructibles (2 toutes les 7,75 secondes), pas très difficiles à éviter individuellement, mais le joueur laisse le boss créer trop de projectiles il devient très difficile de gagner. D'autant plus que, pour rappel, ces projectiles bloquent les balles, et donc diminuent le potentiel du joueur à faire des dégâts. L'une des stratégies pour faciliter la phase se trouve dans la phase 1, il faut le laisser proche de 2000 PV sans le baisser assez pour entrer dans la phase 2, puis faire un maximum de dégâts pour limiter le temps de la phase 2.
- **Phase 3** : un grand météore apparaît et disparaît toutes les 1,5 secondes, aléatoirement sur l'écran (plusieurs peuvent cohabiter, ils sont toujours insensibles au joueur). La phase serait très facile en soi, si les projectiles de la phase 2 ne restaient pas indéfiniment. La phase demande une concentration extrême pour être passée, surtout si la phase 2 est "ratée".
- **Disco** : utilise des lasers (après 0,5 seconde d'un indicateur) pour vaincre le joueur. Plus le temps avance, plus le nombre de lasers est grand. Il est donc nécessaire d'aller le plus vite possible. Le boss se téléporte, ce qui demande d'autant plus d'efforts de concentration.
- **Phase 1** : des lasers bleus sont créés sur l'axe horizontal toutes les 5 secondes. À ce stade, le

positionnement n'est pas important, mais les déplacements du boss peuvent être un problème.

- **Phase 2** : des lasers verts sont créés sur l'axe vertical toutes les 6 secondes. La manière la plus simple de passer cette phase est de coller le vaisseau tout en bas de l'écran pour mieux voir l'arrivée des lasers. Cette phase demande déjà un niveau de concentration extrême, du fait que les lasers et le boss apparaissent aléatoirement.
- **Phase 3** : comme la phase 1 et 2, mais toutes les 15 secondes, avec un laser rouge qui va de droite à gauche. Il est impossible de réussir le niveau sans se téléporter.

Ces boss demandent une réelle stratégie, de la concentration, de la persévérance, de l'apprentissage et une bonne dose d'adaptation pour en venir à bout.

Dans [261] la notion de prise de risque en relation avec un gain est corrélée aux "Achievers", "Players" et aux "Disruptors".

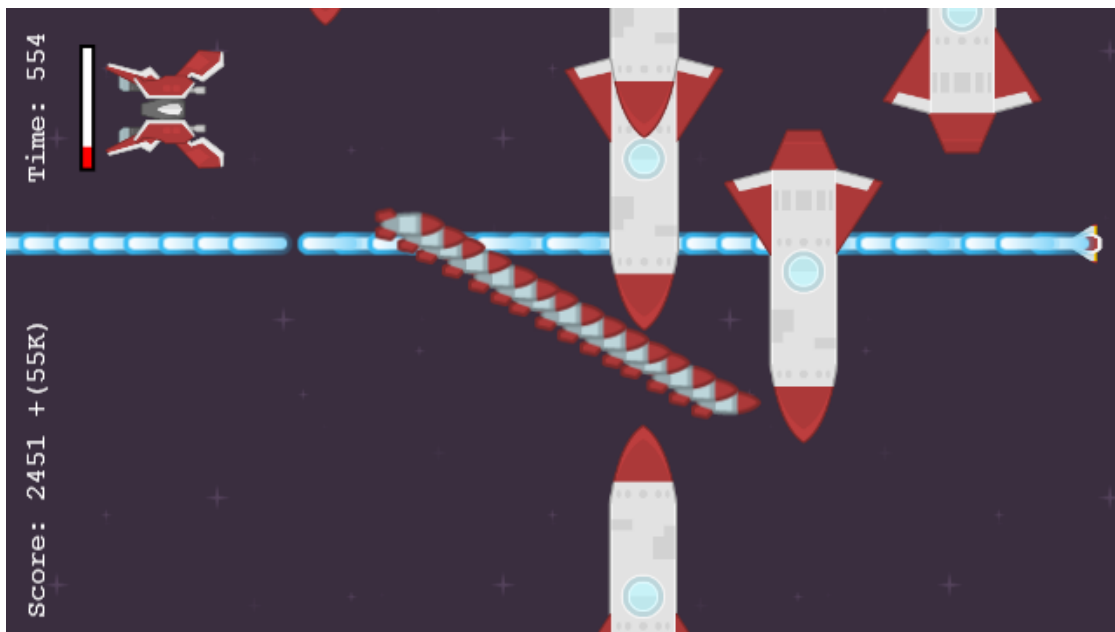


Figure 21 – Le jeu "Space Savior" en mode Boss Rush. On y voit le premier boss dans sa 3ème phase. (Rotation à 90 degrés.)

Composante *design*

Il y a une théâtralisation du combat qui se fait avant que ce dernier ne commence. Un *warning* avec le nom du boss s'affiche en apparaissant et disparaissant 3 fois. Ce gimmick existe dans de nombreux jeux, tel que la franchise des Mega Man. Et lève toute ambiguïté sur la nature de l'objet en face du joueur.

Les noms des boss et leurs *designs* sont congruents avec leur habileté :

- **Destroyer** : à un design (et un nom) agressif qui va de pair avec le fait qu'il utilise des missiles.
- **Dust** : ressemble à une main, son nom est une référence au fait qu'il lance des météores.
- **Disco** : est une boule qui lance des lasers.

Composante *Juice*, *Flow* et données générales

Voir mode normal.

Analyses possibles

Le placement dans ce mode de jeu est d'une importance cruciale pour la survie du joueur. Le bon joueur va alors comprendre que certaines zones sont plus sécurisées que d'autres. Ces zones changent à chaque phase

et permettront donc une analyse par rapport aux placements. Qui plus est, dans ce mode il est possible de se téléporter, ce qui est parfois essentiel pour survivre.

Le jeu est beaucoup plus facile sur PC que sur smartphone, du fait que le doigt cache une partie de l'écran. Il est donc essentiel de prendre en compte ceci pour l'analyse. Certaines typologies de joueurs aiment particulièrement les combats de boss[185, 261].

3.13 Les métiers

Lors de son parcours, l'utilisateur va rencontrer trois PNJ afin de se positionner sur les domaines, les sous-domaines et les métiers. Le PNJ relatif aux domaines arrivant rapidement dans le cadre de cette application afin d'obtenir en peu de temps des données exploitables, de par la problématique de rétention vu dans le chapitre précédent. Le joueur doit, lorsqu'il est confronté aux questionnaires de domaines et sous-domaines, se positionner ou dire "je ne sais pas" à toutes les fiches. Les métiers quant à eux étant beaucoup plus chronophages et nombreux, il lui est laissé la possibilité de quitter à tout moment. Un message stipule au participant une fois passés les 50 fiches métiers qu'il peut s'arrêter, le tout en le remerciant. Ce rappel et cette possibilité de quitter ont été mis en place pour minimiser les biais de réponses dus à la lassitude.

Les joueurs qui le souhaitent peuvent retrouver les différents domaines, sous-domaines et métiers sur lesquels ils se sont positionnés via une page Métiers. Dans cette page, il y a une arborescence des différents sous-domaines et métiers. Les domaines sont triés par ordre d'attraits. Il est alors possible pour un utilisateur de revoir les éléments sur lequel il s'est positionné et de répondre à de nouveaux métiers ou sous-domaines.

Toutes les données relatives aux métiers proviennent de la base de données de Pôle Emploi. Ces informations ayant été récoltées via leur API, il en résulte en : 14 domaines et 110 sous-domaines. Tous deux ayant uniquement un titre sans description. Pour ce qui est des fiches métiers, elles étaient au nombre de 10 984 dans la base de Pôle Emploi, ces dernières avaient des descriptions similaires en fonction du code ROME. Dans le cadre de l'application Neiro, il fut choisi de fusionner les fiches possédant les mêmes codes ROME, résultant en 529 fiches. La liste des informations que l'utilisateur voit lors de la consultation d'une fiche est alors : le sous-domaine rattaché, la définition des métiers liés au code ROME, leurs modalités d'accès, l'environnement de travail associé et la liste des métiers associés.



Figure 22 – Page permettant de revoir les domaines, sous-domaines et métiers sur lesquels l'utilisateur s'est positionné. (Rotation à 90 degrés.)

3.14 La personnalité et les typologies de joueurs

Lors de leur parcours, les utilisateurs vont se positionner sur 4 questionnaires de personnalité et de typologie de joueurs. Ils sont rapidement mis en relation avec un PNJ les invitant à répondre au questionnaire du *Big Five* qu'est le BFI-2.

Il est possible pour le joueur de voir les résultats de ses questionnaires passés, mais aussi de passer de nouveaux questionnaires relatifs à la personnalité optionnels s'il le souhaite. Dans cette page, l'utilisateur va pouvoir répondre à des questionnaires libres et voir ces résultats. La majorité des résultats sont visibles via des graphiques de type radars. Ces résultats regardés sont trackés.

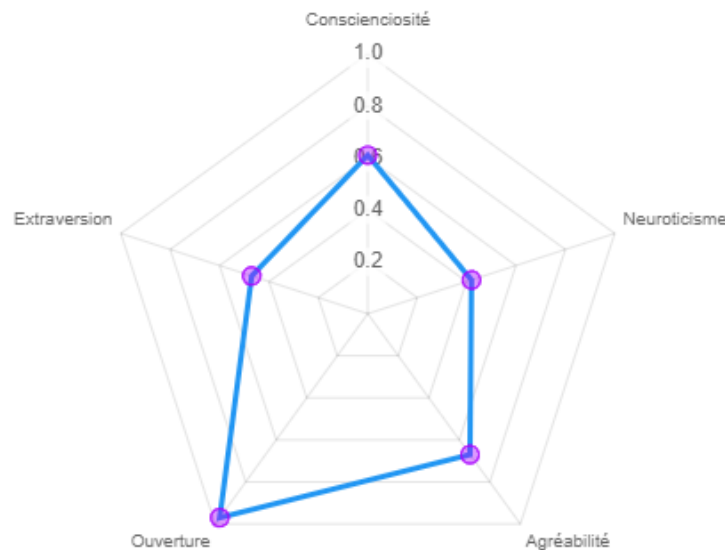


Figure 23 – Un résultat pour le test du *Big Five*.

Les questionnaires

Afin de relier la façon de jouer à un profil psychologique, il est nécessaire de faire passer un test de personnalité au joueur. Le choix s'est porté sur le BFI-2 (*Big Five*), car le *Big Five* est réputé fiable[58, 193], qu'il est dans le droit public[253], qu'il possède des relations avec les typologies de *HEXAD*[216, 265] et qu'il est nécessaire d'avoir un test pas trop long.

Le questionnaire est intradiégétique afin de garder l'immersion, ce sont les PNJ qui vont proposer de répondre aux questions. Ces questions se font tout de même dans une autre page que la page hub. Ces questions se font via une échelle de Likert en 5 points avec labellisation, ce qui est dans notre cas le meilleur choix[281].

La liste complète des questions des différents questionnaires est disponible en annexe, voir section B. Parmi les questions dans l'application, les questionnaires "obligatoires" dans le parcours du joueur sont :

- **Les domaines professionnels** : parmi les 14 domaines professionnels, lesquels te plaisent. Cette question va permettre de proposer des métiers découlant directement de ces domaines et de couvrir en peu de réponses tous les domaines existants. Permettant donc d'avoir une première relation utile entre domaine et façon de jouer.
- **Les sous-domaines professionnels** : ce questionnaire se compose de 110 sous-domaines sur lesquels les utilisateurs doivent se positionner. Ces derniers ne possèdent pas de description, la réponse aux 110 éléments est relativement rapide. Tous ces sous-domaines possèdent des liens directs avec l'un des 14 domaines. La liste complète des sous-domaines est disponible en annexe.
- **Les métiers** : les utilisateurs vont se positionner sur une portion des 529 fiches métiers de l'application Neuro. Ces dernières étant plus longues à traiter de par leur nombre et de par la quantité de texte

plus conséquente. Pour ces mêmes raisons, il s’agit du seul questionnaire relatif à l’orientation dont les propositions sont semi-aléatoires, de manière à proposer, par paquets de 20, des métiers en relation avec les domaines aimés, mais aussi des domaines non-aimés. Comme il sera stipulé dans la section 4 traitant des données, il n’y a pas eu suffisamment de participants pour exploiter les données relatives aux métiers, l’aléatoire dans ce cas de figure est alors un désavantage de par la masse de joueurs non suffisante.

- **Le BFI-2[?]** : est un test crucial en 60 questions qui permettra d’établir une relation entre personnalité, typologie de joueurs, façon de jouer et attrait métier.
- **Le DS36[137]** : est un test permettant de déterminer si un utilisateur a répondu sincèrement, le choix d’un métier est particulièrement sensible aux stéréotypes et à la vision qu’on veut renvoyer aux autres (comme le BIDR, il est dans le domaine public[96]). Des relations existent entre le DS36 et 2 traits du *Big Five*[62], bien que dans le contexte de ce document de recherche, son emploi à ce dessein s’avèrerait illogique⁷⁸.
- **HEXAD[185]** : est le questionnaire de typologie de joueurs principal de cette étude. Il a l’avantage d’être plus ludique que les autres de par le type de résultats obtenus. Ce test est fortement relié aux motivations des joueurs en termes de motivations de jeux et possède des relations avec le *Big Five*. Ce questionnaire a été traduit par nous-mêmes.
- **IDFIAS[260]** : ce test, créé en 2019, a été choisi pour plusieurs raisons : il a été conçu via un panel d’experts du domaine ; il prend le parti pris de faire un modèle par traits, faisant écho aux problématiques qu’ont connues les premiers modèles de personnalité ; il est constitué de 25 questions dans sa version finale, mais les 50 questions initialement pensées furent conservées dans l’application Neuro, de par la pertinence de ces dernières avec le médium vidéoludique⁷⁹ ; il possède des corrélations avec les traits du *Big Five*[260], mais aussi avec les genres de jeux aimés et les éléments de jeu[264, 262]. Ce questionnaire a été traduit par nous-mêmes.

Le choix d’un bon test de personnalité est crucial, non seulement au niveau de la fiabilité, mais aussi par rapport à sa taille. Ce dernier doit être assez grand pour assurer la précision, mais pas trop pour ne pas perdre l’utilisateur. Les questionnaires ayant une importance cruciale pour cette étude, toute donnée qui se verra amputée de ces derniers perdra de sa valeur. Il sera d’ailleurs vital de vérifier que l’utilisateur ait correctement répondu aux questionnaires⁸⁰ pour traiter ceux qui vont y répondre en cliquant sans réellement répondre.

D’autres tests pourront être faits librement pour pouvoir effectuer plus de relations entre façons de jouer et personnalité, sans pour autant ennuyer les joueurs ne voulant pas faire de tests⁸¹.

Les questionnaires optionnels sont :

- **Le NEO-IPIP[184]** : ce questionnaire permet la caractérisation des 5 traits du *Big Five*. Il est plus précis, mais également plus contraignant que le test en 60 questions utilisé dans la partie obligatoire. Notre choix s’est porté sur la version traduite par la Canadienne de Mathew Gravel, dont certaines phrases ont été remaniées, pour mieux adhérer à la culture française.
- **HEXACO[16]** : est un test de personnalité en 100 questions, qui, dans la lignée du *Big Five*, permet une représentation de l’individu en 25 facettes pour 6 traits de personnalités. Ce test prend en compte les critiques suggérant qu’il manque au *Big Five* une dimension, cette 6ème dimension étant l’Honnêteté-Humilité⁸².
- **RSES[234]** : le Rosenberg Self-Esteem Scale est un test qui permet d’évaluer l’estime de soi d’un individu en 10 questions. Ce questionnaire a été traduit par nous-mêmes.
- **COPE[46]** : le Brief-COPE est un questionnaire en 28 questions permettant d’établir quels sont les moyens qu’un individu va utiliser pour oublier/soulager ces soucis. Disposant de 14 moyens, qui sont : acceptation, auto-blâme, auto-distraktion, consommation de substances, décharger ces émotions, déni, désengagement comportemental, faire face, humour, planification, recadrage positif, soutien émotionnel, spiritualité, support instrumental. Ce questionnaire a été traduit par nous-mêmes.

78. Notre but étant la relation entre les typologies de joueurs et la personnalité.

79. Le retour en arrière étant possible si les 50 réponses sont répondues.

80. Temps de réponse et placement de l’échelle, comme développé dans la section 4.

81. Il est d’ailleurs possible que le fait de passer des tests libres ne soit pas relié à un seul type de personnalité.

82. Honesty-Humility.

- **GSE[245]** : le General Self-Efficacy Scale, permet en 10 questions d'évaluer le sentiment d'efficacité du sujet. Ce questionnaire a été traduit par nous-mêmes.
- **PSS[38]** : le Preference for Solitude Scale est un questionnaire en 11 questions mesurant la préférence d'un individu pour la solitude. Ce questionnaire a été traduit par nous-mêmes.

Peut-être que certains éléments seront faiblement reliés à des traits particuliers, mais fortement à une question en particulier. Il sera donc intéressant de vérifier cela et de reconstruire les traits après. Chaque réponse est enregistrée, ce qui permet une reprise du questionnaire, si un utilisateur quitte ce dernier en cours.

3.15 Tes jeux favoris

Un questionnaire libre a été implémenté pour recueillir les jeux préférés des joueurs, car dans plusieurs articles[264, 262, 297], des liens ont été établis avec : le *Big Five*, les attrait vidéoludiques, les typologies de joueurs, ...

L'utilisateur qui arrive à cette étape peut alors spécifier les jeux qu'il préfère. Un système d'auto-complétion lui permet de sélectionner plus facilement un jeu existant (voir figure 24), parmi une liste de 14 184 jeux. Ce système d'auto-complétion a été mis en place également pour éviter qu'un utilisateur se trompe dans les titres rendant les analyses plus complexes, exemple : "Zelda 3" au lieu de "The Legend of Zelda : A Link to the Past", "Skyrim" au lieu de "The Elder Scrolls V : Skyrim". L'ajout d'un titre hors auto-complétion est cependant possible pour le joueur.

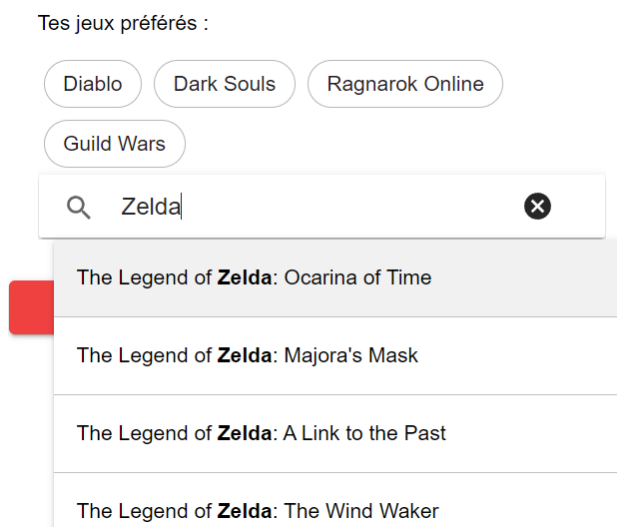


Figure 24 – Exemple de jeux aimés et d'autocomplétion.

3.16 Spécifications techniques

L'application est faite en Ionic 4.11.10. Les bibliothèques notables sont Phaser 3.24.1 (*framework* de jeu) et ChartJs (création de graphiques). Pour recueillir ces données et améliorer l'étendue de la population sur laquelle les données peuvent être recueillies, une API a été réalisée pour enregistrer les données de l'application via internet. Ce recueil automatisé présente aussi l'avantage d'être plus précis qu'une auto-évaluation de l'utilisateur[145]. Cette API possède 28 tables et 67 routes (une route est un lien permettant par exemple : d'enregistrer un compte, de se connecter, d'envoyer ces données de jeux ou bien d'avoir diverses informations). L'API est faite en NodeJs 12, avec ExpressJs et le tout fut hébergé sur un serveur Cpanel chez LWS, ce serveur pouvant théoriquement accueillir plusieurs milliers de joueurs simultanément sans altération.

3.17 Les dangers

3.17.1 La concentration

La concentration est une notion importante pour la compréhension, voire l'utilisation d'une œuvre, qu'elle soit littéraire, audiovisuelle ou vidéoludique. Notre société a développé certains troubles de la concentration, ainsi, il n'est plus rare de voir des individus incapables de suivre un film sans consulter régulièrement leur smartphone. Une information appelée "perte de focus" est donc enregistrée dans l'application, c'est-à-dire lorsque l'application n'est plus au premier plan. Deux types de pertes sont distingués :

- **La perte de la page** : l'utilisateur a changé d'onglet, sans pour autant quitter l'application.
- **La mise en avant d'un autre élément** : suite à l'utilisation de la touche Windows sur PC, le clic sur une notification ou sur un élément tel que Messenger sur smartphone.

Un système mis en place permet différencier ces deux types, et chacun d'eux a sans doute des informations différentes à apporter.

3.17.2 Les bugs

Malheureusement, l'application présentera peut-être certains bugs non détectés à la fin, lorsque l'application sera dans une version exploitable. Il n'y a que les bugs pouvant être critiqués à l'interprétation qui seront corrigés (pour des raisons de manque de temps et de non nécessité absolue).

Ceci veut aussi dire qu'un travail de débogage conséquent a été fait en amont pour ne pas perdre des données qui présenteraient une version ayant un bug trop grand pour rendre l'analyse possible. Mais d'une manière générale, si un bug majeur ne touche qu'une population marginale des utilisateurs, leurs données seront effacées et ne seront pas corrigées.

3.18 Conclusion

Dans ce chapitre, il a été explicité les différentes relations entre les éléments mis en place dans l'application Neuro et les attentes quant à ces derniers suite au travail de bibliographie. Cinq des dix-neufs jeux sont décrits afin d'illustrer les attentes possibles de différents genres de jeux, mais aussi, certains biais existants dans le cas du médium vidéoludique.

Cet ensemble d'éléments devrait permettre une chaîne complète entre : façon de jouer, typologies de joueurs réelles (captées via les questionnaires), traits de personnalité (captés via les questionnaires) et attrait métiers. Cependant, comme stipulé dans la section 2 et détaillé dans le chapitre suivant, le nombre de candidats ne permet pas de capturer toutes les subtilités dans la manière de jouer des utilisateurs.

La captation des données ayant débuté pendant la pandémie, l'application Neuro fut un élément essentiel pour assurer leur récolte dans le cadre de ces recherches. Ces données permettront dans le chapitre 5 de réaliser un système de recommandation.

Le prochain chapitre se concentrera sur le nettoyage des données enregistrées, les moyens mis en place pour les capturer, ainsi que sur leur traitement et leurs analyses. Il y sera traité les relations sous-jacentes entre les typologies de joueurs, les traits de personnalité et les domaines d'activité.

4 Données récoltées, nettoyage et analyse

Dans ce chapitre seront traités les méthodes d’obtention des données, ainsi que leurs analyses et leurs nettoyages. Ce dernier point est particulièrement important, car, dans le cadre du *machine learning*⁸³, les données anormales peuvent avoir un effet délétère sur les modèles prédictifs.

Les liens entre le test de personnalité du *Big Five* et les divers tests de typologies de joueurs seront également traités. Des comparaisons entre la base de données Neuro et d’autres bases plus conséquentes seront réalisées, le tout, en utilisant des outils statistiques reconnus pour appuyer les liens et hypothèses.

Suite à cela, les prédictions des traits du *Big Five*, ainsi que des domaines d’activités seront réalisées. Les résultats sans sélection de variables ne furent pas concluants, mais l’emploi de cette méthode a drastiquement augmenté la pertinence des prédictions.

4.1 Les données d’inscription

Les données sont une composante essentielle à cette étude, notamment de par la variabilité du comportement humain dans le cadre des jeux vidéo, mais aussi pour assurer le bon apprentissage d’algorithmes de *machine learning*. L’acquisition des données est connue pour être un sujet compliqué dans le cadre du *machine learning*[294]. La récolte ayant débuté en période de confinement due à une pandémie, il était nécessaire de pouvoir récolter les données à distance.

Un système de codes a été mis en place pour connaître la provenance des différents participants. On peut ainsi distinguer les 406 participants à cette étude en plusieurs sous-groupes. 14 bêta testeurs ont joué à différentes étapes de conceptions de l’application, afin de permettre une coconstruction de l’application et de trouver d’éventuels bugs. Ces 14 utilisateurs ont diverses compétences utiles à cette coconstruction (*design, machine learning, orientation, . . .*). Suite à la phase de finalisation, 45 proches ont participé à l’étude au compte-goutte, permettant ainsi la détection des derniers bugs. 55 utilisateurs proviennent de diverses rencontres et ont participé via un code disponible sur une carte de visite. 56 utilisateurs proviennent de diverses sources : réseaux professionnels, classes d’étudiants, formations ADUM, groupes discords. Une vidéo YouTube fut réalisée en reprenant le discours écrit dans le cadre d’un ”Ma thèse en 180 secondes”, récoltant 10 utilisateurs. L’influen- ceur Mathieu Lanz alias Monsieur Plouf, via des posts sur son Twitter, a permis la récolte de 226 utilisateurs.

La base de données Neuro est actuellement plus conséquente, avec notamment la création d’un article pour l’Agence Française pour le Jeu Vidéo (AFJV). Mais il fut nécessaire de se baser sur un jeu de données fixes pour pouvoir effectuer ces travaux de recherche. Cette base plus conséquente pourra cependant servir dans de futures publications.

Cette étape de récolte fut particulièrement chronophage et a considérablement retardé l’obtention de la masse critique de données nécessaires pour commencer de réels travaux. Dans le cadre de ce démarchage, plus de 29 médias, 19 écoles et 19 influenceurs ont été contactés. Aucun média n’a fait suite et 3 des influenceurs ont répondu, Mathieu Lanz étant le seul à avoir porté un réel intérêt envers le projet. Pour ce qui est des 19 écoles contactées, la pandémie a rendu impossible le fait de communiquer à propos de ces recherches⁸⁴.

Aucune donnée n’est sauvegardée si le compte n’est pas créé, ce qui, rétrospectivement, comporte quelques désavantages. D’après les retours, certains joueurs n’ont pas compris le système de code. L’absence d’empreinte des visites sur la page d’inscription ne permet donc pas de savoir la proportion d’utilisateurs perdus à cause de cela.

4.1.1 Le nettoyage

La page d’inscription est le point d’entrée vers ce formulaire déguisé qu’est Neuro, il est primordial de déterminer dès cette étape quels sont les individus qui ne répondent pas sérieusement aux questions, car ces derniers n’ont sans doute pas compris les enjeux scientifiques derrière cette application et risquent de biaiser les résultats. Nous n’avons pour ce faire que peu de moyens, mais ces derniers sont efficaces pour

⁸³. Pour rappel : *machine learning* sera utilisé dans ce document pour éviter toute ambiguïté avec le terme apprentissage.

⁸⁴. Souvent par manque de temps des responsables.

repérer les anomalies dans notre cadre.

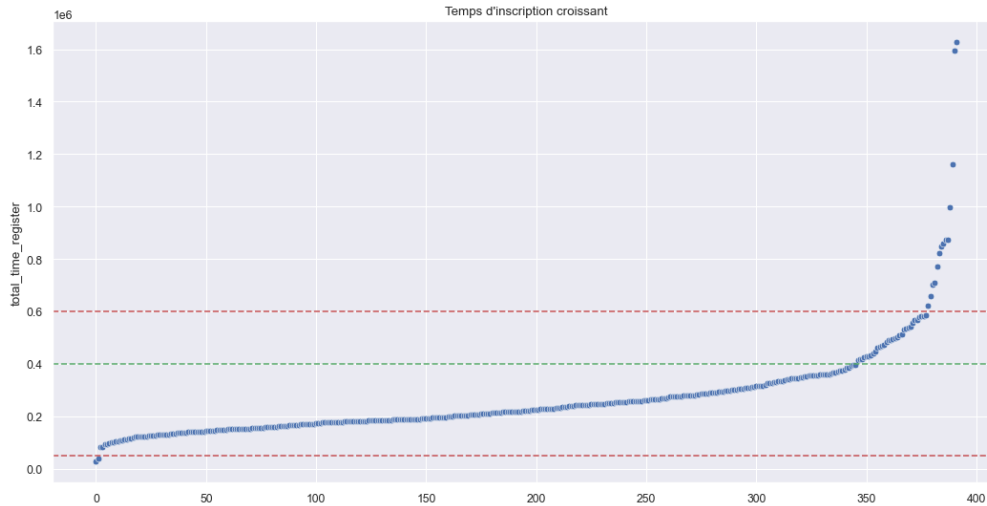


Figure 25 – Temps d’inscription croissant avec limitation des anomalies potentielles, délimitées par les pointillés rouges et le coude délimité par les pointillés en vert.

La première solution est assez rudimentaire et commune à beaucoup d’autres points qui seront traités par la suite, il s’agit du temps alloué lors de cette étape d’enregistrement (voir figure 25). Le temps médian ici pour s’inscrire est de 224 secondes, avec un minimum à 27,2 secondes et un maximum à 49 404 secondes. Ces minimum et maximum ne sont pas pour autant des indicateurs sûrs d’anomalies dans le remplissage du formulaire à ce stade, d’autant plus pour les valeurs hautes qui en réalité peuvent être le fruit de perturbations.

En vérifiant les 2 comptes passant sous la barre des 50 secondes, nous trouvons des anomalies montrant une totale indifférence au fait de répondre sérieusement, notamment au niveau des emails avec comme préfixe : "eztatgfr.tret" et "test.test". Pour ce qui est des individus au-dessus des 600 secondes, il ne semble pas y avoir d’anomalies en vérifiant leur adresse email, leur description libre et leur date de naissance.

D’autres variables permettent de trouver des anomalies, notamment l’âge et le nombre d’années de jeux. Ainsi, nous avons 6 individus qui ont plus d’années de jeux, que d’années vécues. Pour 5 d’entre eux il s’agit d’une incompréhension, ils ont mis l’année à laquelle ils ont commencé à jouer et non pas leurs nombres d’années de jeu. Mais pour l’un d’entre eux, il s’agit juste d’un compte créé avec des données biaisées.

Analyse des données d’inscription

La moyenne d’âge des utilisateurs est de 27,8 ans. La répartition des genres est de 319 hommes et 87 femmes.

En accord avec la bibliographie, 14 des 23 types de jeux ont des différences significatives en fonction du genre de l’individu. Seulement 16 utilisateurs ne se sont pas positionnés sur un quelconque genre, que ce soit positivement ou négativement. Ces derniers ont été retirés de l’analyse de cette partie, l’absence de positionnement pouvant être due à une absence totale de connaissance envers le médium vidéoludique.

Comme on peut le voir dans le tableau 1, certaines attentes/stéréotypes semblent se confirmer. Ainsi, suite à un test de Kruskal-Wallis, les hommes sont plus enclins à aimer les jeux de tirs, d’action et de combat. Là où les femmes ont un plus grand attrait pour les jeux du type "sims" et contre toute attente, les jeux de courses.

Ces données semblent toutefois avoir des anomalies avec les réalités du marché. Les chiffres du SELL[247] montrent qu’en 2021, le jeu le plus vendu était FIFA 22, avec près de deux fois plus de ventes que le second jeu le plus vendu. Il est donc possible que les candidats relatifs à ce document de recherches, ne soient pas pleinement représentatifs de la population française.

Genre	η^2	p-value	Moyenne homme	Moyenne femme	Moyenne globale
Tir (FPS)	0,097	0,000	0,375	-0,128	0,123
Sims	0,070	0,000	-0,080	0,256	0,088
RPG	0,054	0,000	0,561	0,244	0,402
Rogue-like	0,048	0,000	0,317	0,038	0,178
Action	0,028	0,0006	0,635	0,397	0,516
Plate-forme	0,028	0,0005	0,423	0,179	0,301
Stratégie	0,021	0,0027	0,439	0,244	0,341
Gestion	0,020	0,0029	0,321	0,128	0,224
Hack'n'slash	0,018	0,0045	0,157	-0,013	0,072
Infiltration	0,016	0,008	0,301	0,128	0,215
Combat	0,015	0,0098	0,202	-0,026	0,088
Beat them all	0,010	0,0268	0,147	-0,013	0,067
RTS	0,010	0,0271	0,131	0,013	0,072
Course	0,008	0,0461	-0,003	0,141	0,069
Sport	0,005	0,0905	-0,202	-0,077	-0,139
Survival horror	0,002	0,1845	-0,029	-0,128	-0,079
Party game	-0,000	0,3383	0,167	0,231	0,199
Aventure	-0,001	0,4675	0,721	0,679	0,700
MMORPG	-0,002	0,7104	0,151	0,141	0,146
Musique	-0,002	0,5238	0,022	0,064	0,043
Simulation	-0,002	0,6369	0,167	0,141	0,154
Casual	-0,003	0,8956	0,212	0,231	0,221
Réflexion	-0,003	0,8704	0,407	0,423	0,415
Moyenne	-	-	0,240	0,143	0,192

Table 1 – Différences hommes/femmes sur l'attrait des genres de jeux vidéo. ANOVA faite via un test de Kruskal-Wallis.

Des différences sont également notables pour ce qui est des raisons de jouer, les hommes étant plus enclins que les femmes à jouer pour : s'amuser, se relaxer, le scénario, stimuler leur imagination, la curiosité ou les relations sociales. Toutes ces relations ont pour autant une force d'effet faible ($\eta^2 \leq 0,06$).

L'engagement

Il est plus intéressant dans le cadre industriel de garder un utilisateur que d'en trouver de nouveaux[110], il en va de même pour Neiro où garder un utilisateur augmente la quantité de données perçue pour cet utilisateur, et donc, la qualité globale des données collectées. La prédiction d'un utilisateur qui va cesser toute activité sur une application est possible[110], notamment via : le nombre de sessions, nombre de jours depuis l'inscription, temps moyen des sessions, temps moyen entre les sessions, nombre d'achats.

Dans le cadre d'une application industrielle, il est toujours intéressant de savoir quels sont les moments où les utilisateurs vont décrocher. Bien que ce soit moins le cas pour ces recherches, étant dans un cadre purement scientifique. Les erreurs commises et les points de décrochage seront tout de même abordés ici, afin de guider les études futures.

Comme on peut le voir dans la figure 26, qui montre le nombre total des interactions des utilisateurs avec les PNJ principaux, une part non négligeable d'utilisateurs quittent l'application avant même de commencer (en 0). Ceci peut s'expliquer par les temps de chargement particulièrement longs dans notre application avec une moyenne de 25,4s (+/- 103,0s), ces temps de chargement pourraient sembler bas, mais nous sommes dans une ère de l'instantanéité et le moindre dixième de secondes est une réelle contrainte pour l'utilisateur[4]. On peut observer avant "5" que la perte est plus ou moins homogène, il est possible qu'il s'agisse ici du taux de rafraîchissement (FPS) qui est perçu comme désagréable (moyenne de 45,64 *frames* +/- 9,7). Le pic à 4, étant le dernier pic avant une longue traîne beaucoup plus classique dans ce genre de graphiques, il est la résultante du premier vrai questionnaire (le BFI-2) et on peut supputer que les utilisateurs enclins à rester après ce relativement long questionnaire (60 questions) sont plus prédisposés à continuer la suite.

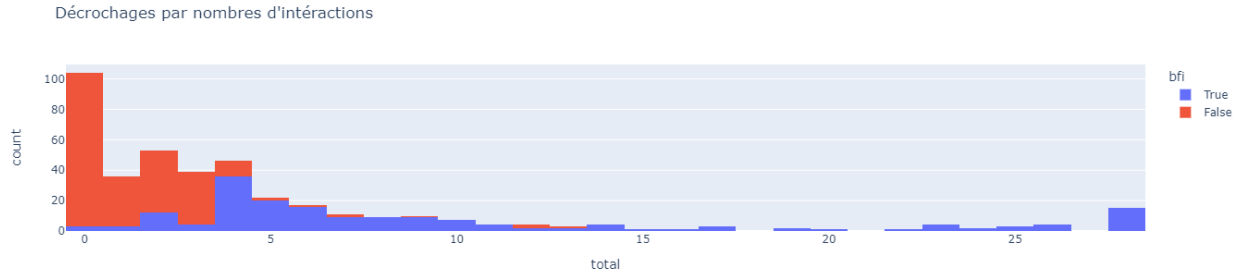


Figure 26 – Décrochage par nombre d’interactions avec les PNJ principaux (visites uniques), avec visualisation des groupes ayant ou non fait le test du BFI-2.

La corrélation de Spearman montre que le temps de chargement est négativement corrélé au nombre d’interactions uniques avec les PNJ principaux, avec un ρ de $-0,256^{****}$. Ces corrélations peuvent sembler faibles, mais il est à noter que l’analyse est biaisée par le fait qu’un bon nombre des joueurs ayant quitté en 0 n’ont pas de données enregistrées par rapport à leurs temps de chargement et FPS. Avec 64 des 103 utilisateurs quittant en "0" n’ayant pas d’enregistrement à ce propos⁸⁵, ces corrélations sont probablement bien plus fortes que cela. Une séparation en 2 groupes, ayant quitté ou non en "0" montre une force d’effets bien plus grande via un test de Kruskal-Wallis, avec un η^2 de 0,063 pour le temps de chargement et de 0,109 pour le taux de rafraîchissement (p-values $\leq 0,0001$), renforçant ainsi l’idée d’effets indésirables.

Il y a également une corrélation avec la surface de l’écran utilisé avec un ρ de 0,268 pour une p-value $\leq 0,0001$. Il est possible que l’application soit vue comme plus adaptée sur les supports du type PC ou qu’il est tout simplement plus facile de décrocher sur un smartphone (notification ou environnement).

Il ne semble y avoir aucune corrélation entre les traits du *Big Five*, d’*HEXAD* ou du *IDFIAS*T (“I don’t fit into a single type”). Cependant, des corrélations positives sont trouvées avec les questions “Il est important pour moi de sentir que je fais partie d’une communauté.”, “Interagir avec les autres est important pour moi.” et “La qualité des graphismes et du son est vraiment importante pour mon appréciation d’un jeu.”. Et négatives envers “J’ai peu d’intérêts artistiques.”, “Je garde mes émotions sous contrôle.” et “Je peux être froid et indifférent.”.

Ce qui pourrait laisser à penser que les individus sociaux ont accordé plus d’importance au fait d’aller loin dans cette application, peut être de par son but premier : aider la recherche sur l’orientation. D’autant plus qu’il existe aussi un lien entre ceux ayant déclaré jouer aux jeux vidéo pour “Les relations sociales” et le nombre d’interactions avec les PNJ principaux. Pour ce qui est de la corrélation qui semble exister entre traits artistiques et engagement, cela laisse à penser que les choix graphiques dans le cadre de l’application ont été pertinents, ces corrélations demeurent toutefois faibles.

Certaines variables semblent aider à déterminer, avant même le début de la phase de jeu, à quel point un utilisateur sera enclin à s’engager. Parmi ces variables se trouvent le temps de création de l’avatar et le temps passé sur la page de création de compte, ce qui semble être des indicateurs logiques d’un futur engagement⁸⁶. La création d’avatar est d’ailleurs connue comme étant une manière d’impliquer le joueur[125]. Aucune relation ne semble faisable avec les habitudes du joueur en termes de temps de jeu, de types de jeux et de consoles.

4.2 Les questionnaires

Dans le cadre de ce document de recherche, il fut intégré à Neuro 10 questionnaires de personnalité avec une échelle de Likert (allant de 1 à 5), 1 questionnaire libre sur les jeux vidéo et 3 questionnaires sur les métiers. Ces questionnaires sont essentiels à cette étude, car ils permettent d’établir des liens entre la façon de jouer et la personnalité, tout en ayant 2 questionnaires nous indiquant des informations sur la façon dont le sujet perçoit sa façon de jouer. Ce dernier point permettant entre autre de consolider la façon de

⁸⁵. Ce qui induit que ces 64 utilisateurs n’ont pas passé l’étape de chargement.

⁸⁶. Ou peut être d’un effet d’engagement, un biais psychologique connu.

jouer d'un utilisateur, car, trop peu ont fini totalement Neuro pour permettre l'emploi des données des 19 jeux.

Il ne sera pas traité ici en détail des 14 questionnaires présents dans l'application, mais uniquement des 5 principaux, à savoir, le questionnaire : sur les domaines (métiers), *HEXAD*, *IDFIAS*T, le BFI-2 et le DS36.

4.2.1 Nettoyage

Certains individus n'ont pas répondu correctement aux questionnaires, que ce soient ceux sur les jeux vidéo, ceux sur la personnalité ou encore ceux sur les métiers et domaines. Or, il est très important d'avoir le moins d'anomalies possible dans les données, d'autant plus de par le faible nombre de données que nous avons dans le cadre de cette étude (voir tableau 2). Dans cette partie, des méthodes graphiques et de distance pour déterminer quels points pouvant être considérés comme atypiques seront principalement utilisées. Un utilisateur qui ne répondra pas correctement à un questionnaire ne sera pas totalement exclu de notre base de données, car il est tout à fait possible qu'il ait consciencieusement répondu aux autres questions (lassitude, absence d'envie de participer à un type de questionnaire en particulier, ...).

Le premier outil à disposition pour détecter une anomalie, est le temps de réponse par question des sondés. À ce stade, il existe 2 types d'anomalies possiblement détectables : des réponses trop rapides ou des réponses trop lentes. Dans le cas des réponses trop rapides, il n'y a aucun doute possible, un utilisateur qui met moins de 20 secondes pour répondre à 60 questions comme dans le cas de la figure 28 ne peut pas avoir répondu sérieusement. Pour le cas de la réponse anormalement lente, comme on peut le voir à droite de la figure 28, le problème est plus complexe. Dans ce cas, il n'est pas impossible que la personne ait été perturbée, mais a bel et bien répondu sérieusement aux questions.

Une seconde variable peut aider, à la fois à certifier que les individus ayant mis trop peu de temps à répondre sont des individus n'ayant pas répondu sérieusement, mais aussi au fait que certains individus ayant répondu trop lentement ont en réalité répondu sérieusement. Cette variable est le nombre total d'interactions avec l'échelle de Likert, comme on peut le voir dans la figure 27. On peut y observer 2 clusters distincts, cependant, le cluster inférieur gauche ne semble pas suivre la même distribution que l'autre en matière de nombre total d'interactions, mais aussi quant à ces écarts types dans ces réponses. Après vérifications via un test de Kruskal-Wallis, ce groupe présente une anomalie, les résultats sont qu'une différence significative existe entre ces 2 groupes sur le nombre total d'interactions et le temps passé.

Le dernier point permettant de vérifier le sérieux porté au questionnaire et l'écart type d'un utilisateur dans ses réponses par rapport aux autres. Dans la figure 27 on peut voir que 3 individus ont un écart type bien plus bas que les autres (et on peut même comprendre que certains points les plus bas n'ont fait que de répondre 3).



Figure 27 – Répartition des utilisateurs par écart type des réponses aux questions contre le nombre total d'interactions avec l'échelle de Likert.

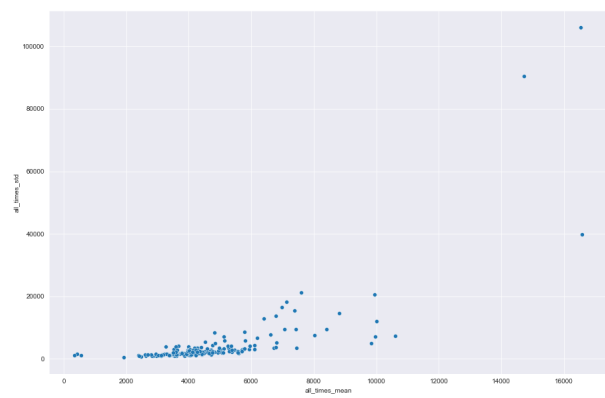


Figure 28 – Répartition des utilisateurs par temps total de réponses, moyenne et écart type.

Cette vérification fut effectuée sur chaque questionnaire utilisant une échelle de Likert. On peut voir dans le tableau 2 le nombre d'individus gardé après nettoyage. Cette méthode de nettoyage simple peut être mise en place de par le faible nombre de données et de dimensions, mais dans des cas plus complexes il est possible d'utiliser des algorithmes tel que le HDBSCAN[42].

Questionnaire	Avant nettoyage	Après nettoyage
Domaines	93	88
HEXAD	65	62
IDFIAS	80	76
BFI	175	170
DS36	58	55

Table 2 – Nombre de candidats avant et après nettoyage.

4.2.2 Analyse

Dans cette partie, sera détaillée l'analyse des 5 principaux questionnaires cités plus haut, qui, de par leur importance, méritent notre attention.

Les domaines

Dans cette section, les domaines seront parfois notés comme ceci : A="Agriculture et Pêche, Espaces naturels et Espaces verts, Soins aux animaux", B="Arts et Façonnage d'ouvrages d'art", C="Banque, Assurance, Immobilier", D="Commerce, Vente et Grande distribution", E="Communication, Média et Multimédia", F="Construction, Bâtiment et Travaux publics", G="Hôtellerie-Restaurant, Tourisme, Loisirs et Animation", H="Industrie", I="Installation et Maintenance", J="Santé", K="Services à la personne et à la collectivité", L="Spectacle", M="Support à l'entreprise", N="Transport et Logistique".

Parmi les 406 participants, 93 ont atteint le questionnaire relatif aux domaines qui est disponible lors d'une interaction avec le 7ème PNJ obligatoire, ce qui représente 22,9% des participants à l'étude. Après nettoyage, il reste 88 participants ayant répondu à ce questionnaire en 14 questions. Parmi le total de 1232 réponses, seuls 5 sont des "je ne sais pas". La répartition des votes est visible sur la figure 29.

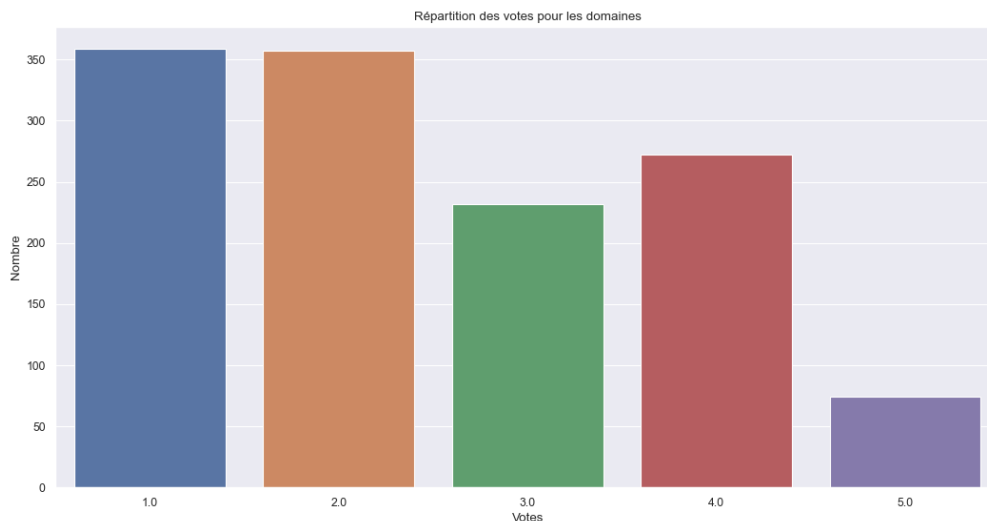


Figure 29 – Répartition des votes sur les domaines.

Pour rappel, les domaines ne présentent aucune description, lors de leur présentation, ils ne sont constitués que du titre. Ces derniers sont donc hautement sujets aux *a priori*. Comme on peut le voir dans la figure 31, le domaine avec la moyenne de notes la plus basse est "C" avec une moyenne de 1,93, là où le domaine le plus élevé est "E" avec 3,38. Ceci nous fait une différence de 1,45 points, soit une note plus favorable de l'ordre de

75% entre ces 2 extrêmes. On peut voir sur la figure 31 que les 3 domaines ayant la meilleure moyenne sont des domaines qui ne semblent pas souffrir de stéréotypes négatifs : Communication, Média et Multimédia (E), Santé (J) et Spectacle (L). Ce qui ne semble pas le cas des 3 derniers : Banque, Assurance, Immobilier (C), Transport et Logistique (N) et Commerce, Vente et Grande distribution (D).

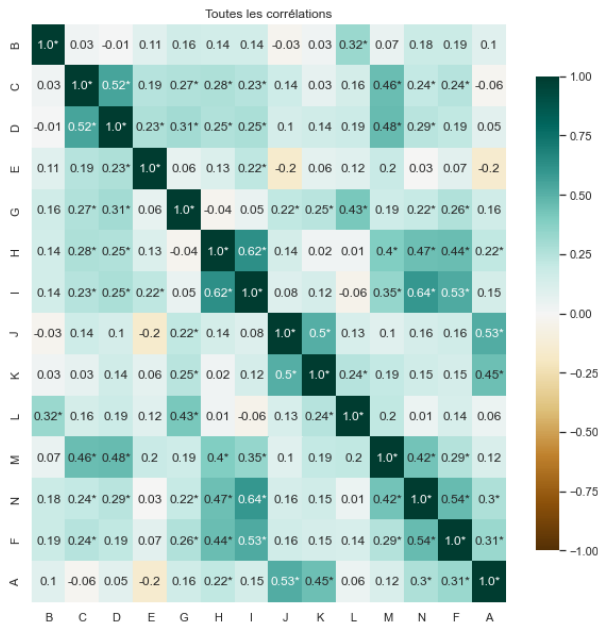


Figure 30 – Corrélations entre les domaines. *P-value $\leq 0,05$.

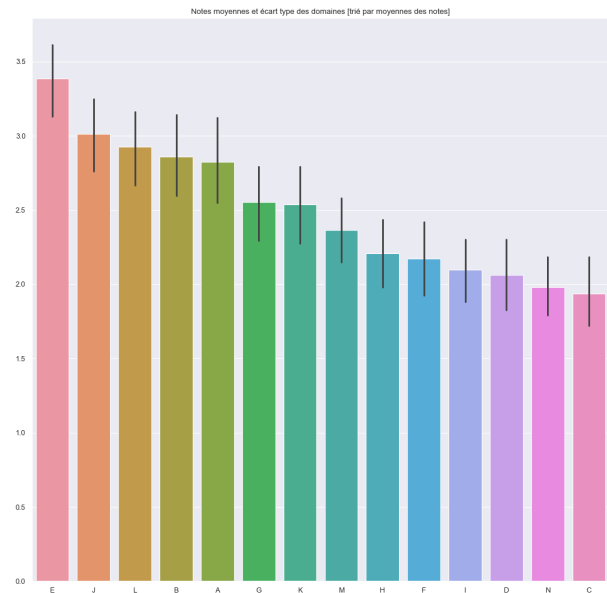


Figure 31 – Notes moyennes par domaines.

Comme on peut le voir dans la figure 30, certains domaines présentent des corrélations plus ou moins fortes entre elles. Ce phénomène intéressant permet de penser que si un utilisateur aime le domaine C, il y a de fortes chances que le même utilisateur aime le domaine D, ou que si un utilisateur aime H, il aimera sûrement I. Il est également notable la présence de corrélations négatives dans cet exemple, ce qui induirait que si un utilisateur aime E, il n'aimera pas A (même si dans cette matrice, ces corrélations négatives ont une p-value ne permettant pas de conclure). Cette notion de corrélation va grandement influencer le prochain chapitre qui traitera des systèmes de recommandation, et permettra, à partir des domaines votés, de prédire l'attrait potentiel pour un nouveau domaine.

Diverses variables peuvent avoir une influence sur les choix de carrière, parmi ces variables se trouve notamment le genre, qui va engendrer de forts *a priori*. En comparant les notes par le genre via un test de Kruskal-Wallis (ANOVA non paramétrique), on peut constater une influence du genre dans le cas des domaines (p-value = 0,0176) avec une faible intensité ($\eta^2 = 0,0037$). Par contre, aucun des domaines ne présente individuellement de différences significatives, il s'agirait donc juste d'un vote légèrement plus positif chez les femmes (moyenne = 2,60 +/- 1,23) que chez les hommes (moyenne = 2,41 +/- 1,23).

En utilisant une corrélation de Spearman, il semble exister un lien (p-value $\leq 0,0001$) entre âge et notation. La corrélation étant de 0,14, cela laisse à penser que les individus plus âgés sont plus enclins à noter positivement les domaines, peut être de par une plus grande connaissance de ces derniers et/ou de leurs propres attraits ? La corrélation reste cependant faible et demeure donc, anecdotique.

Le BFI

Parmi les 406 participants, 175 ont atteint le questionnaire relatif aux *Big Five* qui est disponible lors d'une interaction avec le 4ème PNJ obligatoire, ce qui représente 43,1% des participants à l'étude. Après nettoyage, il reste 170 participants ayant répondu à ce questionnaire en 60 questions.

Comme on peut le voir dans la figure 32, chaque trait semble avoir une asymétrie et un aplatissement

spécifique. Parmi les 5 traits, sur nos données, seuls les traits de l'agréabilité et de l'ouverture ont une asymétrie absolue dépassant les 0,1. Avec respectivement -0,545 et -0,306.

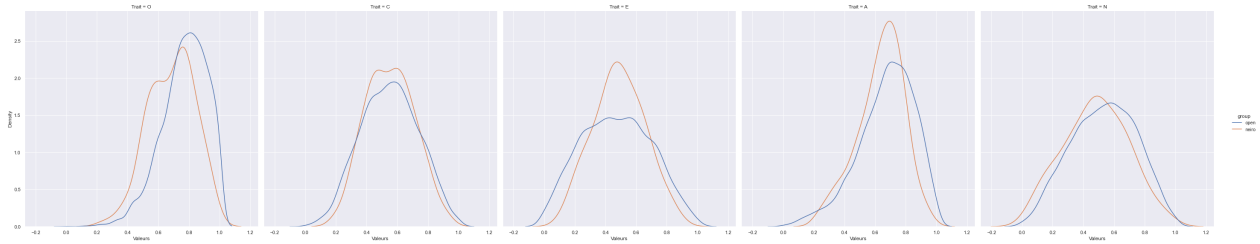


Figure 32 – Répartition des traits du *Big Five* avec les données de openpsychometrics (que les utilisateurs français) et de Neuro.

Des données *open sources* relatives aux traits du *Big Five* sont disponibles, collectées entre 2016 et 2018 par "openpsychometrics.org"⁸⁷ via un questionnaire IPIP en 50 questions sur 1 015 342 participants. En ne gardant que les participants français pour éviter toutes différences culturelles, il reste 5 375 participants. Sur la figure 32, on peut voir que les 2 jeux de données semblent suivre la même distribution pour les 5 traits du *Big Five*. En vérifiant cela via un test de Kruskal-Wallis, on peut voir une différence pour les traits "O", "A" et "N", avec cependant un η^2 négligeable, car inférieur à 0,01.

HEXAD

Le modèle *HEXAD* est le premier qui est mesuré via questionnaire dans l'application, il va permettre d'établir une relation entre ce que suppose aimer le joueur et façon réelle de jouer dans l'application.

Parmi les 406 participants, 65 ont atteint le questionnaire relatif à *HEXAD* qui est disponible lors d'une interaction avec le 15ème PNJ obligatoire, ce qui représente 16,0% des participants à l'étude. Après nettoyage, il reste 62 participants ayant répondu à ce questionnaire en 24 questions.

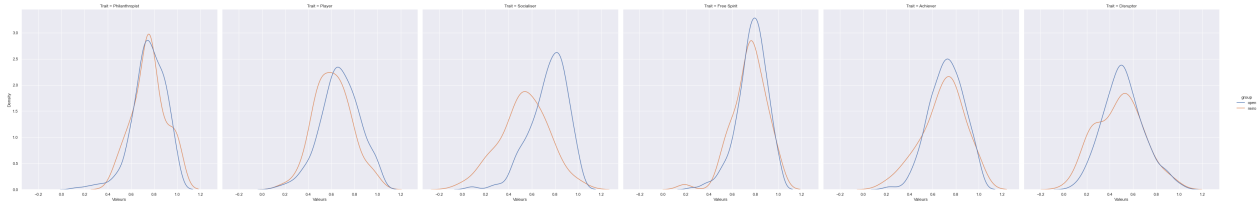


Figure 33 – Répartition des traits d'*HEXAD* avec les données de "tailoring-gamification-adolescents" et les données Neuro. En orange, Neuro.

Il existe également un jeu de données publique[216]⁸⁸, où le BFI-44 et *HEXAD* ont été passés par 402 adolescents allemands. Suite à un test de Kruskal-Wallis, il ne semble y avoir des différences que pour les traits "Player" et "Socializer". Pour le trait "Player" la force d'effet est marginale, cependant, pour le trait "Socializer", la force d'effet est grande avec un η^2 de 0,153. Cette différence est peut-être due aux différences culturelles ou d'âge des deux publics, l'un ayant une moyenne d'âge de 15 ans ([216]) et l'autre de 27 ans (Neiro). La possibilité de l'influence (directe) de la pandémie sur ces différences semblent à écarter, car [216] date de novembre 2020.

IDFIAS

Parmi les 406 participants, 80 ont atteint le questionnaire relatif aux *Big Five* qui est disponible lors d'une interaction avec le 20ème PNJ obligatoire, ce qui représente 19,7% des participants à l'étude. Après nettoyage,

87. https://openpsychometrics.org/_rawdata/

88. <https://github.com/Jeroen0ge/tailoring-gamification-adolescents>

il reste 76 participants ayant répondu à ce questionnaire en 50 questions⁸⁹. Il pourrait sembler anormal que le 20ème PNJ obligatoire ait plus de participants que le 15ème, cela s’explique simplement par le fait qu’arrivé au 8ème PNJ, le joueur commence à rentrer dans une zone dense en PNJ principaux et que ce dernier peut les reconnaître facilement. Il est donc parfaitement possible pour lui d’aller de PNJ en PNJ sans être pris par la main⁹⁰.

Il existe également un autre jeu de données publique[260]⁹¹, ayant fait passer le test *IDFIAS*T à 332 participants à travers le monde. Suite à un test de Kruskal-Wallis, il semble n’y avoir de différences que pour le trait ”esthétique”, qui est le seul avec une taille d’effet non négligeable.

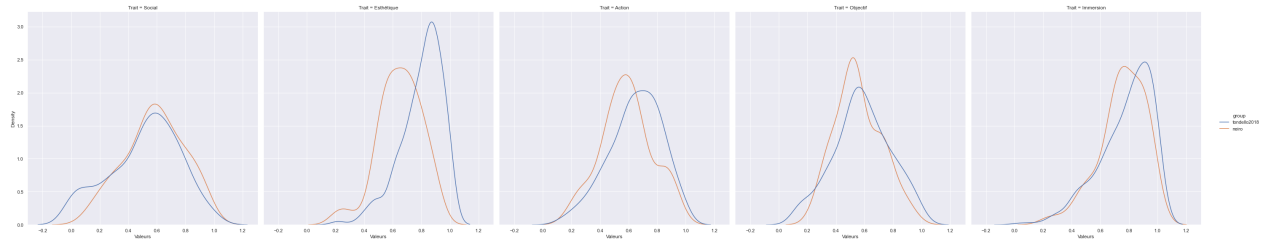


Figure 34 – Répartition des traits du *IDFIAS*T avec les données de [263] et les données Neuro. En orange, Neuro.

Le DS36

Parmi les 406 participants, 58 ont atteint le questionnaire relatif à la désirabilité sociale qui est disponible lors d’une interaction avec le 19ème PNJ obligatoire, ce qui représente 14,2% des participants à l’étude. Après nettoyage, il reste 55 participants ayant répondu à ce questionnaire en 36 questions.

De par la faible quantité d’utilisateurs ayant conjointement répondu au DS36 et aux autres tests, son emploi n’a pu se faire pour le nettoyage de l’ensemble des autres données. Comme il est possible de remarquer sur la figure 35, la démarcation entre les scores d’hétéroduperie est nette, ce qui est moins le cas pour l’autoduperie. Dans cette même figure, les éléments importants sont ceux qui dépassent les démarcations rouges par le haut ou la droite, traduisant un score relativement élevé.

En croisant les données du DS36 et celles des domaines/traits de personnalité via un test de Kruskal-Wallis, il est possible de statuer sur l’impact du biais de désirabilité social. Pour ce qui est des domaines, aucun domaine ne semble impacté. Pour ce qui est des traits du *Big Five*, on peut constater des différences pour les 5 traits comme on peut le voir avec le tableau 3. Il est notable que l’influence est forte sur les traits de la conscienciosité, de l’agréabilité et du neuroticisme. Il est cependant possible que ces liens viennent de corrélations entre les traits du *Big Five* et les traits de désirabilité sociale.

Un fait notable est que sur les 13 utilisateurs ayant une autoduperie ou hétéroduperie particulièrement élevée, 8 sont des connaissances (soit 61,5%). Les 2 scores en hétéroduperie les plus élevés sont obtenus par des amis extrêmement proches. Les connaissances sont donc sur-représentées comparativement à leurs proportions dans la population globale (59 sur 403, soit 14,6%).

89. Il est en réalité constitué de 25 questions, mais nous avons trouvé pertinent de garder les 50 questions initialement prévues. Car de ses 50 questions, nous pouvons retourner au modèle en 25 questions et avoir plus d’informations via des questions qui restent pertinentes.

90. C’est d’ailleurs le but de cette zone, étudier qui va continuer à se laisser guider malgré la présence visible d’autres objectifs.

91. <https://osf.io/4wutv/>

Trait	p-value	η^2	Influence
O	0,0043	0,139	Moyenne
C	0,0006	0,206	Forte
E	0,0106	0,108	Moyenne
A	0,0015	0,176	Forte
N	0,0023	0,162	Forte

Table 3 – Test de Kruskal-Wallis en fonction du seuil d'autoduperie et d'hétéroduperie.

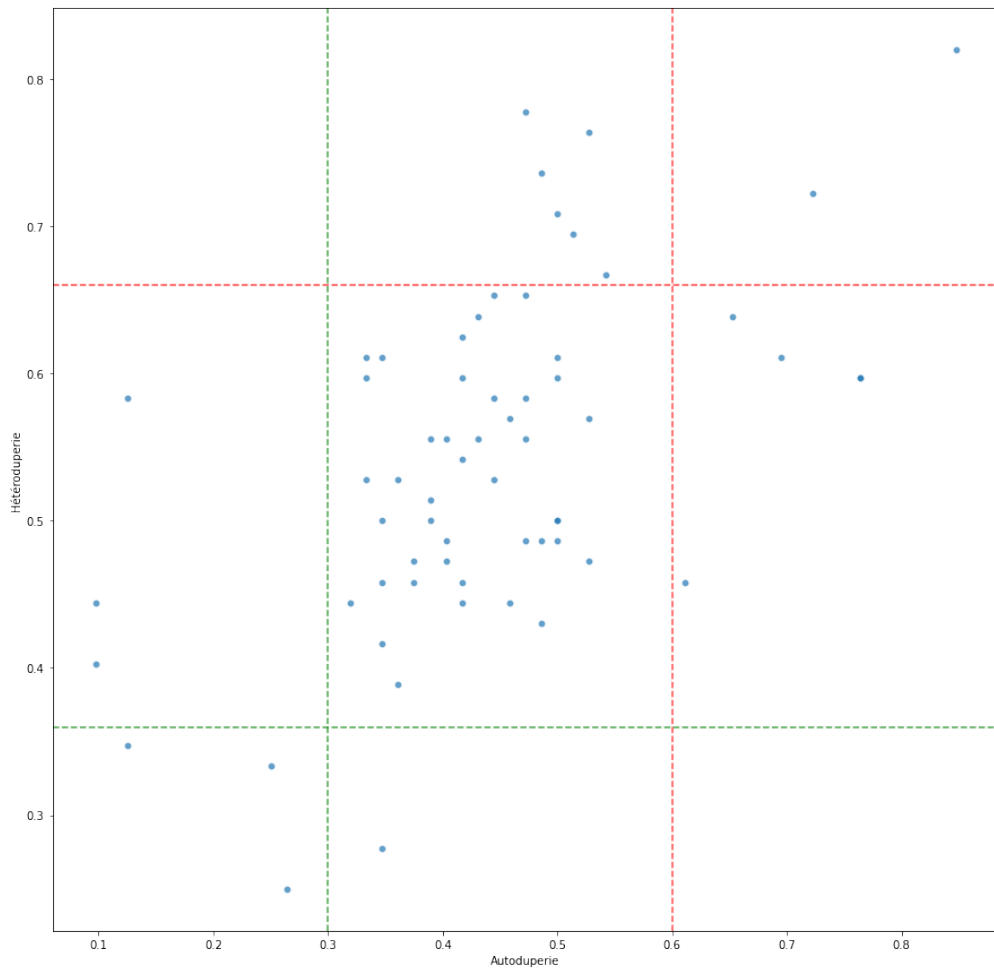


Figure 35 – Répartition des utilisateurs ayant répondu au DS36 en fonction de leur autoduperie et de leurs hétéroduperie.

4.3 Les jeux

Il existe dans le cadre de Neiro 19 jeux différents, le jeu "Space savior" avec son mode "Boss Rush" étant considéré comme deux jeux à part entière. Des informations quant aux parties jouées sur les différents jeux sont disponibles dans le tableau 4. Certains jeux comme "Physical crayon" ont un nombre énorme de parties jouées, ce qui est normal, car ce dernier est découpé en petits niveaux. On peut également remarquer que les 2 jeux "Floppy Fish" et "Runner Ball" ont un nombre de parties conséquentes, cela peut venir du fait que ces deux jeux sont conçus pour des parties rapides avec un bouton invitant le joueur à réessayer une fois perdue. Comme supputé dans le chapitre 2, le jeu "Focus" a eu très peu de succès, ce dernier étant plus un test scientifique qu'un réel élément ludique. Ce point met encore une fois en exergue un aspect crucial dans la conception d'un *Serious Game* : la rétention ne peut être espérée sans ludicité, et sans cette ludicité, l'objectif du *Serious Game* peut être compromis.

Jeux	Joueurs uniques	Parties totales	Parties moyennes
Space savior	221,0	690,0	3,12
Shooting	34,0	54,0	1,59
Floppy Fish	29,0	224,0	7,72
Mémoire spatiale	205,0	245,0	1,2
Mémoire des nombres	29,0	43,0	1,48
Mémoire textuelle	47,0	127,0	2,7
Calcul mental	33,0	57,0	1,73
Geomaster	33,0	68,0	2,06
Colored tower	40,0	83,0	2,08
Samurai reflex	119,0	283,0	2,38
Runner ball	24,0	202,0	8,42
Pirate wars	20,0	31,0	1,55
Adventurers	18,0	70,0	3,89
Monster Merge	15,0	31,0	2,07
Physical crayon	76,0	3714,0	48,87
Animal farm	77,0	193,0	2,51
Focus	31,0	36,0	1,16
Puzzle	35,0	58,0	1,66

Table 4 – Pour chaque jeu, le nombre total d'utilisateurs uniques ayant joué est précisé puis le nombre total de parties et leurs moyennes.

Certains PNJ posent directement des questions aux joueurs afin de recueillir des informations sans sortir le joueur de son immersion. Dans ce cadre, une autre information intéressante est le ton employé par le joueur. Un point intéressant est que certaines typologies de joueurs vont peut-être essayer les différentes possibilités de dialogue, et ainsi, biaiser les résultats dans ces cas précis sans la prise en compte de cette possibilité. Celle-ci reste cependant un marqueur comportemental digne d'intérêt. La figure 36 permet de souligner en bleu que certains cheminements de dialogues sont majoritairement employés. De plus, certains utilisateurs ont essayé plusieurs lignes de dialogues. Des différences comportementales sont donc visibles via les conversations envers les PNJ.

4.3.1 Nettoyage

Dans le cadre des jeux, le nettoyage est plus compliqué que dans le cadre de simples questionnaires, et ce, pour deux raisons : dans le cadre de questionnaires, il n'existe que peu de variables à vérifier ; dans le cas des jeux, il est possible qu'un individu ait des comportements très différents des autres sans pour autant que cela ne traduise une anomalie.

Le détail de l'assainissement des données de jeux ne sera pas explicité ici, cependant des exemples concrets seront donnés sur ce qu'est une anomalie ou un comportement atypique.

Il n'existe que peu de variables communes à tous les jeux, parmi celles-ci se trouve le score. Le score est un formidable outil pour rapidement déceler les joueurs qui n'ont pas joué sérieusement, mais, ce n'est pas le cas pour tous les jeux. En effet, le jeu "Space Savior" est fait de telle sorte qu'il est impossible de ne

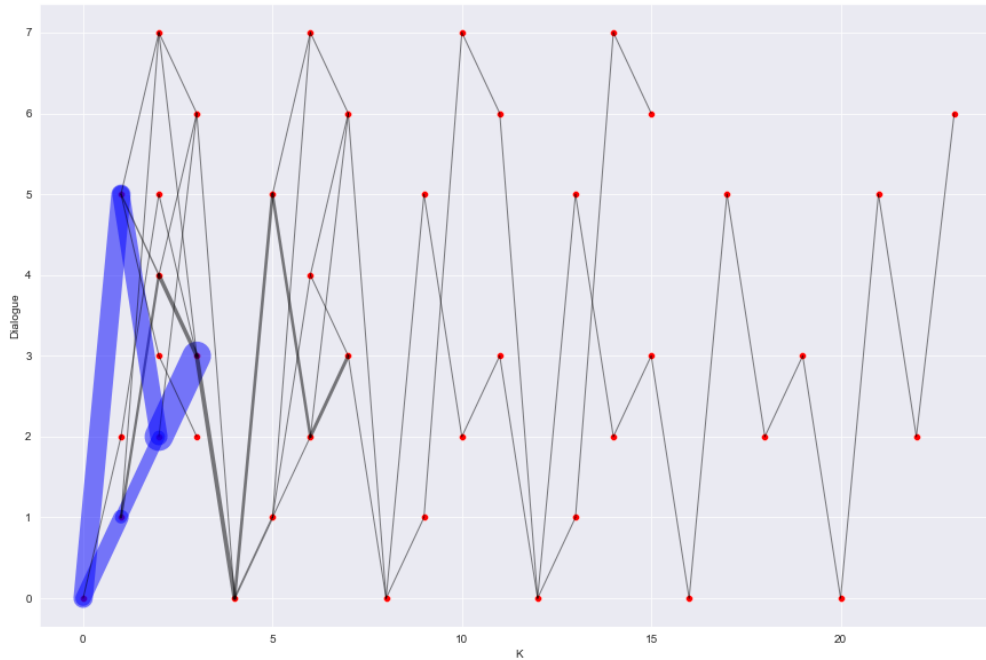


Figure 36 – Réponses données par l’ensemble des utilisateurs sur l’un des PNJ principaux. En bleu, les cheminements de dialogues les plus employés.

pas comprendre un minimum le *gameplay* et donc d’avoir un score de 0, ce qui n’est pas le cas pour le jeu ”Mémoire Spatiale” qui peut être mal compris si l’utilisateur ne lit pas le tutoriel.

D’une manière générale, le score est un bon discriminateur d’incompréhension ou de manque de sérieux. Comme on peut le voir dans le tableau 5, beaucoup de scores lors des premières parties sont anormalement bas comparativement à la moyenne. On remarquera également en observant le maximum de la première partie, par rapport à toutes les parties, que certains individus se sont montrés particulièrement performants en atteignant dès la première partie le haut du *leaderboard*.

Jeux	Joueurs uniques	Score moyen	Score minimum	Score maximum	Score maximum*
Space savior	210,0	3103,84	0,0	4311,0	5477,0
Shooting	34,0	9232,09	3300,0	17830,0	17830,0
Floppy Fish	29,0	1016,67	0,0	3100,0	6050,0
Mémoire spatiale	205,0	28575,25	0,0	48800,0	48800,0
Mémoire des nombres	29,0	3357,14	0,0	4500,0	4500,0
Mémoire textuelle	47,0	11638,89	0,0	68500,0	68500,0
Calcul mental	10,0	4834,4	2981,0	7442,0	9848,0
Geomaster	15,0	1783,53	642,0	2530,0	4101,0
Colored tower	40,0	7986,7	23,0	27441,0	27441,0
Samurai reflex	119,0	1831,46	0,0	7079,0	7141,0
Runner ball	24,0	252,38	0,0	1900,0	6000,0
Pirate wars	20,0	2425,0	0,0	6710,0	9475,0
Adventurers	18,0	10840,24	0,0	63477,0	64227,0
Monster Merge	15,0	10171,73	4,0	33816,0	62248,0
Animal farm	77,0	3239,03	0,0	10809,0	14427,0
Focus	31,0	2100,0	500,0	3600,0	3600,0
Puzzle	32,0	1941,72	750,0	3638,0	6245,0

Table 5 – Par jeu, nombre d’utilisateurs uniques. Score moyen, minimum et maximum lors de la première partie. * Score maximum sur toutes les parties.

Il est important dans le cas de discrimination d’anomalies dans le cadre des jeux sur Neuro de comprendre

qu'elles sont les probabilités et les possibilités qu'un événement arrive. Si on reprend le jeu "Mémoire spatiale", le jeu n'a pas de compte à rebours, il est donc impossible d'avoir 0 en ne jouant pas. Dans le cas de réponses aléatoires, il n'y a que 4,1% de chances d'avoir 0, or, nous avons 3,7% de 0, il est hautement improbable qu'autant d'utilisateur n'aient pas lu le tutoriel et ont joué au hasard, car cela représenterait 90% des utilisateurs. Pour cet exemple, il faut élaborer d'autres hypothèses pour expliquer le phénomène, or, dans ce cas, il s'avère que le temps de réponse moyen est beaucoup plus grand que le temps de réponse des autres individus. Une partie de la population a peut-être compris le contraire de ce qu'il fallait faire, et se retrouve alors surpris par les *feed-backs* négatifs.

Chaque jeu a des stratégies d'identification des anomalies qui diffèrent. Dans le cas de "Space Savior", l'une des données enregistrées est la position du curseur au cours de la partie. Ainsi, comme on peut le voir sur la figure 37, la moyenne des mouvements d'un joueur en x est un bon moyen de discriminer les anomalies.

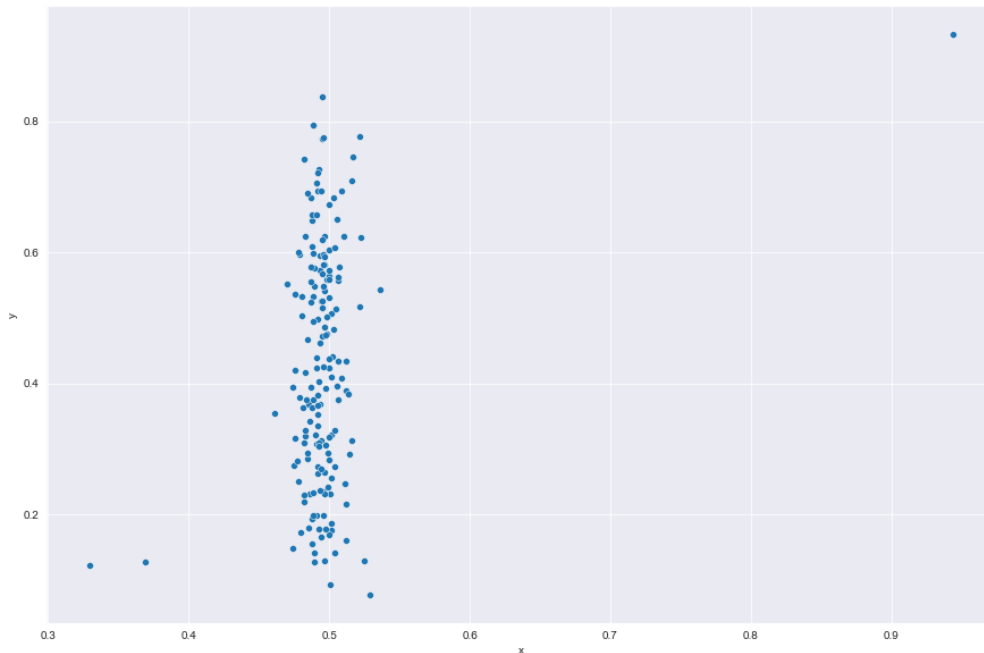


Figure 37 – Répartition des utilisateurs en fonction de leur moyenne de mouvements dans les 2 espaces sur le jeu "Space Savior".

Il existe donc plusieurs possibilités pour détecter un score anormal en fonction du jeu, le score n'étant pas le seul élément à prendre en compte pour détecter des anomalies. Cette étape est donc assez chronophage de par la non-normalisation possible des méthodes de détection et de la réflexion nécessaire à sa bonne mise en œuvre.

4.3.2 Différences imputables à l'appareil

Les performances d'un appareil peuvent influencer sur les performances des joueurs. Ainsi, suite à une corrélation de Spearman, on peut constater, comme affirmé dans le chapitre 3, que le taux de rafraîchissement a eu un effet sur les scores de joueurs du jeu "Samurai Reflex", avec un ρ de 0,453****.

Bien qu'il soit indéniable pour le jeu "Space Savior" que le taux de rafraîchissement puisse influencer sur le score, la corrélation de Spearman montre que cela n'a pas influé. Parmi les 221 joueurs ayant joué à "Space Savior", 210 ont essayé le mode normal et 82 le mode "Boss Rush". Avec un total de 370 parties jouées pour le mode normal et 320 pour le mode "Boss Rush". Le mode "Boss Rush" semble avoir fait son office en captant des joueurs avides de challenge.

4.4 Relations entre les questionnaires

Les questionnaires de jeux (*HEXAD* et *IDFIAS*T) présentent des questions telles que "J'aime les jeux avec des styles artistiques uniques.", "Je préfère souvent jouer seul." ou "J'aime terminer les quêtes.". Dans ces exemples, il paraît aisé de trouver des liens possibles avec les traits du *Big Five*, l'art étant relié au trait de l'ouverture, la sociabilité à celui de l'agréabilité et le fait de terminer des tâches à la conscienciosité.

Ici ces relations seront disséquées en 2 étapes : les relations des 2 types de trait et les relations directes entre les questions sur les jeux et les traits. À partir de ces analyses, un modèle prédictif du *Big Five* en fonction des réponses aux questionnaires de jeux, sera construit. Quatre jeux de données sont exploitables, mais certains présentent des différences au niveau du questionnaire sur le *Big Five* (voir tableau 6).

Provenance	N=	BFI	Questionnaire
Neiro	62/76	BFI-2	<i>HEXAD</i> et <i>IDFIAS</i> T
[262]	332	BFI-10	<i>IDFIAS</i> T
[263]	252	BFI-10	<i>HEXAD</i>
[216]	402	BFI-44	<i>HEXAD</i>

Table 6 – Les divers jeux de données sur les relations entre personnalité et typologie de joueurs. Les différences au niveau de BFI utilisé sont en termes de nombre de questions, plus de questions équivalent à une plus grande précision (mais demande plus de temps au sondé). BFI-2 étant le seul dont le nombre (2) ne représente pas la quantité de questions.

4.4.1 Relation *Big Five* et *IDFIAS*T

Suite à des corrélations de Spearman entre le *Big Five* et le questionnaire *IDFIAS*T, l'aspect de l'immersion et de l'esthétique semblent tous deux reliés au trait de l'ouverture. Le trait de l'ouverture étant relié au fait d'aimer l'art et la stimulation de l'intellect, la relation avec l'esthétique semble logique. Pour ce qui est de la relation avec l'immersion, ce trait est particulièrement relié à des éléments de narration. À ce stade, quelques corrélations intéressantes existantes, mais cela n'est pas suffisant pour déterminer tous les traits du BFI, voire même peut-être juste, pour bien prédire le peu de traits présents. En effet, comme on peut le remarquer (voir tableau 7) les corrélations inter-traits entre *IDFIAS*T et le *Big Five* sont relativement basses en termes de force d'effet.

Comme développé dans le tableau 8, 3 des relations trouvées dans le tableau 7 sont confirmées via les données de [262]. Cependant, les forces d'effets sont moindres. Il y a une différence majeure entre ces 2 jeux de données, Neiro utilise le BFI2 en 60 questions, soit 12 questions par traits en moyenne, là où [262] utilise le BFI-10 en 10 questions[227], soit 2 questions par traits. Ce qui implique que la moindre erreur de réponse, même d'un simple point dans l'échelle de Likert, a dans le second cas une influence forte. Cela implique également que dans ce second cas, la graduation dans les traits est bien moins forte. Qui plus est, l'échelle de Likert en 7 points utilisée par [262] n'est pas forcément la plus optimale[281].

Des relations peuvent être observées entre les traits du *IDFIAS*T et ceux du *Big Five*, comme on peut le voir dans les tableaux 7 et 8. Qui plus est, des similitudes sont observables entre les 2 jeux de données, notamment entre les traits O et N. Si nous ne gardons que les relations avec une p-value $\leq 0,001$ de [262], plusieurs relations sont notables : O-Esthétique, E-Social et N-Action. Ces relations semblent logiques de par le fait que, le trait de l'ouverture (d'esprit) est relié à l'attrait pour l'art tout comme le trait Esthétique, que l'extraversion est reliée aux dimensions sociales et que le neuroticisme est relié à la dépression (pouvant causer un manque d'entrain chez le sujet).

Traits <i>Big Five</i>	Traits <i>IDFIAS</i> T	Corrélation	P
O	Esthétique	0,40	***
O	Immersion	0,39	***
C	Social	-0,28	*
N	Action	-0,36	***

Table 7 – Corrélations entre les traits du *Big Five* et *IDFIAS*T avec les données Neiro.

Traits <i>Big Five</i>	Traits <i>IDFIAS</i> T	Corrélation	P
O	Esthétique	0,27	****
O	Immersion	0,15	***
C	Objectif	0,17	***
E	Immersion	-0,15	***
E	Social	0,24	****
A	Social	0,13	**
N	Action	-0,17	***
N	Esthétique	0,11	**
N	Objectif	0,11	**
N	Social	-0,10	**

Table 8 – Corrélations entre les traits du *Big Five* et *IDFIAS*T avec les données [260].

En utilisant la base de données de Neuro, on peut constater que plusieurs corrélations existent entre les questions de *IDFIAS*T et les traits du *Big Five*. La majorité des corrélations sont reliées au trait de l'ouverture et sont disponibles en annexe.

4.4.2 Relation *Big Five* et *HEXAD*

On peut constater qu'en utilisant le jeu de données public relatif à [216], beaucoup de corrélations entre *HEXAD* et le *Big Five* existent (voir tableau 9). Certaines corrélations notables sont intéressantes et attendues, telles que : la conscienciosité avec "Achiever" ; l'extraversion avec "Socializer" ; l'agréabilité avec le "Philanthropist" et négativement avec "Disruptor". Il est à noter que [216] utilise le BFI-44, et souffre donc légèrement des mêmes soucis que [262] développés plus haut.

Typologie	O	C	E	A	N
Disruptor	0,211****	-0,311****	0,313****	-0,356****	-
Achiever	0,22****	0,435****	0,139*	-	-
Player	-	-0,199****	0,23****	-0,147**	-0,116*
Philanthropist	0,381****	0,214****	0,302****	0,396****	-
Socializer	0,193****	-	0,461****	0,344****	-
Free spirit	0,418****	-	0,411****	-	-

Table 9 – Corrélations entre les traits *Big Five* et *HEXAD* avec les données [216].

Une multitude de corrélations existent entre les questions de *HEXAD* et les traits du *Big Five*. Encore une fois, il est notable de voir qu'un bon nombre de ces corrélations concernent le trait de l'ouverture. Les données relatives à ces corrélations sont disponibles en annexe.

4.5 Corrélations entre domaines et les autres questionnaires

Des relations existent entre les domaines et les questionnaires *IDFIAS*T et *HEXAD*. Les ρ sont néanmoins relativement faibles comme on peut le voir sur le tableau 10. Il est notable que les domaines C, D, H, I et M, n'ont pas de corrélations avec les typologies.

Le *Big Five* semble quant à lui couvrir plus de domaines comme on peut le voir avec le tableau 11. Les domaines non couverts sont E, H et N. H semble être le seul domaine qui n'est pas corrélé à l'un des tests utilisés.

Une multitude de questions sont quant à elles, directement reliées aux différents domaines. Le total de celles validées par la p-value est de : 42 pour *IDFIAS*T ; 97 pour *HEXAD* et 31 pour le *Big Five*. *HEXAD* est dans ce cas particulièrement intéressant quand on prend en compte le nombre de questions de chaque questionnaire. Ces résultats nous donnent une moyenne de corrélations exploitables, relatives au nombre de questions de : 0,84 pour *IDFIAS*T ; 4,04 pour *HEXAD* et 0,52 pour le *Big Five*. L'ensemble de ces résultats est disponible en annexe.

Typologie	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
Philanthropist	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0,30*	-	-	-
Player	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0,46***
Socializer	0,31*	-	-	-	-	-	0,30*	-	-	-	-	-	-	-
Free Spirit	0,29*	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0,30*	-	-	-
Achiever	-	-	-	-	-	-	0,30*	-	-	-	0,28*	-	-	-
Disruptor	-	-	-	-	0,30*	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Action	-	-	-	-	-	0,32*	-	-	-	-	-	-	-	-
Social	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Objectif	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0,33*	-	-	-
Immersion	0,27*	-	-	-	-	-	-	-	-	0,32*	-	0,30*	-	-
Esthétique	-	0,35**	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Table 10 – Corrélations entre les domaines et *HEXAD/IDFIAS*T avec les données Neuro. P-values $\leq 0,05$.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
O	-	0,39 ^{4*}	-	-	-	-	-	-	-0,24*	-	-	0,53 ^{4*}	-	-
C	-	-	0,254*	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0,40 ^{4*}	-
E	-	-	-	-	-	0,22*	0,31**	-	-	-	-	0,22*	0,32**	-
A	0,23*	-	-	-	-	-	-	-	-	0,26*	0,50 ^{4*}	-	-	-
N	-	-	-	-0,26*	-	-	-0,29**	-	-	-	-	-	-0,28*	-

Table 11 – Corrélations entre les domaines et le *Big Five* avec les données Neuro. P-values $\leq 0,05$.

En ne prenant que les $\rho \geq 0,3$, quelques relations particulièrement parlantes apparaissent.

Pour *IDFIAS*T : "J'aime construire ou créer de nouvelles choses, objets ou personnages dans les jeux." est relié à "Arts et Façonnage d'ouvrages d'art" avec un ρ de 0,333* ; "J'aime les jeux qui me donnent l'impression d'être dans un endroit différent." et relié à "Agriculture et Pêche, Espaces naturels et Espaces verts, Soins aux animaux" avec un ρ de 0,308*.

Pour le *Big Five* : "J'apprécie les activités de groupe." est relié à "Hôtellerie-Restauration, Tourisme, Loisirs et Animation" avec un ρ de 0,505**** ; "J'aime provoquer." est relié à "Communication, Média et Multimédia" avec un ρ de 0,474**** ; "Il est important pour moi de sentir que je fais partie d'une communauté." est relié à "Agriculture et Pêche, Espaces naturels et Espaces verts, Soins aux animaux" avec un ρ de 0,355* ; "Cela me rend heureux de pouvoir aider les autres." est relié à "Services à la personne et à la collectivité" avec un ρ de 0,344* ; "J'apprécie les activités de groupe." est relié à "Spectacle" avec un ρ de 0,344* ; "J'aime aider les gens à s'orienter dans les situations nouvelles." est relié à "Hôtellerie-Restauration, Tourisme, Loisirs et Animation" avec un ρ de 0,323*.

Pour le *HEXAD* : le domaine "Arts et Façonnage d'ouvrages d'art" est relié à "J'aime l'art et la beauté." (0,516****) et "Je suis fasciné par l'art, la musique ou la littérature." (0,445****).

Le domaine "Spectacle" est relié à "J'aime l'art et la beauté." (0,317**) et "Je suis fasciné par l'art, la musique ou la littérature." (0,464****).

Le domaine "Services à la personne et à la collectivité" est relié à "Je suis compatissant, j'ai un cœur tendre." (0,449****), "Je suppose que les gens sont bons." (0,358***), "J'aide les autres et je ne suis pas égoïste." (0,338**), "Je suis poli et courtois envers les autres." (0,323**), "Je suis respectueux, je traite les autres avec respect." (0,311**).

Le domaine "Support à l'entreprise" est relié à "Je suis dominant, j'agis en tant que leader." (0,393****), "Je suis persévérant, je continue jusqu'à ce que la tâche soit terminée." (0,303**).

Le domaine "Commerce, Vente et Grande distribution" est relié à "Je suis dominant, j'agis en tant que leader." (0,347****).

Le domaine "Communication, Média et Multimédia" est relié à "Je suis original, je propose de nouvelles idées." (0,34**).

L'une des particularités du BFI-2, est que chaque trait est relié à 3 sous-traits. Ainsi, l'ouverture est reliée à : "curiosité intellectuelle", "sensibilité esthétique" et "créativité". La conscienciosité à : "organisation", "productivité" et "responsabilité". L'extraversion à : "sociabilité", "assurance" et "niveau d'énergie". L'agréabilité à : "compassion", "confiance" et "respectueux". Le neuroticisme à : "déprime", "anxiété" et "volatilité émotionnelle".

Comme on peut le voir avec la figure 38, certains sous-traits semblent concorder avec l'image que l'on peut se faire de certains domaines d'activités. Par exemple : "Arts et Façonnage d'ouvrages d'art" est relié à la "sensibilité esthétique" et la "créativité"; "Communication, Média et Multimédia" à la "créativité"; "Hôtellerie-Restauration, Tourisme, Loisirs et Animation" au "niveau d'énergie" et à la "sociabilité"; "Industrie" à la "productivité"; "Santé" à la "compassion"; "Services à la personne et à la collectivité" à la "compassion" et au fait d'être "respectueux"; "Spectacle" à la "sensibilité esthétique", la "curiosité intellectuelle" et la "créativité"; "Support à l'entreprise" à "organisation", "productivité" et "responsabilité".

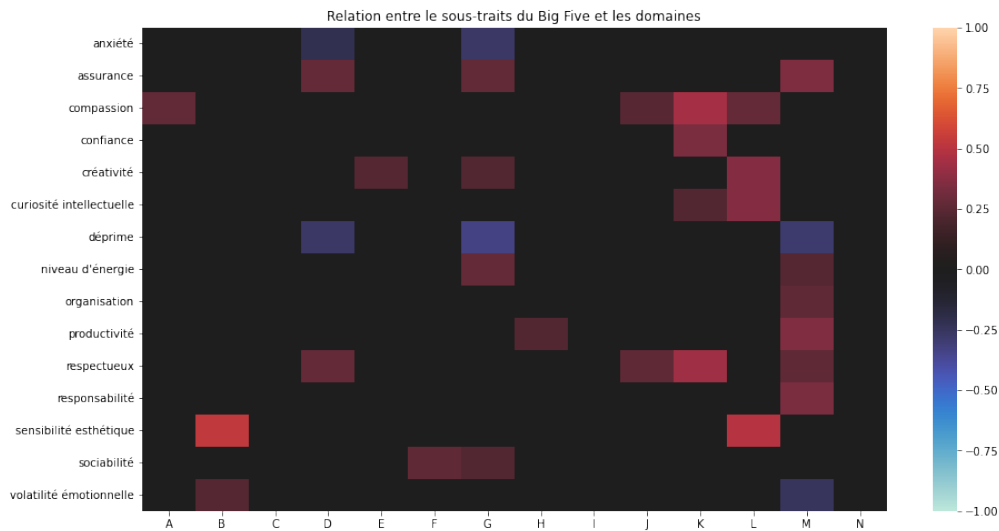


Figure 38 – Corrélations entre les 15 sous-traits du *Big Five* et les domaines. P-values $\leq 0,05$.

4.6 Liens entre typologies de joueur, personnalités et domaines

L'un des objectifs de ce document est d'établir les liens entre jeux vidéo, personnalité et attrait métiers, dans cette partie sera traitée divers liens regroupant cela. Il sera développé ici de la prédiction possible des traits de personnalité et des domaines en fonction des différents questionnaires.

Certains sous-traits du *Big Five* ayant des connivences possibles avec les jeux vidéo, l'hypothèse émise est que les sous-traits suivants pourront être détectés via les questions : sociabilité, niveau d'énergie, productivité, curiosité intellectuelle, sensibilité esthétique et imagination créative. Qui sont liés aux traits : de l'ouverture, de la conscienciosité et de l'extraversion.

D'après [210], les traits de personnalité partagent des liens avec les goûts et intérêts des utilisateurs, permettent de décrire leurs comportements et habitudes, mais aussi leurs goûts musicaux⁹² et leurs styles de film. Qui plus est, les traits de personnalité donnent des signaux forts quant aux préférences de l'utilisateur dans le cadre de systèmes de recommandation, dans le cadre de la diversité des propositions, leur popularité et leurs sérendipités⁹³. Dans cette optique, l'utilisation des traits de personnalité améliore la satisfaction des utilisateurs. L'utilisation des traits de personnalité dans le cadre des systèmes de recommandation est cependant encore peu commun.

92. Un élément que nous captions via un des personnages non-joueur (PNJ) dans le jeu.

93. Se voir proposer des produits différents par rapport à la normale.

4.6.1 Les jeux de données et métrique

Dans le cadre de la relation des traits de personnalité et des typologies de joueurs, très peu de jeux de données sont disponibles. Cependant, il existe des jeux de données dignes d'intérêts pour nos recherches :

- [216] : relation entre *HEXAD* et le *Big Five* (BFI-44) chez des adolescents (en Allemagne) ;
- [262] : relation entre éléments de jeux vidéo, *IDFIASST* et *Big Five* ;

On pourrait aussi citer "Elements_data_2017_clean.csv" de <https://osf.io/au863/> qui est un jeu de données sur la relation entre éléments de jeux vidéo et *Big Five*, venant du même auteur que [262]. Dans le cas de ces 3 jeux de données, nous avons également l'âge et le genre du volontaire, ce qui est intéressant pour les raisons citées dans les chapitres précédents.

À notre connaissance, il n'existe pas à ce jour de jeux de données répondant totalement à notre besoin en regroupant : tests de personnalité, tests de typologies de joueurs, attrait métiers, données démographiques et données de jeux réels⁹⁴. Il est d'ailleurs à noter, que certains utilisateurs ont, chez Neuro, répondu à un test *A*, mais pas nécessairement à un test *B*. Ce qui se traduit par d'autant moins d'entrées sur certaines intersections de tests.

Dans cette partie, nous allons introduire une métrique, le coefficient de détermination, aussi appelé R^2 . Cette dernière permettra de déterminer avec certitude si une régression est satisfaisante ou due au hasard.

Le R^2 est une métrique courante pour évaluer les régressions dans la recherche [228, 203]. D'après [203] : un haut R^2 indique généralement une erreur de prédiction basse ; Mais reste une mesure assez pauvre d'à quel point les valeurs estimées sont proches de la réalité. D'après certaines études, se baser sur le R^2 sans recul peut être contre productif, un modèle peut être vu comme bon ou mauvais qu'après un raisonnement théorique. L'explication de la variance peut être basse et en réalité avoir des implications fortes [9].

Cette dernière doit être mise en contexte afin d'évaluer les résultats d'un modèle. Ainsi, dans le cadre des recherches sur le comportement, il n'y a pas de consensus et les avis divergent quant à ce qu'est un bon R^2 en fonction du domaine de recherche dans le cadre des études portant sur le social [91].

Le R^2 est défini par :

$$R^2(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Avec \hat{y}_i une valeur prédite de la valeur réelle y_i et \bar{y} la moyenne des y . Ici $\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2$. Le score ainsi obtenu peut aller de $[-inf, 1]$. Cette métrique a l'avantage d'avoir peu d'ambiguïté, un score de 1 est parfait, un score de 0 un modèle $\hat{y}_i = \bar{y}$ et un score négatif désignant un modèle moins bon que le "hasard".

4.7 Modèles prédictifs : questionnaires de jeux vers traits de personnalité

Toutes les prédictions ont été faites avec le même modèle, une forêt aléatoire constituée de 100 arbres décisionnels. Les données d'entraînement seront à chaque fois découpées en 10 groupes après un mélange fait dans les mêmes conditions. Il est cependant à noter que du fait que tous les utilisateurs n'ont pas répondu aux questionnaires (voir tableau 12), certains jeux de données n'auront pas le même nombre de données et donc, le même découpage.

Deux méthodes seront employées à chaque fois : l'utilisation de toutes les variables d'entrées et la sélection de variables (*Feature Selection*). Cette seconde méthode sera utilisée car, plus le nombre de variables augmente, plus le modèle devient complexe et a tendance à sur-apprendre [294]. Comme décrit dans [157] et [10], la sélection de variables a de nombreux intérêts : les algorithmes de *machine learning* ayant des difficultés à gérer une grande quantité de variables d'entrées, il est important de les sélectionner ; elle permet la détection de variables inutiles ou redondantes ; elle augmente la précision des modèles de *machine learning*, ainsi que leur interprétabilité et leur généralisation. Tout cela a fait que la sélection de variables est devenue l'une des techniques de prétraitement de données les plus importantes et indispensables pour le *machine learning* [157].

94. D'autant plus qu'il ne faut pas utiliser n'importe quel test ou jeu, comme vu en section 2.

Questionnaire	Nombre de candidats (1)
Partie métiers	
Domaines	88
Sous - domaines	53
Métiers	33
Partie personnalité	
BFI	170
DS-36	55
RSEŠ	28
COPE	21
GSE	19
PSS	27
NEO-IPIP-120	20
HEXACO-100	33
Partie typologie de joueur	
<i>IDFIAS</i> T	76
<i>HEXAD</i>	62

Table 12 – (1) ayant répondu aux questionnaires, chiffres sans nettoyage pour les questionnaires après les lignes en pointillés [Ce qui correspond pour la partie personnalité aux questionnaires libres].

La sélection de variables peut se faire via différentes méthodes. Dans le cadre de ce chapitre, la sélection de variables a été faite via le *step forward*. Il fut déterminé itérativement la meilleure combinaison de variables pour obtenir le R^2 le plus élevé. Il est à noter que le *step forward* ne garantit pas la meilleure combinaison, mais est un bon compromis entre temps de calcul et résultats.

Des essais furent aussi faits sur l'utilisation comme base d'apprentissage les données de [216], pour prédire les données Neuro, mais les résultats n'étaient pas concluants.

Pour rappel, les traits du *Big Five* sont : ouverture (O), conscienciosité (C), extraversion (E), agréabilité (A) et le neuroticisme (N).

4.7.1 Relations *IDFIAS*T et *Big Five*

En employant tous les traits ou questions du *IDFIAS*T pour prédire le *Big Five*, nous arrivons aux résultats du tableau 13. Comme on peut le voir, l'emploi des traits du *IDFIAS*T pour prédire les traits du *Big Five* ne semble pas concluant pour le jeu de données [262], la faute étant imputable à des relations trop faibles entre les différents traits. Comme on peut le voir dans ce même tableau, mis à part pour le trait de l'ouverture, il en va de même pour les relations questions vers traits, et ceci, autant en utilisant les 50 questions initialement prévues par [260], que la version définitive en 25 questions. Il est cependant à noter que les relations questions à traits ne sont pas disponibles pour le jeu de données [262], ces relations n'ont donc été faites qu'avec le jeu de données de Neuro, qui possède moins de données.

Méthode	R^2				
	O	C	E	A	N
Jeu de données : [262]					
Traits \Rightarrow Traits	-0,062	-0,07	-0,036	-0,117	-0,065
Jeu de données : Neuro					
Traits(25) \Rightarrow Traits	0,092	-0,011	-0,199	-0,422	-0,119
Traits(50) \Rightarrow Traits	0,199	-0,118	-0,192	-0,467	-0,212
Questions \Rightarrow Traits	0,098	0,04	-0,117	-0,293	-0,028

Table 13 – Résultats des prédictions du *Big Five* via les traits ou les questions du *IDFIAS*T, sans sélections de variables.

4.7.2 Relations *HEXAD* et *Big Five*

Les mêmes expériences furent réalisées avec les résultats aux test *HEXAD* et le *Big Five*. Le trait du neuroticisme ne semble pas bien représenté par le modèle via les données de [216] (voir figure 14). Ce fait va dans le sens où, comme nous l'avons vu avec le tableau 9, ce dernier présente le moins de relations avec les traits de *HEXAD*. Les relations entre les questions de *HEXAD* et les traits du *Big Five* étant nombreuses et relativement fortes pour certaines, comme évoqué précédemment, les résultats suite à l'emploi des questions sont légèrement améliorés.

Méthode	R^2				
	O	C	E	A	N
Jeu de données : [216]					
Traits \Rightarrow Traits	0,138	0,205	0,174	0,268	-
Questions \Rightarrow Traits	0,126	0,359	0,222	0,293	-
Jeu de données : Neuro					
Traits \Rightarrow Traits	-	-	-	-	-
Questions \Rightarrow Traits	-	-	-	-	0,124

Table 14 – Résultats des prédictions du *Big Five* via les traits ou les questions de *HEXAD*, sans sélections de variables. Les valeurs négatives sont retirées.

Pour ce qui est des données Neuro, les résultats ne sont pas concluants. Ceci est peut-être dû à une population plus hétérogène et moins nombreuse dans notre cas, comparativement à [216]. Pour autant, utiliser comme jeu d'entraînement les données de [216] pour prédire les données de Neuro n'a pas donné de bons résultats. Il est possible que cela vienne des différences entre les jeux de données évoquées dans la partie analyse de ce chapitre (section 4.2.2).

4.7.3 Sélection de caractéristiques

Il est possible d'améliorer ses résultats en sélectionnant les caractéristiques (questions ou traits) pertinents à donner en entrée au modèle de *machine learning*. Dans cette partie, les jeux de données incluant les questions de jeux pour prédire les traits et sous-traits du *Big Five* seront utilisées. Pour ce faire, un *step forward* est employé. Cette méthode de sélection consiste à conserver la meilleure combinaison de caractéristiques à chaque itération, puis, pour l'itération $N + 1$, à essayer à toutes les nouvelles combinaisons possibles. Il en résulte que ce type de sélection a donné de meilleurs résultats⁹⁵, ceci étant peut-être dû au fait que les corrélations de deux questions envers un trait peuvent représenter une information hautement similaire.

Comme on peut le voir dans le tableau 15, le gain sur les données Neuro a été conséquent, passant de R^2 négatifs à des scores relativement élevés. Certains tests ont donné de relativement bons résultats suite à la sélection de variables. L'emploi conjoint de ces tests pourrait s'avérer d'autant plus pertinent à la prédiction des traits du *Big Five*, ceci est le cas pour l'utilisation combinée de *HEXAD* et du *IDFIASST*, donnant des régressions telles que celles visibles dans la figure 39. En s'intéressant aux questions sélectionnées, on peut remarquer une certaine pertinence. En prenant l'exemple du neuroticisme, qui pour rappel peut être relié à des troubles tel que la dépression, les questions gardées sont : je sens que je peux devenir ami avec les gens avec qui je joue en ligne ; j'aime quand je peux être quelqu'un d'autre dans le jeu ; je me sens stressé si je n'effectue pas toutes les tâches d'un jeu ; je joue généralement à des jeux avec le niveau de difficulté le plus élevé.

L'utilisation du DS36 semble particulièrement efficace, ce dernier ayant des relations connues avec le *Big Five*[62]. Cependant, le but de ce document de recherche étant d'établir les liens entre éléments vidéoludiques et personnalité, il ne serait pas logique d'utiliser ces résultats.

L'utilisation des questionnaires d'inscription relatifs aux genres de jeux aimés, aux raisons de jouer et aux consoles possédées ne semblent pas concluants pour prédire les traits du *Big Five*. L'utilisation conjointe de ces questionnaires avec une sélection de variables donne cependant des résultats. Notamment sur les traits de l'ouverture, de la conscienciosité et du neuroticisme, avec des R^2 respectifs de 0,243 (O), 0,288 (C) et 0,137 (N).

⁹⁵. Ils ne garantissent cependant pas la meilleure combinaison possible.

Données	N	R^2				
		O	C	E	A	N
Jeu de données publics						
[216] (<i>HEXAD</i>)	402	0,146	0,369	0,233	0,306	-
Jeu de données : Neuro						
<i>HEXAD</i>	62	0,272	0,039	0,183	0,355	0,189
<i>IDFIAS</i> T	76	0,370	0,203	0,293	0,141	0,383
<i>HEXAD</i> + <i>IDFIAS</i> T	59	0,538	0,379	0,322	0,380	0,405
<i>HEXAD</i> + <i>IDFIAS</i> T + DS36	49	0,614	0,643	0,544	0,636	0,700

Table 15 – Résultats via les différentes données suite à une sélection de caractéristiques via un *step forward*.

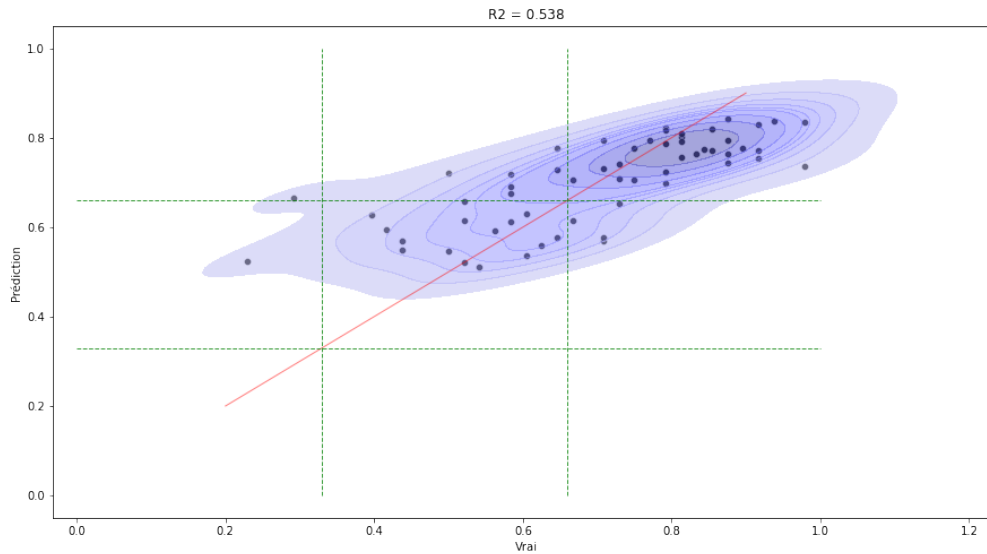


Figure 39 – Résultat sur le trait de l'ouverture, via les questions de *HEXAD* et de *IDFIAS*T.

Certains sous-traits semblent particulièrement bien représentés, notamment le sous-trait ”sensibilité esthétique” et le sous-trait ”créativité” (tableau 16) qui sont reliés à l’ouverture. Encore une fois, l’utilisation conjointe des 2 questionnaires semble particulièrement efficace.

Sous-traits	HEXAD	DONTFIT	HEXAD Q	DONTFIT Q	TOUS (Q)
créativité	0,251	0,151	0,351	0,282	0,352
sensibilité esthétique	-	-	0,415	0,506	0,436
curiosité intellectuelle	-	-	0,222	0,326	0,492
responsabilité	-	-	-	0,155	0,431
organisation	-	-	-	0,386	0,465
productivité	-	-	-	0,206	0,209
assurance	-	-	0,219	0,110	0,393
confiance	-	-	0,371	-	0,427
niveau d’énergie	0,119	-	0,291	-	0,482
sociabilité	-	-	0,222	0,207	0,479
compassion	-	-	-	-	0,391
respectueux	-	-	0,337	-	0,351
anxiété	0,110	-	0,124	0,34	0,468
déprime	0,154	-	0,242	0,230	0,560
volatilité émotionnelle	-	-	0,254	0,249	0,303

Table 16 – Résultats sur la prédiction des sous-traits du *Big Five* suite à une sélection de variables. Les résultats ayant un R^2 inférieur à 0,1 ont été retirés pour des raisons de visibilité.

L’utilisation des questions sans sélection de variables ne semble pas efficace dans la création d’un prédicteur. Suite à l’emploi d’une sélection de variables, les résultats augmentent drastiquement. Notamment pour le trait de l’ouverture et des sous-traits lui étant lié. Allant dans le sens de certaines hypothèses formulées en début de section 4.6.

4.8 Modèles prédictifs : questionnaires vers domaines

La prédiction des métiers est l’enjeu majeur de ce document de recherche et sera au centre du chapitre suivant. Dans cette partie sera traitée de la prédiction de domaine en fonction des divers tests réalisés.

Dom	BFI	BFI sub	BFI Q	HEXAD	HEXAD Q	DONTFIT	DONTFIT Q
A	-	-	-	-	-	-	-
B	0,039	0,125	0,187	-	-	0,023	-
C	-	-	-	-	-	-	-
D	0,014	0,051	0,058	-	-	-	-
E	-	-	-	-	-	-	-
F	-	-	0,025	-	-	0,120	-
G	-	-	-	-	-	-	-
H	-	-	-	-	-	-	-
I	-	-	-	-	-	-	-
J	-	-	-	-	-	-	-
K	0,073	0,142	0,067	-	-	-	-
L	0,060	0,057	0,092	-	0,038	0,003	-
M	0,004	-	-	-	-	-	-
N	-	-	-	-	0,153	-	-

Table 17 – Prédiction des domaines via les différents questionnaires sans sélection de variables.

Comme on peut le voir dans le tableau 17, les éléments liés à la personnalité semblent obtenir beaucoup plus de R^2 positifs que les éléments basés sur les typologies de joueurs. En l’état, les R^2 sont cependant relativement bas et ne pourront constituer un prédicteur fiable.

En utilisant un *step forward* sur ces mêmes données, les résultats augmentent drastiquement comme on peut le voir sur le tableau 18. Les domaines "Commerce, Vente et Grande distribution" (D), "Services à la personne et à la collectivité" (K) et "Spectacle" (L) semblent particulièrement bien représentés.

Dom	BFI sub	BFI Q	HEXAD Q	DONTFIT Q
A	0,046	0,367	-	0,264
B	0,316	0,274	0,100	0,36
C	0,260	0,256	0,040	0,028
D	0,203	0,420	0,227	0,348
E	-	0,105	0,26	0,321
F	0,025	0,331	0,166	0,343
G	-	0,342	0,216	0,24
H	0,135	0,071	-	0,223
I	-	0,265	0,292	0,279
J	0,219	0,239	0,005	0,097
K	0,259	0,487	0,523	0,415
L	0,232	0,398	0,596	0,164
M	0,199	0,394	0,229	0,262
N	0,071	0,276	0,418	0,281

Table 18 – Prédications des domaines via les différents questionnaires avec sélection de variables. En gras, les forces d'effet supérieures à 0,250.

4.9 Modèles prédictifs : utilisation de séquences

Parmi les données de Neiro se trouvent une quantité conséquente de séries temporelles pouvant être extraites (exemple : pages vues, séquences de jeu, déplacements dans le hub, PNJ visités, ...). Dans cette section sera traitée la prédiction de traits via ces dernières. Ici 3 jeux de séquences seront employés : les séquences de destructions lors de la première partie de "Space Savior" ; les séquences de secrets découverts par les joueurs ; les séquences de PNJ avec lesquels les joueurs ont interagi.

Ces dernières étant un reflet comportemental, elles peuvent avoir un haut niveau de variabilité (voir figure 41). Cette haute variabilité induit la possibilité de caractériser des groupes d'individus. Cependant, elle implique aussi un nombre conséquent de données pour permettre cette caractérisation. Il en va de même pour les séquences de secrets découverts.

Comme on peut le voir dans la figure 40, les séquences de destructions ont, quant à elles, très peu de variabilité. Mais cela implique également moins de potentiel de discrimination.

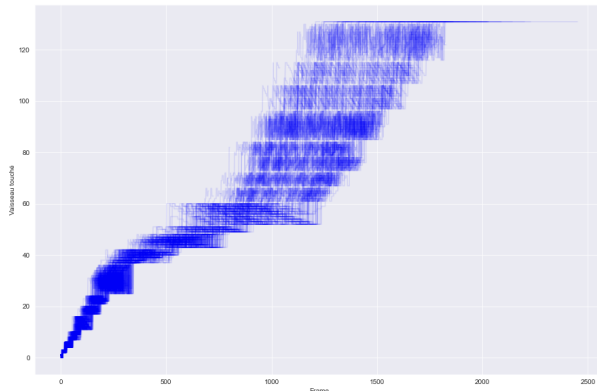


Figure 40 – Séquences lors de la première partie sur le jeu "Space Savior" en mode normal.

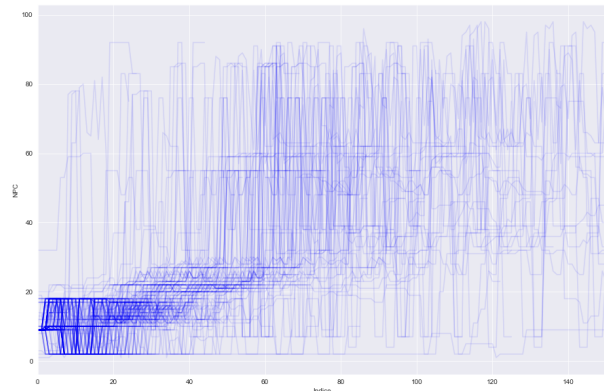


Figure 41 – Séquences des interactions avec les PNJ.

Afin de déterminer la proximité entre les utilisateurs (via les séquences), il existe une multitude de mesures de similarité. Les métriques de similarité sont utilisées dans les statistiques et les domaines connexes afin de quantifier la similarité entre deux objets, elle peut être considérée comme l'inverse des métriques de distance. Lors de l'emploi d'une similarité entre deux objets, la mesure associée va avoir une valeur élevée en cas de proximité haute de ces deux derniers. Des scores plus élevés sont attribués aux objets les plus similaires et des scores bas aux objets différents. Cette notion de similarité est au centre du fonctionnement de beaucoup d'algorithmes de la section 5.

Pour déterminer les traits de joueurs ou de personnalité, 2 méthodes ont été proposées : l'une basée sur une transformation symbolique de ces séquences, l'autre directement sur une métrique géant des données impulsions.

Première méthode, que nous avons publiée dans [249], en essayant notre méthode sur plusieurs jeux de données. Les actions de l'utilisateur sont alors décrites par une séquence de caractères x de longueur notée $|x|$. $x_j = \{x_{ji}\}$ est la séquence du joueur j , ordonnée par une indexation i allant de 1 à $|x_j|$. $|x|$ pouvant varier, leur similitude à partir d'une base de données d'entraînement est utilisée pour attribuer une labellisation. Nous notons x_t la séquence t^{th} d'un jeu de données d'apprentissage avec T profils.

Ainsi, pour classer une séquence x_j d'un joueur j à partir de profils d'entraînement T , le schéma général suivant fut adopté :

1. **Prétraitement par symboles** : remplace x_t et x_j par leurs séquences de caractères, si ce n'est pas déjà fait. Transformant ainsi un espace continu en un espace discret.
2. **S-split** de séquences x_t (séquence de T) et x_j . S-split signifie qu'une séquence x est découpée en segments S de longueur L sauf le dernier segment. Le segment s_j^{th} est défini comme :

$$\begin{aligned} x_{js} &= \{x_{ji}\} \subseteq x_j, \quad s \in [1 : S] \\ L &= \left\lfloor \frac{|x|}{S} \right\rfloor \\ i &\in \left[1 + (s-1) \times L : \min(s \times L, |x|) \right] \end{aligned} \tag{1}$$

Ainsi, pour une valeur S proche de $|x|$, x ne pourra pas être exactement découpé en segments S . $S = 1$ correspond à la séquence complète, c'est-à-dire sans aucune segmentation. Cette étape permet aux métriques utilisées en (4) de ne pas être atteintes par le fait qu'une correspondance est possible entre le début de x_j et la fin de x_t . Cette technique de fractionnement assure des frontières empêchant ce souci.

3. **Calculs des N-grammes** pour chaque segment de x_j et x_t avec $n \in \{1 : N\}$. Chaque N-gramme résultant est noté x' . Cette étape permet à des algorithmes basés sur le comptage ou sur les intersections de pouvoir fonctionner malgré des termes récurrents.
4. **Mesures de similarité** : calcul des vecteurs w_j de longueur $|T|$ contenant les similitudes sim de x_j avec toutes les séquences d'apprentissage de T , tel que :

$$sim(x_j, x_t) = \frac{1}{S} \times \sum_{s=1}^S sim(x'_{js}, x'_{ts}) \tag{2}$$

La similarité va de 0 (différent) à 1 (similaire), mais $sim(A, A)$ n'est pas nécessairement égal à 1 (comme pour les mesures "dice" et "overlap"). Les métriques utilisées étant : Dice, Jaccard, Overlap, Cosine et Longest Common Substring.

5. **Manipulation de vecteurs ou techniques de vote** pour obtenir un vecteur unique w_j à partir d'un ou plusieurs vecteurs W_j . Les votes pouvant être pondérés ou non.
6. **Classifier**, en attribuant à l'utilisateur j la classe dominante des k -plus proches voisins à partir des profils d'entraînement T .

Bien que les résultats sur certains jeux de données dans notre publication aient obtenu des performances outrepassant l'état de l'art sur les jeux de données : CBF, BeetleFly, DiatomSizeReduction et Plane. Ces jeux de données, ainsi que 24 autres jeux de données, ayant été choisis de par leur utilisations fréquente et de par la possibilité de contextualiser nos résultats avec l'état de l'art[73]. Cependant, aucun résultat satisfaisant ne fut obtenu via les séquences de Neuro, cette différence peut s'expliquer car : les jeux de données tels que CBF avaient 3 classes dont les séquences étaient pleinement représentatives de leurs différences ; là où les données de Neuro n'ont soit pas assez de différences entre les séquences, soit trop sans pour autant avoir des classes nettement différenciables.

La **seconde méthode** fut d'utiliser directement le coût obtenu après appariement élastique de séries (Dynamic Time Warping)[241], en utilisant les parties 4 et 6 du schéma précédent. Cet algorithme a l'avantage de pouvoir déterminer la dissimilarité entre deux séries temporelles, même en cas de bruits, de décalages ou de différences de longueurs. DTW est beaucoup utilisé dans la reconnaissance vocale pour ces raisons, il permet de passer outre les problématiques de rythme de parole ou de timbre de voix dans ce dernier cas.

Les similarités entre les utilisateurs sont alors calculées, via celles-ci furent choisies les K utilisateurs les plus proches. La moyenne/médiane des traits de personnalité de ces K utilisateurs donne la valeur d'un trait pour un nouvel utilisateur. Plusieurs configurations furent testées, mais sans aucun succès. Il est possible que les séquences choisies ne soient pas représentatives ou que ces dernières aient manqué de données. Cette méthode n'a pas marché sur les jeux de données Neuro pour plusieurs raisons, certains jeux de données utilisés comme ceux relatifs à "Space Savior" n'ont pas une assez grande variabilité pour permettre une discrimination ; d'autres, telles que les séquences de PNJ visités, ont un haut degré de variabilité et d'empreinte comportementale, mais n'ont cependant pas assez de données pour capturer pleinement les différents comportements possibles. Il serait donc intéressant en vue de réaliser cette tâche de trouver une masse plus conséquente de candidats pour discriminer les typologies de joueurs ou traits de personnalité via ces séquences.

4.10 Conclusion

Dans ce chapitre fut traitée la problématique d'acquisition des données dans le cadre de ce type d'études. Leur obtention en quantité raisonnable est un point clé à la réalisation d'un bon modèle prédictif. À cela, deux autres jeux de données possédant des questionnaires similaires à ceux de Neuro ont été ajoutés. Les similarités entre les questionnaires des jeux de données furent mises en avant.

Le nettoyage des données est un processus long et complexe qui fut traité dans ce chapitre. Des méthodes de détection des anomalies dans un questionnaire via des données directes (exemple : votes) et indirectes (exemple : temps de réponse et nombre d'interactions) furent utilisées. Des exemples ont aussi été développés sur certains jeux.

La prédiction des traits du *Big Five* et des domaines fut traitée. Les résultats en utilisant le jeu de données de [216] montrent que le modèle *HEXAD* semble peu pertinent pour la prédiction de traits sans avoir recours aux sélections de variables. Les résultats via ce même questionnaire/méthode ne furent pas concluants sur la base de données Neuro, la faute étant imputable à un nombre de données bien moins grand et plus hétérogène dans sa structure.

La sélection de variables a contribué, en éliminant les variables les moins pertinentes, à une amélioration drastique des résultats sur Neuro. Cependant, il est à noter que le faible nombre de données de certaines combinaisons de jeux de données peuvent biaiser les résultats. Qui plus est, la sélection de variables est un processus favorable à de bons résultats, ce dernier mériterait d'être validé sur un jeu de données plus conséquent.

Le prochain chapitre traitera exclusivement des prédictions des domaines attrayants pour les utilisateurs. Il y sera alors introduit un type d'algorithme de *machine learning* spécifique à ce genre de tâches.

5 Les systèmes de recommandation

Dans ce chapitre, une typologie d'algorithmes de *machine learning*, appelée systèmes de recommandation, sera traitée. Ces derniers qui sont largement utilisés par l'industrie depuis quelques années, permettent d'établir des prédictions de votes pour un utilisateur. Ils utilisent, soit, la similarité des utilisateurs, soit la similarité des produits en fonction du positionnement de l'utilisateur. Ils permettent la prise de décision dans un environnement incertain et se décomposent en 2 familles : les systèmes experts (logique modale ou floue) et les systèmes à apprentissage (KNN, réseaux de neurones, ...).

Ce type d'algorithmes a la particularité de pouvoir composer avec des données manquantes en prenant en entrée des produits ("items") sur lesquels un utilisateur s'est positionné. Cela permet d'attribuer un score, représentant le vote ("rating") potentiel de cet utilisateur, pour un produit sur lequel l'utilisateur ne s'est pas positionné. Ceci est essentiel dans le cas de projets avec des données dynamiques et/ou à gros volume. Cependant, en cas d'absence totale de données (démarrage à froid) pour un utilisateur ou un produit, certains éléments doivent être mis en place.

L'accent sera également mis sur la mesure de performance des algorithmes décisionnels, car le choix d'une métrique inadaptée peut constituer un grave biais méthodologique, pouvant conduire au choix d'un modèle sous-optimal, voire même stochastique.

Les systèmes de recommandation ont la particularité de mieux comprendre les utilisateurs en fonction de leur nombre de votes. Cette particularité induit de nouvelles méthodologies de captation de la précision d'un modèle, tel que le "precision@k", mais aussi, des méthodes différentes pour reproduire des conditions proches du réel. Ces points seront développés en sous-section 5.3.3.

Les systèmes de recommandation sont particulièrement sensibles à l'hybridation de modèles dans le cadre de leurs utilisations. À la fin de ce chapitre, un système de recommandation basé sur des réseaux de neurones sera proposé. Ce dernier aura la particularité de pouvoir prendre en considération des données exogènes, telles que des entrées numériques ou catégorielles (âge, genre, types, ...) ou séquentielles, et de cumuler les points forts de plusieurs filtres collaboratifs, telles que la factorisation et la correction de biais qui seront traités dans ce chapitre.

Le modèle proposé permet une augmentation conséquente des résultats sur la base de données Neiro. Ce même modèle a été utilisé sur la base de données "MovieLens 100k", avec des résultats permettant d'atteindre les résultats de l'état de l'art.

5.1 Introduction aux systèmes de recommandation

Les systèmes de recommandation⁹⁶ sont des algorithmes de *machine learning* supervisés qui sont utilisés lorsqu'il y a des liens possibles entre des produits. Ils visent souvent à prédire un vote manquant[128] ou la préférence d'un utilisateur (pour un produit). Ils se distinguent des systèmes de recherche d'informations du type champ de recherches, par l'interaction (indirecte) entre les utilisateurs et/ou produits[39]. Le principe de base de ce type d'algorithme est qu'il y a un lien significatif entre les attentes d'un utilisateur et certaines propriétés des produits. Par exemple, un utilisateur qui achète des produits explicitement à destination des végétariens serait souvent moins enclin à acheter de la viande. Pour construire un système de recommandation, il est nécessaire d'avoir une base de données composée d'un ensemble de produits et d'un ensemble d'utilisateurs ayant interagi avec ces produits.

Les systèmes de recommandation sont de plus en plus indispensables[169], nos modèles sociaux font que le temps est de plus en plus important, l'abondance des produits de plus en plus grande, et où les êtres humains ont des difficultés à choisir entre trop d'options[244, 131, 49, 100, 169, 116] (dans notre cas 10 984 métiers). C'est donc tout naturellement que l'industrie s'est tournée vers ce genre de solutions pour le e-commerce, de par leurs besoins concernant des milliers de produits. Le monde de l'éducation ne déroge pas à cette règle, le nombre de ressources disponibles grandit chaque jour, rendant pratiquement impossible les moteurs de recherche traditionnels d'être efficaces[232].

96. En anglais : "Recommend System" ou "Recommendation System"

Ce document de recherche s'inscrit dans un cadre différent de celui des techniques industrielles traditionnelles. En effet les activités de recherche sur le thème de la recommandation personnalisée dans le cadre de l'éducation débute à peine, et doit encore être optimisée[299]. En 2018, seulement 1% des articles sur les systèmes de recommandation concernaient l'éducation[232]. D'autre part l'éducation n'englobe pas uniquement les problématiques d'orientation (peu traitées actuellement). Bien que ça ne soit pas encore le cas avec l'orientation, il est fort probable que les systèmes de recommandation deviendront des piliers à ce sujet[223].

Les systèmes de recommandation sont devenus courants et importants[231, 51] sur Internet, et sont beaucoup utilisés à la fois dans la communauté des chercheurs et pour des usages commerciaux[105, 173, 49, 167, 242, 94, 52, 65, 103, 95, 53]. Ils sont utilisés par des groupes internationaux tels que : Netflix, Uber[5], Airbnb[103], Facebook, Spotify, Amazon[167], Alibaba[52], le Google Play Store[53], Steam ou YouTube[65]. Si des utilisateurs peuvent montrer leur intérêt pour des produits, il est possible d'établir des liens entre les produits qui les intéressent, et d'autres qui pourraient les intéresser. L'intérêt que porte l'utilisateur peut être capté via divers moyens sous diverses formes. Il peut s'agir d'une réaction explicite comme le vote (notation de 1 à 5 pour Amazon, pouce vers le haut/bas pour Youtube ou Steam) ou d'un comportement implicite comme le temps passé sur une page ou encore le nombre de pages lues d'un article[105]. La recommandation ne se fait donc pas uniquement sur les qualités intrinsèques du produit, mais aussi sur les attentes et attraits des types d'utilisateurs.

Les systèmes de recommandation possèdent de bons outils pour réaliser ces relations, particulièrement utiles pour recommander avec pertinence des produits à un individu particulier, même si ces produits sont mal perçus par la population globale[231] (d'où leur utilisation par beaucoup de compagnies mondialement connues). L'un des avantages de ces systèmes est qu'ils peuvent être utilisés bien que certaines informations soient manquantes, contrairement à d'autres modèles de *machine learning* basés sur l'apprentissage. Par exemple, imaginons la prédiction d'une valeur D à partir des valeurs A, B et C. Des modèles basés sur des espaces tels que des KNN⁹⁷ ou SVM⁹⁸ et entraînés sur A, B et C ne pourront pas prédire la valeur D si A, B ou C est manquant. Un système de recommandation ne rencontre pas ce problème. De plus, les systèmes de recommandation ne souffrent généralement pas de l'effet boîte noire, effet existant dans des modèles de *machine learning* comme les réseaux de neurones, qui sont de plus en plus utilisés pour les systèmes de recommandation.

Le but des systèmes de recommandation est donc de personnaliser l'expérience de l'utilisateur, ce qui peut être particulièrement intéressant pour certaines sociétés comme celles précédemment citées. Cette personnalisation consiste à adapter dynamiquement le contenu proposé, en se basant sur les besoins des utilisateurs, bien loin d'une recommandation globale à base de moyennes de votes (dans le sens proposition via un classement généré par les intérêts perçus via les moyennes des votes). Cette personnalisation se présente sous de multiples formes : la recommandation de films à visualiser ou de produits à acheter (recommandations classiques), la proposition de produits en lien et/ou complémentaires avec ceux dans le panier de l'utilisateur (ventes croisées ou "cross selling") ou alors l'envoi d'emails contenant certains produits, à des instants propices et à des cibles précises (email targeting). Dans le cadre de cette thèse, l'accent sera mis sur la recommandation classique pour traiter de l'orientation professionnelle.

La personnalisation est utile à la fois pour l'utilisateur et pour l'entreprise. Elle permet à l'entreprise de maximiser ses gains de plusieurs manières, tout en augmentant la loyauté de ses utilisateurs (ce qui, indirectement, augmente les gains également sur le long terme). Elle améliore l'expérience de l'utilisateur, parfois en lui permettant d'accéder à des produits ou des services qui sont les plus adaptés à ses besoins, mais aussi en lui faisant découvrir des choses auxquelles il n'aurait jamais pensé. Bien entendu, le but pour eux est de maximiser leur profit. Cela peut se faire explicitement, comme avec les produits que vend Amazon[105], ou implicitement avec les besoins de rétention que génèrent les modèles économiques de Netflix[100], Facebook ou YouTube[105]. Pour ces sociétés, les systèmes de recommandation ne sont pas que des outils, mais parfois des piliers de leurs produits[100]. Pour Netflix, l'utilisation de systèmes de recommandation représente 80% des heures de vidéos visualisées par les consommateurs, contre 20% pour les recherches brutes, pour Amazon il s'agit de 35% de ces revenus.

97. "k-nearest neighbors algorithm" ou "k plus proches voisins"[255].

98. "support-vector machine" ou "machine à vecteurs de support"[35].

Les systèmes de recommandation permettent donc de prédire l'intérêt d'un utilisateur pour des produits, ce qui en fait un point particulièrement intéressant une fois transposé à notre cadre d'étude. Les systèmes de recommandation permettent de déterminer un classement de produits (ici, des métiers) les plus susceptibles d'intéresser l'utilisateur (voir partie 5.3.3).

5.1.1 Les types d'algorithmes

Dans le cadre des systèmes de recommandation, nous pouvons distinguer trois types d'algorithmes, qui peuvent eux-mêmes avoir des sous-types importants : les filtrages collaboratifs, les systèmes basés sur le contenu et ceux basés sur la popularité des produits. Dans les deux premiers cas, ces systèmes peuvent être soit basés sur les produits, soit sur les utilisateurs.

Les filtrages collaboratifs, dont la première mention a été faite par David Goldberg en 1992 dans [97], sont des méthodes de génération de recommandation permettant de calculer des scores de préférence en fonction des historiques de votes (ou d'interactions implicites) sur des produits. D'après [222] : "Grâce à son indépendance (le filtrage collaboratif) vis-à-vis de la représentation des données, cette technique peut s'appliquer dans les contextes où le contenu est soit indisponible, soit difficile à analyser. Elle peut ainsi s'utiliser pour tous les types de données : texte, image, audio et vidéo." [95] dira également que ces algorithmes sont très efficaces pour générer des recommandations de qualité, sans pour autant avoir besoin pour les utilisateurs d'explicitement leurs intérêts. Ces prédictions sont alors faites via les liens qui ont été déterminés entre les produits ou entre les utilisateurs, et sont spécifiques à chaque utilisateur. Elles sont faites via une variété/diversité conséquente d'utilisateurs, ce qui permet la recommandation de produits très divers, dont certains n'auraient jamais pu être découverts par l'utilisateur et/ou par d'autres types d'algorithmes. Dans le cas des filtres collaboratifs, les différences seront les suivantes :

- **Basé sur les utilisateurs (user-based collaborative filtering)** : la logique ici est que si un utilisateur A aime les produits x, y et z et qu'un utilisateur B aime les produits x, y, w , alors il est probable que A aime w et que B aime z . On va donc, dans ce cas, chercher des utilisateurs proches de l'utilisateur actif [105, 173] via la matrice d'interactions utilisateurs-produits (exemple : table 19) et appliquer des fonctions pour déterminer un score relatif à un produit qu'un nouvel utilisateur pourrait apprécier. Il existe une multitude de manières de déterminer si deux utilisateurs sont similaires en prenant en compte les votes sur des produits, par exemple avec un sac de mots⁹⁹ le BM25 [233], ou TF-IDF [176, 140]. Généralement, dans ce genre de cas, les calculs s'effectuent sur une matrice utilisateurs/produits (voir tableau 19). Ce type d'algorithme peut être problématique en terme de coûts (temps et calcul) dans le cas de bases larges [242], Linden et al. [167] résolvent cela via des créations de clusters.
- **Basé sur les produits (item-item collaborative filtering ou item-based collaborative filtering)** : la paternité de ce type d'algorithme est attribuée à Amazon [168] dans leur brevet "Collaborative recommendations using item-to-item similarity mappings" (US6266649B1). Dans ce cas de figure, il faut généralement calculer une matrice de similarités ou de distances entre les produits (voir tableau 20 et 21). Encore une fois, plusieurs méthodes sont possibles : corrélation (Exemple : Pearson [105], Spearman, Kendall). La matrice ainsi générée peut être considérable (par exemple, un million de produits génère un billion de cellules, car $N_{cellules} = N_{produits}^2$), engendrant ainsi de gros coûts en mémoire et en calcul. Pour réduire ces coûts, plusieurs méthodes de factorisations de matrices existent. Ces méthodes sont devenues omniprésentes dans les applications commerciales [105]. Une fois la matrice des liens produite, ce type d'algorithme à moins de coûts en calcul que ceux basés sur les utilisateurs [242].

Les systèmes basés sur les utilisateurs ont l'avantage de trouver les deux vecteurs d'utilisateur les plus proches les uns des autres, mais peuvent avoir une couverture basse s'il n'est pas possible de trouver un utilisateur correspondant. Les systèmes basés sur les produits, eux, ne vont pas avoir ces soucis de correspondance, mais vont avoir besoin de plusieurs utilisateurs ayant répondu à deux mêmes produits pour créer les liens avec certitude. Il est possible également de créer plusieurs matrices en fonction de typologies d'utilisateurs, mais dans les faits cela reviendrait à faire exploser les coûts en mémoire. Les réseaux de neurones exposés en

99. Via la distance euclidienne, la similarité cosinus ou d'autres métriques de distances ou de similarités [105].

section 5.6 peuvent remédier à cela via leur propriété de parcimonie.

Dans le cas des filtrages collaboratifs, la taille du jeu de données va avoir son importance. Plus il y a de réponses aux produits faites par les utilisateurs, plus il est possible : de trouver des candidats similaires à notre nouvel utilisateur et ayant beaucoup de produits en communs dans le cas basé sur les utilisateurs ; de diminuer la probabilité qu’une cellule de la table 21 ait été biaisée dans le cas basé sur les produits.

Utilisateur	i_1	i_2	i_3	i_4
<i>Kévin</i>	2	5	5	-
<i>Sophie</i>	4	3	1	1
<i>Siegfried</i>	1	-	4	5
<i>André</i>	-	1	5	3
<i>Emilie</i>	2	-	5	X

Table 19 – Exemple de matrice d’interactions permettant l’exploitation d’algorithmes basés utilisateur. Ici, les utilisateurs sont utilisés pour répondre à la question : quelle est la note que l’utilisateur *Emilie* attribuerait au produit i_4 . Pour ce faire, une distance euclidienne est employée via les notes laissées sur les produits communs aux utilisateurs. Dans ce cas de figure, *Kévin* est le plus similaire des quatre autres utilisateurs avec une distance de 0. Comme i_4 n’a pas reçu de vote de *Kévin*, il ne peut être utilisé pour la prédiction. *André* n’a pas répondu à i_1 , ce qui affaiblirait la relation avec *Emilie*, même si la distance sur le point i_3 est de 0 (il est toutefois possible de prendre en compte ce genre de cas). En ce qui concerne *Sophie* et *Siegfried*, la distance *Sophie* – *Emilie* est de $\sqrt{20}$ alors que la distance *Siegfried* – *Emilie* est de $\sqrt{2}$. Pour conclure, un 1-NN[255] est appliqué pour obtenir seulement l’utilisateur le plus proche de *Emilie*, c’est-à-dire *Siegfried*. Le modèle va prédire la valeur 5 comme étant le vote le plus probable de *Emilie* pour i_4 .

Un autre type d’algorithme est celui **basé sur le contenu**, où les attributs et métadonnées propres aux produits ou aux utilisateurs sont utilisés. Dans les deux cas, les données des autres utilisateurs ne sont pas employées, car seuls comptent les attributs de l’utilisateur courant et/ou des produits (et les poids donnés à ces attributs). De ce fait, les recommandations vont être limitées par le remplissage du profil¹⁰⁰, mais vont avoir l’avantage de ne pas souffrir du problème de démarrage à froid (voir section 5.4). Ces algorithmes ne peuvent pas proposer de produits qui sortent du profilage qui est fait, contrairement aux filtres collaboratifs qui ont de meilleurs résultats et l’avantage de ne pas demander à l’utilisateur d’explicitier ces intérêts[95]. Ces algorithmes peuvent être :

- **Basés sur les utilisateurs (apprentissage de profils)** : dans ce cas de figure, un profil de l’utilisateur est créé via les données démographiques, il sera donc basé sur ses différentes caractéristiques connues (comme le genre, l’âge ou les attraits). Via ces divers attributs, la pertinence des produits à proposer à cet individu sera déterminée, par exemple en ne proposant pas à un adulte, un manteau destiné aux enfants.
- **Basés sur les produits (analyse de contenu)** : dans sa forme la plus basique, il ne s’agit que d’un filtre de recherche, par exemple : je veux un jean pour homme de couleur noire avec une coupe droite (par filtre ou par traitement du langage naturel). Il est alors facile via les attributs des produits de proposer ceux qui correspondent. Une autre logique peut être de proposer des produits en fonction des attributs des autres produits consultés précédemment[173]. Dans ce dernier cas, le score de pertinence ne doit pas dépasser un éventuel filtrage brut défini par l’utilisateur. Ce type d’algorithme a l’avantage de pouvoir affiner les propositions pour un utilisateur, sans même connaître ses attraits pour des produits (par exemple en proposant des vêtements adaptés au genre du sujet). Une autre variante est de créer une matrice de similarités entre les produits via leurs descriptions ou attributs, ce cas de figure sera développé dans la partie 5.4.2. Ces méthodes ont l’avantage de pallier les problèmes de démarrage à froid coté produits.

Le dernier type d’algorithmes est aussi le plus rudimentaire, ce sont ceux **basés sur la popularité**. Il s’agit de proposer les produits les plus populaires au près d’une masse d’individus. Ce qui n’est pas des plus précis pour une recommandation, mais peut permettre de régler le problème de démarrage à froid (c’est-à-dire sans

¹⁰⁰. Aussi bien de l’utilisateur que du produit en fonction des besoins.

	<i>i1</i>	<i>i2</i>	<i>i3</i>	<i>i4</i>	<i>i5</i>
<i>Kévin</i>	-1	1	0	-1	-1
<i>Sophie</i>	1	-1	0	1	1
<i>Siegfried</i>	1	1	0	0	1
<i>André</i>	1	1	1	0	1
<i>Emilie</i>	1	1	0	-1	-1
<i>Xavier</i>	1	1	-1	-1	X

Table 20 – Matrice des réponses de cinq utilisateurs sur cinq animaux. *i1* = Chiens, *i2* = Chats, *i3* = Oiseaux, *i4* = Serpents, *i5* = Souris.

	<i>i1</i>	<i>i2</i>	<i>i3</i>	<i>i4</i>	<i>i5</i>
<i>i1</i>	1,00	-0,25	0,25	0,55	0,61
<i>i2</i>	-0,25	1,00	0,25	-0,74	-0,40
<i>i3</i>	0,25	0,25	1,00	0,18	0,40
<i>i4</i>	0,55	-0,74	0,18	1,00	0,91
<i>i5</i>	0,61	-0,40	0,40	0,91	1,00

Table 21 – Matrice de corrélation (Rho de Spearman) basée sur les réponses présentées dans le tableau 20 (sans *Xavier*). *i1* = Chiens, *i2* = Chats, *i3* = Oiseaux, *i4* = Serpents, *i5* = Souris.

Table 22 – Dans ce cas de figure, la table 21 est utilisée pour prédire *i5* pour *Xavier*. La formule suivante permet de prédire la note de *Xavier* en *i5* : $i5 = \frac{(vx_{i1} * mc_{i1}) + (vx_{i2} * mc_{i2}) + (vx_{i3} * mc_{i3}) + (vx_{i4} * mc_{i4})}{|mc_{i1} + mc_{i2} + mc_{i3} + mc_{i4}|}$ où *vx* est le vecteur de réponses de *Xavier* et *mc* est la matrice de corrélation (table 21). Soit $i5 = (0,61 - 0,40 - 0,40 - 0,91) / (2,32) = -0,47$. En fonction du choix des seuils, il sera possible de déduire que soit *Xavier* n'aime pas *i5*, soit qu'il y est indifférent. (Dans ce cas, il peut être intéressant d'appliquer des intervalles tels que $-1 \subset [-1, -0,66], 0 \subset [-0,66, 0,66]$ et $1 \subset [0,66, 1]$, car utiliser un simple arrondi donnerait un intervalle dans lequel 0 serait choisi 2 fois plus grand que pour -1 ou 1.)

information existante). Dans [210] est mentionné que ces modèles sont moins utiles pour les utilisateurs, car ils sont souvent au fait des produits proposés¹⁰¹. Dans sa version la plus basique, il peut s'agir d'une simple moyenne des votes, comme décrit dans la section 5.4.

Il existe un cas qui est la jonction de plusieurs cas précédents : les systèmes hybrides. Ces derniers permettent aux algorithmes de faire des choses impossibles séparément[197]. Dans ce cas, les stratégies peuvent être de : mélanger un filtrage collaboratif, un algorithme basé sur la popularité et/ou un système basé sur le contenu (ensemble de modèles[271]), voire d'ajouter des fonctionnalités au modèle ou d'unifier les approches en un seul modèle. Dans ces cas, il est alors possible de réunir le meilleur des modèles pour augmenter la précision et/ou régler les problèmes de démarrage à froid[39]. [156, 197] sont des exemples d'article avec des algorithmes hybrides qui sont plus performants que ceux basés sur le filtrage collaboratif ou le contenu dans le cas de démarrages à froid ou de matrices creuses. Chaque algorithme a ses avantages et ses inconvénients, et il est souvent nécessaire de créer des systèmes hybrides pour la réalisation d'applications concrètes[299]. Cette approche sera développée en partie 5.5.

Il y a donc trois types d'algorithme : ceux basés sur la popularité, qui ne vont découvrir aucun lien entre les produits, ne permettront aucune personnalisation, mais vont être instantanément fonctionnels pour un nouvel utilisateur ; ceux basés sur le contenu¹⁰², ne découvrant que des liens superficiels basés sur les méta-données du produit. Ils vont avoir un degré de personnalisation plus élevé, mais ne vont parfois pas pouvoir sortir du cadre des autres produits ; et les filtrages collaboratifs, découvrant les liens sous-jacents des individus ou produits et peuvent proposer des produits à l'intersection de plusieurs autres, mais qui vont avoir comme problème le démarrage à froid.

5.1.2 Problématiques propres aux systèmes de recommandation

L'introduction d'un nouvel utilisateur ou d'un nouveau produit provoquent un "démarrage à froid" (*cold start*)[141, 156]. Ce nouvel utilisateur ne s'est positionné sur aucun produit ou ce nouveau produit ne présente aucun vote : dans les deux cas, aucune information n'est disponible pour fonder/former les recommandations. Il est également à noter que si un utilisateur se positionne sur trop peu de produits, la précision des recommandations sera/pourra être faible. Dans le cas de larges jeux de données, si la sparsité¹⁰³ est trop grande, il sera difficile, voire impossible, de répondre efficacement aux problèmes de recommandation[141, 95]. Il en résulte alors que le pourcentage de réponses possibles par le modèle pour un jeu de données¹⁰⁴ peut-être

101. Ceci étant dû au fait que les produits proposés sont connus de la masse. Cela devrait être moins le cas chez nous, du fait qu'un métier proposé connu n'implique pas la même chose qu'un film que tout le monde a déjà vu.

102. Parfois nommé base sur la connaissance.

103. Fait que la matrice soit creuse.

104. "Couverture" ou "coverage".

particulièrement bas.

La plupart des systèmes de recommandation ne se basent que sur les relations *users-items*. Cependant, une multitude d'autres informations peuvent influencer le vote d'un utilisateur, comme la date d'enregistrement de la note, le pays ou le genre de l'utilisateur. Par exemple, l'émerveillement engendré par le premier film Star Wars sera plus important à l'époque de sa sortie, alors qu'il était un pionnier technologique, que de nos jours. Decathlon a d'ailleurs obtenu une meilleure conversion (pourcentage de ventes) de ces utilisateurs en incluant cet aspect temporel, avec augmentation de près de 20% des performances[6]. L'exemple de la temporalité aura dans le cas de cette thèse peu d'impact, mais l'influence du genre et de la nationalité¹⁰⁵, peut s'avérer important dans notre cadre.

5.1.3 La mesure de performance

Évaluer la performance d'un système de recommandation avec une mesure adaptée est primordiale[105]. Les estimations de la performance influencent le choix de l'algorithme final et peuvent mener à de mauvaises décisions, comme avec l'exemple de la MAE donné ci-dessous. Les métriques couramment utilisées pour mesurer la performance des tâches de prédiction de vote d'un modèle (régression) sont la MAE et le RMSE.

La MAE (Mean Absolute Error) est l'erreur absolue moyenne, plus elle est basse, plus le vote de l'utilisateur a été prédit avec précision[242]. Une MAE de 1,0 signifie qu'en moyenne l'erreur de prédiction est de 1,0. Elle permet une compréhension facile des résultats, mais employée seule, elle peut amener à des erreurs d'interprétation. Dans les cas d'une distribution des votes dans un jeu de données, avec des votes de 1 à 5 tel que la répartition soit : 10% de 1, 20% de 2, 40% de 3, 20% de 4 et 10% de 5. La MAE de l'exemple précédent est estimée à 0,8 : l'erreur de prédiction semble alors faible. Cependant, dans cet exemple, le modèle répond systématiquement 3 ce qui est loin d'en faire un modèle fiable.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n}$$

Avec x la vraie valeur et y la valeur prédite. Le résultat est compris entre $[0, +\infty]$.

L'utilisation de la MAE se fait au détriment de l'erreur moyenne, car, les erreurs pouvant être négatives ou positives, la moyenne des erreurs (non absolues) va avoir un résultat qui va tendre vers 0. D'autant plus que les distributions de votes suivent souvent, soit une normale, soit son exact inverse (distribution binomiale positionnée aux extrêmes).

Le RMSE (Root Mean Square Error) est la racine de l'écart quadratique moyen des erreurs. Bien que moins facile à appréhender que la MAE, elle a l'avantage de pénaliser plus lourdement les erreurs fortes. C'est donc une métrique intéressante pour comparer efficacement des modèles entre eux[105]. En reprenant l'exemple ci-dessus, la RMSE serait alors de 1,095, les erreurs conséquentes étant amplifiées.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}}$$

Avec x la vraie valeur et y la valeur prédite. Le résultat est compris entre $[0, +\infty]$.

Comme vu précédemment avec les échelles de Likert, le comportement de vote diffère fortement d'un utilisateur à l'autre. Par exemple, ceux votant systématiquement avec la valeur la plus basse ou la plus élevée, ceux qui au contraire vont n'utiliser que des valeurs centrales et neutres, ou encore ceux utilisant ce vote par conviction plutôt que pour une réelle notation objective (par exemple : pour punir une société, un produit ou dans notre cas, par simple *a priori*). Ces comportements très différents vont donner finalement un poids différent aux actions (les votes) des différents utilisateurs. Parfois, cette perception, connue par les utilisateurs, créera un cercle vicieux où l'utilisateur ne donnera pas une note qui est sa réelle perception, mais un vote extrême, pour contrebalancer d'autres votes qui semblent anormaux et biaisés pour lui (contribuant ainsi à exacerber ce phénomène dans le sens inverse). Ce phénomène se voit souvent sur des sites de notation

105. Notre public étant français, belge ou suisse, des différences culturels sont possibles. Cependant, nous n'avons pas de données permettant de segmenter ces groupes.

communautaires dont le sujet est le jeu vidéo, et ne peut pas advenir dans notre cas. Des différences dans les façons de voter existent tout de même, certains algorithmes qui seront vus dans la section suivante corrigent ce problème.

En prenant en compte ce genre de comportements et le fait que sur une grande échelle (Likert), les points vont nécessairement être facilement influencés par l'état d'esprit et l'humeur à l'instant t du sujet, certaines sociétés tel que Steam et YouTube ont choisi une notation binaire (positive / négative). Cette notation a l'avantage de réduire le biais des fluctuations d'humeur, et aussi de diminuer le poids des comportements anormaux dans la notation (votes extrêmes, *review bombing*¹⁰⁶). Dans notre cas, ce traitement aura comme avantage principal de lisser la problématique de régression vers une problématique binaire de classification. Il n'est pas vraiment nécessaire de savoir si un utilisateur peut penser qu'un métier lui plaît à 4/5 ou à 5/5, la réelle problématique est de savoir si ce métier va lui plaire ou non. Pour ce faire, il faut alors utiliser d'autres métriques adaptées à la classification pour la mesure des performances.

Les problématiques de classification ont des métriques de mesure des performances différentes des problématiques de régression, car les logiques et les besoins diffèrent. Le terme classification se réfère à un processus dont le but est d'attribuer le bon label à un ensemble de données[55].

Une notion importante, qui sera utile pour la suite, est celle de vrai/faux et de positif/négatif. Lors d'une classification binaire, 4 valeurs de bases ressortent les résultats de prédictions d'un modèle, le vrai positif, le vrai négatif, le faux positif et le faux négatif. Ces 4 valeurs élémentaires donnent lieux à une multitude de formules qui peuvent être utiles en fonction des domaines abordés. Une infime partie des nombreuses métriques qu'il est possible de créer avec ces 4 valeurs sera abordée, les autres n'étant pas nécessairement pertinentes dans notre cas.

Il n'y a pas de consensus quant à la métrique à utiliser[55]. Notre choix s'est porté sur plusieurs métriques couramment utilisées dans le monde de la recherche et sur une dernière qui présente des avantages indéniables bien que peu utilisée par la littérature. Les mesures utilisées dans ce document, dans le cadre d'une classification binaire, sont :

- **L'exactitude** : il s'agit du pourcentage d'éléments correctement classés. Cette mesure est particulièrement simple à comprendre, mais possède une faiblesse de taille. Si 90% d'un ensemble d'éléments fait partie de la classe A, et qu'un modèle répond systématiquement A, alors la "précision" (exactitude) est de 90%. Un score pouvant mener à des confusions s'il est interprété sans réflexion sur le sujet. Cette métrique n'est tout simplement pas adaptée à une utilisation avec des classes non homogènes en nombre[55].

$$accuracy = \frac{(VP + VN)}{(VP + VN + FP + FN)}$$

VP = Vrais positifs, VN = Vrais négatifs, FP = Faux positifs, FN = Faux négatifs. Le résultat est compris entre $[0, 1]$.

- **Le rappel (ou sensibilité)** : il s'agit du rapport entre les VP et la somme des VP et des FN . Cette métrique est intéressante s'il est nécessaire de maximiser le nombre de VP dans l'ensemble des positifs possibles, par exemple : s'il faut maximiser le nombre de produits potentiellement viables à proposer à un utilisateur. Attention tout de même, cette métrique présente une autre particularité qui peut mener à des confusions comme pour l'exactitude. Il est tout à fait possible d'avoir un rappel de 1 (maximum), tout en n'ayant classé positivement qu'un seul élément sur une infinité.

$$recall = \frac{VP}{(VP + FN)}$$

Le résultat est compris entre $[0, 1]$.

- **La précision** : Il s'agit du rapport entre VP et la somme des VP et des FP . Cette métrique a l'avantage de mettre en avant le taux de prédiction vrai, ce qui peut être particulièrement important si la problématique traitée nécessite de minimiser les erreurs de diagnostics positifs (par exemple, si le

106. Le *review bombing* consiste à massivement noter négativement un produit pour des raisons parfois extrinsèques, par exemple si le réalisateur du film est dans la tourmente à cause d'action ou de propos.

sujet est médical et que le diagnostic engage la survie du sujet). Tout comme le rappel, il est possible d’avoir un résultat de 1 en ayant classé positivement qu’un seul élément.

$$precision = \frac{VP}{(VP + FP)}$$

Le résultat est compris entre $[0, 1]$.

- **Le F1-score (ou F-measure)[56]** : il s’agit d’une métrique qui prend en considération la précision et le rappel. Cela permet d’avoir une information globale qui pallie le défaut vu dans la partie précision et dans la partie rappel. Il s’agit de la moyenne harmonique de la précision et du rappel.

$$F1 = 2 * \frac{(precision * recall)}{(precision + recall)}$$

Le résultat est compris entre $[0, 1]$.

- **Le Area Under the ROC Curve (AUC)[89]** : est une valeur qui peut être extraite du Receiver Operating Characteristic (ROC)[89]. Le ROC est une représentation de l’évolution de la sensibilité ($VP/(VP + FN)$) et spécificité ($VN/(VN + FP)$) en fonction du seuil pour lequel on détermine qu’un individu fait partie d’une classe ou d’une autre. Il est courant d’utiliser arbitrairement un seuil de 0,5 par rapport à la probabilité qu’un algorithme renvoie, mais parfois modifier ce seuil peut être bénéfique, le ROC peut aider à optimiser cela[228]. Le ”AUC” est, comme son nom l’indique, la surface sous le ROC. De ce fait, un score de 0,5 est représentatif d’un modèle aussi bon que le hasard, là où un score de 1,0 est représentatif d’un modèle ayant pleinement formalisé un problème¹⁰⁷.

Le résultat est compris entre $[0, 1]$.

- **Le Matthews correlation coefficient (MCC)[192]** : les précédentes métriques (sauf AUC) peuvent obtenir des scores qui semblent élevés, tout en étant en réalité médiocres. Ce problème d’interprétation ne se pose pas avec le MCC, car un score élevé ne peut être obtenu que si les prédictions sont bonnes dans les quatre catégories de la matrice de confusion[55] ($VP + VN + FP + FN$).

$$MCC = \frac{(VP + VN) - (FP + FN)}{\sqrt{(VP + VN) * (VP + FN) * (VN + FP) * (VN + FN)}}$$

Contrairement au F1-score, le MCC ne va pas avoir un résultat qui va varier en fonction de la permutation des classes. De plus, il n’est pas affecté par des classes non homogènes. Tous ces points en font une mesure plus robuste et fiable que le F1-score[55].

Le résultat est compris entre $[-1, 1]$.

D’autres métriques d’intérêt existent, comme le Kappa de Cohen[60] ou le Precision-Recall Curve. Elles ne seront pas utilisées dans ce manuscrit car les métriques employées couvrent déjà les aspects qui nous intéressent dans le cadre de cette thèse.

5.1.4 Filtres collaboratifs

Les filtres collaboratifs utilisés dans cette section sont des algorithmes bien connus dans le cas de systèmes de recommandation, tel que le KNN. D’autres algorithmes font partie des états de l’art qui ont révolutionné la façon d’appréhender les recommandations en leur temps, par exemple le ”SVD”¹⁰⁸.

Dans cette partie, des termes seront récurrents :

- R : l’ensemble des votes
- r : un vote
- u : un utilisateur
- i : un produit

107. En réalité, ce qui importe vraiment est la distance par rapport à 0,5. Ce qui veut dire qu’un score de 0 équivaut à un score de 1, les classes ayant juste été interchangées par l’algorithme de *machine learning*.

108. Entre guillemets, car ce SVD là n’est pas réellement le SVD de Singular Value Decomposition (décomposition en valeurs singulières), bien que ce dernier soit inclus dans le premier.

- \hat{r}_{ui} : une prédiction de vote sur un utilisateur u pour un produit i
- μ : la moyenne de la distribution
- σ : l'écart type
- $sim(a, b)$: une similarité entre a et b
- λ : la régularisation
- e : $r_{ui} - \hat{r}_{ui}$
- γ : le taux d'apprentissage (learning rate)
- C : un cluster
- b : le biais ou la *baseline*

Nous avons employé plusieurs algorithmes reconnus par la littérature dans le cadre de ce chapitre.

Algorithmes de référence :

SimpleEquation est une simple équation qui fut ajoutée comme modèle comme proposé dans [142], afin d'évaluer si les autres modèles intègrent bien la réalité du système. Ce "modèle" n'en est pas vraiment un et répond à la formule :

$$\hat{r}_{ui} = \mu_U$$

Où μ_U est égal à la moyenne des votes de tous les produits.

NormalPredictor est un modèle basé sur le maximum de vraisemblance, via la distribution supposée normale des données d'apprentissage. Cet algorithme génère un résultat aléatoire basé sur la normale générée $\mathcal{N}(\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2)$, avec $\hat{\mu}$ et $\hat{\sigma}$ estimée à partir du maximum de vraisemblance. Il aura également un but comparatif plutôt que prédictif.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{|R_{train}|} \sum_{r_{ui} \in R_{train}} r_{ui}$$

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\sum_{r_{ui} \in R_{train}} \frac{(r_{ui} - \hat{\mu})^2}{|R_{train}|}}$$

Plus proches voisins et *baselines* :

BaselineOnly est un modèle prenant en compte une tendance courante dans le cas des filtres collaboratifs. Ce phénomène est le fait que certains utilisateurs donnent des notes plus élevées que les autres, et que certains produits reçoivent des notes plus élevées que les autres[151]. Il est d'usage d'ajuster les données en tenant compte de ces effets.

$$\hat{r}_{ui} = b_{ui} = \mu + b_u + b_i$$

Ici μ est la moyenne globale de tous les produits, b_u et b_i indiquent l'écart observé pour l'utilisateur u et pour le produit i .

[151] donne comme exemple : en supposant que nous voulions une estimation de la *baseline* pour le film Titanic, pour l'utilisateur Joe. Si la moyenne μ de l'ensemble des films est de 3,7. Que le film Titanic a tendance à être noté 0,5 points au dessus de μ et que Joe est un cinéophile critique notant en moyenne 0,3 points sous la moyenne. Alors l'estimation du vote de Joe pour Titanic est de 3,9. Calculé tel que $\hat{r}_{ui} = b_{ui} = \mu + b_u + b_i = 3,7 - 0,3 + 0,5$

Si u n'est pas connu, alors b_u est considéré comme étant égal à 0.

L'estimation de b_u et b_i peut être résolue via un problème des moindres carrés :

$$\min_{b^*} \sum_{(u,i) \in \kappa} (r_{ui} - \mu - b_u - b_i)^2 + \lambda_1 \left(\sum_u b_u^2 + \sum_i b_i^2 \right)$$

Ici, la régularisation λ permet d'éviter un sur-apprentissage (*overfitting*) en pénalisant la magnitude des paramètres. Afin de minimiser b^* , 2 méthodes sont utilisées : la descente de gradient stochastique[144] et le Alternating Least Squares[152].

KNNBasic est un algorithme basique utilisant un KNN pour déterminer le vote que donnerait potentiellement un utilisateur sur un contenu. Cet algorithme peut être basé sur les produits ou sur les utilisateurs.

Utilisateurs :

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{v \in N_i^k(u)} \text{sim}(u, v) \cdot r_{vi}}{\sum_{v \in N_i^k(u)} \text{sim}(u, v)}$$

Produits :

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{j \in N_u^k(i)} \text{sim}(i, j) \cdot r_{uj}}{\sum_{j \in N_u^k(i)} \text{sim}(i, j)}$$

Les matrices de similarité ont été générées de 4 façons, via : la similarité cosinus (*cosine.sim*), la différence des moyennes au carré (*msd.sim*), le coefficient de corrélation de Pearson (*pearson.sim*) et le coefficient de corrélation de Pearson ajusté (*pearson.baseline.sim*). Ce choix de la mesure de similarité employée va avoir une influence sur les résultats et donc la précision du modèle[163].

$$\text{cosine.sim}(u, v) = \frac{\sum_{i \in I_{uv}} r_{ui} \cdot r_{vi}}{\sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} r_{ui}^2} \cdot \sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} r_{vi}^2}}$$

$$\text{cosine.sim}(i, j) = \frac{\sum_{u \in U_{ij}} r_{ui} \cdot r_{uj}}{\sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} r_{ui}^2} \cdot \sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} r_{uj}^2}}$$

$$\text{msd.sim}(u, v) = \frac{1}{\frac{1}{|I_{uv}|} \cdot \sum_{i \in I_{uv}} (r_{ui} - r_{vi})^2 + 1}$$

$$\text{msd.sim}(i, j) = \frac{1}{\frac{1}{|U_{ij}|} \cdot \sum_{u \in U_{ij}} (r_{ui} - r_{uj})^2 + 1}$$

$$\text{pearson.sim}(u, v) = \frac{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{ui} - \mu_u) \cdot (r_{vi} - \mu_v)}{\sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{ui} - \mu_u)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{vi} - \mu_v)^2}}$$

$$\text{pearson.sim}(i, j) = \frac{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{ui} - \mu_i) \cdot (r_{uj} - \mu_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{ui} - \mu_i)^2} \cdot \sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{uj} - \mu_j)^2}}$$

D'après [49], une corrélation inférieure à 0,5 est considérée comme faible dans ce cadre.

$$pearson.baseline.sim(u, v) = \hat{\rho}_{uv} = \frac{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{ui} - b_{ui}) \cdot (r_{vi} - b_{vi})}{\sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{ui} - b_{ui})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} (r_{vi} - b_{vi})^2}}$$

$$pearson.baseline.sim(i, j) = \hat{\rho}_{ij} = \frac{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{ui} - b_{ui}) \cdot (r_{uj} - b_{uj})}{\sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{ui} - b_{ui})^2} \cdot \sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} (r_{uj} - b_{uj})^2}}$$

Pour *pearson.sim* et *pearson.baseline.sim*, s'il n'y a pas d'utilisateur ou de produit en commun, il renvoie "0" (neutre).

KNNWithMeans est basé sur KNNBasic, mais prend aussi en considération le vote moyen de l'utilisateur pour pondérer les votes excessifs.

Utilisateurs :

$$\hat{r}_{ui} = \mu_u + \frac{\sum_{v \in N_i^k(u)} \text{sim}(u, v) \cdot (r_{vi} - \mu_v)}{\sum_{v \in N_i^k(u)} \text{sim}(u, v)}$$

Contenus :

$$\hat{r}_{ui} = \mu_i + \frac{\sum_{j \in N_u^k(i)} \text{sim}(i, j) \cdot (r_{uj} - \mu_j)}{\sum_{j \in N_u^k(i)} \text{sim}(i, j)}$$

KNNWithZScore est basé sur KNNBasic, mais en normalisant via le Z-score (moyenne par écart type) les prédictions pour chaque utilisateur.

Utilisateurs :

$$\hat{r}_{ui} = \mu_u + \sigma_u \frac{\sum_{v \in N_i^k(u)} \text{sim}(u, v) \cdot (r_{vi} - \mu_v) / \sigma_v}{\sum_{v \in N_i^k(u)} \text{sim}(u, v)}$$

Contenus :

$$\hat{r}_{ui} = \mu_i + \sigma_i \frac{\sum_{j \in N_u^k(i)} \text{sim}(i, j) \cdot (r_{uj} - \mu_j) / \sigma_j}{\sum_{j \in N_u^k(i)} \text{sim}(i, j)}$$

Algorithmes basés sur des factorisations de matrices

La génération des matrices précédentes peut présenter un souci de taille. Comme dit précédemment "un million de produits résulte en un billion de cellules, car $N_{cellules} = N_{produits}^2$ " dans le cadre d'une matrice sans factorisation. Ce qui engendre un besoin plus grand en termes de mémoire vive et de mémoire de stockage. Pour pallier à cette problématique, des algorithmes de systèmes de recommandation avec factorisation de matrices ont été développés. Ces méthodes de factorisation ont prouvé leurs hautes précisions et leurs scalabilités[177, 95].

SVD et NMF sont de bons modèles, mais sont gourmands en calculs et en temps lors de la phase d'entraînement. Dans certains cas où le modèle est régulièrement à mettre à jour, ils ne sont parfois pas appropriés de par cette contrainte[95]. [177] décrit les modèles basés sur la SVD comme "ayant un avantage de par leur efficacité en matière de stockage, ce qui est essentiel dans une application industrielle".

SVD[153], aussi appelé Funk MF (Funk Matrix Factorization), il a été popularisé par Simon Funk pendant le "Netflix Prize". Cet algorithme utilise les décompositions en valeurs singulières (SVD, Singular value decomposition)[147], permettant une factorisation de matrices, diminuant grandement l'espace nécessaire. Particulièrement utile dans le cas de systèmes de recommandation possédant généralement des matrices creuses.

$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i + q_i^T p_u$$

Où b_u et le facteur p_u sont égaux à 0 si u est inconnu.

Afin d'estimer les inconnues, l'erreur suivante est minimisée :

$$\sum_{r_{ui} \in R_{train}} (r_{ui} - \hat{r}_{ui})^2 + \lambda (b_i^2 + b_u^2 + \|q_i\|^2 + \|p_u\|^2)$$

Cette minimisation est effectuée via une descente de gradient stochastique.

$$\begin{aligned} b_u &\leftarrow b_u + \gamma(e_{ui} - \lambda b_u) \\ b_i &\leftarrow b_i + \gamma(e_{ui} - \lambda b_i) \\ p_u &\leftarrow p_u + \gamma(e_{ui} \cdot q_i - \lambda p_u) \\ q_i &\leftarrow q_i + \gamma(e_{ui} \cdot p_u - \lambda q_i) \end{aligned}$$

À noter que sans l'utilisation du biais, cet algorithme est équivalent à [239].

SVDpp[150] (SVD++) est une extension du SVD qui va prendre en compte les interactions implicites des utilisateurs, tel que :

$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i + q_i^T \left(p_u + |I_u|^{-\frac{1}{2}} \sum_{j \in I_u} y_j \right)$$

NMF (Non-negative Matrix Factorization)[161, 177] est un algorithme similaire au SVD, basé sur les factorisations par matrices non négatives. Les matrices non négatives peuvent apprendre une part de la représentation des données[161], cette phase assure donc une bonne représentation du modèle[177].

$$\hat{r}_{ui} = q_i^T p_u,$$

La procédure d'optimisation est une descente de gradient stochastique régularisée, avec un choix spécifique de taille de pas qui assure la non-négativité des facteurs et engendre le fait que leurs valeurs initiales soient aussi positives. La régularisation utilisée ici est la régularisation de Tikhonov, plus couramment appelée régression de Ridge. Ce type de régularisation est très efficace pour augmenter la précision des modèles utilisant des factorisations de matrice[177]. À chaque étape de la procédure du gradient, le facteur f ou l'utilisateur u et le produit i sont mis à jour, tels que :

$$\begin{aligned} p_{uf} &\leftarrow p_{uf} \cdot \frac{\sum_{i \in I_u} q_{if} \cdot r_{ui}}{\sum_{i \in I_u} q_{if} \cdot \hat{r}_{ui} + \lambda_u |I_u| p_{uf}} \\ q_{if} &\leftarrow q_{if} \cdot \frac{\sum_{u \in U_i} p_{uf} \cdot r_{ui}}{\sum_{u \in U_i} p_{uf} \cdot \hat{r}_{ui} + \lambda_i |U_i| q_{if}} \end{aligned}$$

Cet algorithme a également été testé avec le principe de biais présenté dans la partie "BaselineOnly".

$$\hat{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i + q_i^T p_u,$$

Faibles temps de calcul :

SlopeOne[163] est un algorithme simple à implémenter, précis, maintenable et rapide[163]. C'est un algorithme basé sur les produits, décrit par [163] comme "un principe intuitif fonctionnant sur les différences de popularité entre les produits". Le principe de base est de soustraire la moyenne de 2 produits, ainsi, si A a une moyenne de 2 et B de 2,5, si un nouvel utilisateur vote 3 à A, alors le modèle prédira pour B $3 + (2,5 - 2) = 3,5$. Le schéma utilisé est disponible dans la section 3.4 de [163].

$$\hat{r}_{ui} = \mu_u + \frac{1}{|R_i(u)|} \sum_{j \in R_i(u)} \text{dev}(i, j),$$
$$\text{dev}(i, j) = \frac{1}{|U_{ij}|} \sum_{u \in U_{ij}} r_{ui} - r_{uj}$$

Co-clustering[95] est un autre algorithme qui part du postulat que les algorithmes actuels sont trop gourmands en temps de calculs. Pour pallier cela, cet algorithme va partitionner les utilisateurs et les produits pour réduire la charge de calculs, ce qui peut s'avérer crucial dans le cadre d'un projet réel, d'autant plus s'il est nécessaire de souvent entraîner à nouveau le modèle[95].

Les utilisateurs et les produits sont assignés à des *clusters*, ce qui permet de prédire un vote tel que :

$$\hat{r}_{ui} = \overline{C_{ui}} + (\mu_u - \overline{C_u}) + (\mu_i - \overline{C_i}),$$

Où $\overline{C_{ui}}$ est la moyenne des votes du *co-cluster* C_{ui} . $\overline{C_u}$ est la moyenne des votes du *cluster* C_u . $\overline{C_i}$ est la moyenne des votes du *cluster* C_i .

5.2 Informations sur les données Neuro

La sparsité est un indicateur intéressant dans le cas des systèmes de recommandation. Cela peut indiquer la possibilité d'avoir un modèle viable avant même de commencer à travailler sur les données, car une sparsité trop grande va avoir une faible couverture, du fait qu'il manquera au modèle certaines relations possibles[51]. Dans notre cas, la sparsité est quasiment nulle (0,4%) avec seulement 5 réponses au total où 3 utilisateurs ont mis "je ne sais pas", ce qui est un très bon cas de figure, là où les jeux de données sont souvent très "sparses"[177]. Surtout que dans des cas réels de e-commerce, il est assez régulier de voir que les utilisateurs actifs ont acheté moins de 1% des produits[242].

Cependant, il est à noter que la base de données de Neuro contient 88 utilisateurs après nettoyage, soit un total de 1227 votes. Cette base est bien loin des millions de votes qu'à un jeu de données couramment utilisé par l'état de l'art dans un but comparatif, tel que MovieLens (25 millions pour la version de décembre 2019)[113]. Or, comme le souligne [51], la quantité de données est un facteur important dans la réalisation d'un bon filtre collaboratif.

Pour rappel, Neuro possède 14 domaines différents, avec des votes allant de 1 à 5 avec un pas de 1. Dans le cas des systèmes de recommandation, les "je ne sais pas" ont été remplacés par des valeurs nulles (non prises en compte par le système).

- La moyenne des votes est de : 2,47
- L'écart type des votes est de : 1,23
- La médiane des votes est de : 2,0

Dans cette section, les domaines seront parfois notés comme ceci : A="Agriculture et Pêche, Espaces naturels et Espaces verts, Soins aux animaux", B="Arts et Façonnage d'ouvrages d'art", C="Banque, Assurance, Immobilier", D="Commerce, Vente et Grande distribution", E="Communication, Média et Multimédia", F="Construction, Bâtiment et Travaux publics", G="Hôtellerie-Restauration, Tourisme, Loisirs et Animation", H="Industrie", I="Installation et Maintenance", J="Santé", K="Services à la personne et à la collectivité", L="Spectacle", M="Support à l'entreprise", N="Transport et Logistique".

Dom.	A	B	C	D	E	F	G
A	-	-	-	-	-	0,3**	-
B	-	-	-	-	-	-	-
C	-	-	-	0,49***	0,22*	-	0,23*
D	-	-	0,49***	-	0,26*	-	0,27*
E	-	-	0,22*	0,26*	-	-	-
F	0,3**	-	-	-	-	-	0,21*
G	-	-	0,23*	0,27*	-	0,21*	-
H	0,26*	-	0,31**	0,27*	-	0,47***	-
I	-	-	0,26*	0,27*	0,22*	0,56***	-
J	0,52***	-	-	-	-	-	-
K	0,42***	-	-	-	-	-	0,26*
L	-	0,38***	-	-	-	-	0,41***
M	-	-	0,46***	0,49***	0,24*	0,29**	-
N	0,29**	-	0,26*	0,3**	-	0,56***	0,23*
Dom.	H	I	J	K	L	M	N
A	0,26*	-	0,52***	0,42***	-	-	0,29**
B	-	-	-	-	0,38***	-	-
C	0,31**	0,26*	-	-	-	0,46***	0,26*
D	0,27*	0,27*	-	-	-	0,49***	0,3**
E	-	0,22*	-	-	-	0,24*	-
F	0,47***	0,56***	-	-	-	0,29**	0,56***
G	-	-	-	0,26*	0,41***	-	0,23*
H	-	0,61***	-	-	-	0,46***	0,49***
I	0,61***	-	-	-	-	0,42***	0,65***
J	-	-	-	0,51***	-	-	-
K	-	-	0,51***	-	0,23*	-	-
L	-	-	-	0,23*	-	-	-
M	0,46***	0,42***	-	-	-	-	0,44***
N	0,49***	0,65***	-	-	-	0,44***	-

Table 23 – Corrélation de Spearman sur les 14 domaines, pour tous les utilisateurs, en ne gardant que les p-values inférieures à 0,05.

Comme indiqué dans le tableau 23, certains domaines sont corrélés (négativement ou positivement) entre eux. Certaines corrélations semblent logiques de par l’image populaire que les domaines renvoient : ainsi, ”Installation et Maintenance”, ” est corrélée à ”Construction, Bâtiment et Travaux publics”, ”Industrie” et ”Transport et Logistique”.

Certains paramètres ont une forte influence sur les *a priori* et la perception envers les métiers, le genre en fait partie. Par exemple, les femmes sont sous représentées dans les métiers liés à l’informatique, notamment car les constructions sociales font que l’informatique est un domaine vu comme masculin. Ce type de stéréotype a une influence intrinsèque (les femmes) et extrinsèque (les ressources humaines)[267]. La construction des goûts est un processus lent, il est notamment lié à la présence de tiers et leur acceptation de nos goûts, ainsi que la disponibilité matérielle, et donc la possibilité de s’initier à une discipline en particulier[120]. Les *a priori* vont également influencer les individus en fonction de leurs milieux socio-professionnels d’origine (le milieu social est en réalité le principal facteur conditionnant les stéréotypes de genre).

Dans le cas de choix professionnel, les aptitudes et le potentiel ne sont pas les seuls facteurs d’importance. Il y a toujours aussi l’influence parentale, l’école fréquentée, le genre, les besoins de prestige et les passions[20]. On peut observer dans le tableau 24 des différences entre hommes et femmes entre les moyennes de votes des domaines. Parmi les domaines ayant la plus grande différence, on notera : ”Agriculture et Pêche, Espaces naturels et Espaces verts, Soins aux animaux”, ”Banque, Assurance, Immobilier”, ”Commerce, Vente et Grande distribution”, ”Hôtellerie-Restaurant, Tourisme, Loisirs et Animation”, ”Industrie”, ”Installation et Maintenance”, ”Spectacle” et ”Support à l’entreprise” (A, C, D, G, H, I, L et M).

Une ANOVA (ANalysis Of VAriance) permet de déterminer si la différence de votes entre les femmes et les hommes est significative ou non. Dans ce jeu de données, la normalité est respectée, mais pas l’homoscédasticité. Le test de Kruskal-Wallis, qui est non paramétrique, est donc utilisé. La p-value est de 0,018 et la taille de l’effet est de 0,004 (η^2). L’hypothèse de l’influence du genre semble donc concluante, mais l’effet est faible¹⁰⁹. La corrélation de Spearman entre l’âge en nombre de mois et les votes est de $\rho=0,142$ avec une p-value de 0.

Femme														
Dom.	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
Moy.	2,96	3,0	2,25	2,25	3,38	2,12	2,67	2,38	2,21	3,04	2,58	3,04	2,58	2,04
Eca.	1,46	1,32	1,39	1,19	1,01	1,15	1,17	1,17	1,1	1,3	1,25	1,08	1,18	0,81
Homme														
Dom.	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
Moy.	2,73	2,87	1,69	1,88	3,36	2,12	2,48	2,17	2,08	2,98	2,48	2,84	2,22	2,0
Eca.	1,31	1,17	0,87	0,97	1,24	1,12	1,14	1,06	1,1	1,24	1,31	1,32	1,02	1,05
Tous														
Dom.	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
Moy.	2,79	2,91	1,84	1,98	3,36	2,12	2,53	2,23	2,11	3,0	2,51	2,9	2,32	2,01
Eca.	1,35	1,21	1,06	1,04	1,18	1,12	1,14	1,09	1,1	1,25	1,28	1,26	1,07	0,98
Différences														
F-H	0,23	0,13	0,56	0,37	0,02	0,0	0,19	0,21	0,13	0,06	0,1	0,2	0,36	0,04
Dif.	0,08	0,04	0,25	0,16	0,01	0,0	0,07	0,09	0,06	0,02	0,04	0,07	0,14	0,02

Table 24 – Moyennes et écarts types des votes sur les différents domaines en fonction du genre.

Pour rappel, tous les utilisateurs gardés ont répondu à la quasi-totalité des domaines, soit près de 88 réponses par domaine (pour un total de 1227 votes), assurant une sparsité de 0,4%. Mais ce n’est pas le cas pour les sous-domaines et les métiers, qui ont respectivement une sparsité de 21,4% pour 49 utilisateurs et 92,7% pour 32 utilisateurs. De ce fait, les sections et résultats qui suivent seront basés sur les domaines (voir tableau 25).

Les données relatives aux domaines, sous-domaines et métiers (titre, description, RIASEC, ...), proviennent

¹⁰⁹. Il est à noter que dans la réalité, les écarts entre les domaines d’activité peuvent être plus grands, l’attrait pour un domaine ne prenant pas en compte les choix stratégiques de l’individu (exemple : une rémunération haute).

Données	Interactions	Produits	Utilisateurs	Sparsité
Domaines	1 227	14	88	0,4%
Sous-Domaines	4 238	110	49	21,4%
Métiers	1 233	529	32	92,7%

Table 25 – Informations sur les différents jeux de données de la base Neuro, après nettoyage.

de l’API de Pôle Emploi. Les domaines et les sous-domaines ne sont constitués que du titre, sans description. Les métiers, eux, possèdent une description complète et détaillée, ce qui aura son importance pour la section dont le sujet sera le traitement du langage naturel. Ces requêtes auprès de l’API Pôle Emploi avaient recensé 10 984 métiers, or, les métiers qui partagent le même code ROME ont exactement les mêmes descriptions/informations. Ces fiches métiers ont donc été fusionnées, donnant un total de 529 fiches.

Marge d’erreur

Dans le cas d’une étude, à moins de sonder 100% de la population ciblée, il existe toujours une marge d’erreur. Plus le nombre de candidats pour une étude est grand, plus la marge d’erreur sera basse et reflétera un résultat atteignable sur l’ensemble de la population. Attention, la marge d’erreur prend uniquement en compte l’erreur de l’échantillon et pas les autres sources potentielles d’erreurs (biais psychologiques, erreurs de saisis, ...). Cette marge d’erreur peut être calculée à l’aide de la formule suivante.

$$MOE = z_\gamma * \sqrt{\frac{\sigma^2}{(N - 1) * \frac{n}{(N-n)}}}$$

$$\sigma^2 = p(1 - p)$$

Dans le cadre d’une population considérée comme infinie, la formule devient :

$$MOE = z_\gamma * \sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

Avec : z_γ le z-score obtenu à partir du niveau de confiance α ; p la proportion de l’échantillon, quand elle est inconnue comme ici, elle vaut 0,5 ; n le nombre de sondés ; N la taille de la population totale.

Ce qui donne :

$$MOE_{(doms)} = 1,96 * \sqrt{\frac{0,5 * (1 - 0,5)}{(67000000 - 1) * \frac{88}{(67000000 - 88)}}} = 10,4\%$$

$z_\gamma = 1,96$ correspond à un indice de confiance de 0,95. Ce qui est le plus couramment utilisé. Notre marge d’erreur dans le cadre de cette étude est donc de 10,4%. Il est à noter que cette formule est utilisée dans le cas de questionnaires.

Du fait que nos utilisateurs ont répondu à la totalité des domaines, engendrant ainsi une matrice dense, il nous est possible d’atteindre de bons résultats dans le cadre de systèmes de recommandation. Là où la complexité et la multitude de données de jeux, couplés avec un faible nombre de candidats, ne permettront pas d’atteindre ce résultat. Pour rappel, le nombre de candidats ayant totalement fini l’application est de 15, voir section 4.

5.3 Résultats sur les domaines

Dans cette sous-section, tous les résultats ont été obtenus avec une validation croisée[254], avec un découpage (Kfold) de 10 ($K = 10$), et ce, toujours dans les mêmes conditions. De plus, lors de cette validation croisée, les données sont traitées (mais pas stratifiées) afin d’assurer une répartition homogène des domaines dans l’ensemble des jeux de test.

Dans le tableau 26 se trouvent les résultats obtenus via les différents algorithmes utilisés. L’optimisation

des paramètres peut être compliquée, mais cependant cruciale à l'élaboration d'un bon modèle[166]. Pour pallier cela, il fut utilisé une méthode classique d'optimisation des paramètres appelés recherche par grille (*grid search*), qui permet de sélectionner les meilleurs paramètres d'un modèle dans un espace donné, en essayant toutes les combinaisons possibles de cet espace. Cette méthode par force brute souffre cependant du nombre de paramètres employés, il faut donc faire attention à la grille utilisée pour ne pas faire exploser les coûts de calculs. Les meilleures combinaisons de paramètres ont été sélectionnées en fonction de leurs scores moyens de RMSE sur les 10 découpages de la validation croisée. La recherche par grille consiste donc à chercher le meilleur score dans un ensemble de combinaisons de paramètres[166].

La recherche par grilles est l'un des outils qui permet l'ajustement des paramètres afin d'optimiser la précision du modèle ("réglage fin" ou "*fine-tuning*"). Dans le cas de la recherche par grille, on va par exemple essayer d'optimiser deux paramètres A et B, en prenant comme valeurs possibles de A 1, 5 et 10 et comme valeurs possibles de B "sin" et "cos". Nous aurons alors comme possibilités que nous allons tester $[(cos, 1), (cos, 5), (cos, 10), (sin, 1), (sin, 5), (sin, 10)]$. Il suffit ensuite de garder la combinaison ayant le meilleur résultat.

Il existe d'autres méthodes de recherche dans le cadre de l'optimisation d'hyperparamètres. Parmi les plus connues et utilisées, on trouve : le *random search*[166], qui génère des ensembles de paramètres aléatoires dans un espace donné, le temps ne devient plus une contrainte initiée par la grille principale qu'il faudrait traiter entièrement, mais plutôt une contrainte quant à la probabilité de converger vers un paramétrage optimal ; la catégorie des algorithmes génétiques[98], qui, elle, à l'image de la sélection naturelle, va générer des candidats avec des paramètres aléatoires, garder les meilleurs d'entre eux et les faire se combiner avec les autres, ainsi qu'un ensemble de nouveaux candidats générés aléatoirement ; ou encore les *halving grid search*[133] et les *random halving grid search*[165].

Cette recherche par grille couplée avec la validation croisée va permettre de sélectionner les paramètres et l'algorithme qui répondront au mieux à la problématique de régression induite par la prédiction des votes pour les domaines d'activités. Pour des raisons vues en section 5.1.3, le RMSE sera utilisé pour déterminer le meilleur algorithme avec la meilleure combinaison de paramètres.

Dans le cadre de la validation d'un modèle, il est nécessaire de découper le dit modèle en au moins 2 parties, la partie d'entraînement (train) et la partie de validation (test). La stratégie de base est un simple découpage en 2 groupes (*bootstrap*), mais ce dernier présente des soucis de généralisation du problème. En effet, il se peut que la partie test soit en réalité peu représentative, et que le modèle sélectionné via ce découpage soit en réalité mauvais. Pour pallier à cela, il existe la validation croisée, consistant à découper en K parties (K-Fold) un jeu de données, puis de prédire chaque partie (test), via les K-1 autres parties. Petite particularité, il est possible de stratifier les données, c'est-à-dire de s'assurer que chaque segment découpé possède un nombre de classes proches. Une dernière technique s'appelle le *Leave One Out* (LOO), cela consiste en une validation croisée où K égale au nombre de d'éléments du jeu de données, mais cette méthode pose des soucis de temps de calcul.

Une amélioration de cette recherche par grille est réalisée en relançant plusieurs recherches par grille, en recherchant successivement dans l'hypercube défini par les paramètres à la jonction des sous espaces les plus optimaux. Cet algorithme permet de converger vers de meilleurs résultats, en ayant un coût de calcul non rédhibitoire. Si cette nouvelle grille atteint les mêmes résultats que la grille précédente, l'opération s'arrête. Sinon, elle continue jusqu'à un maximum de 10 itérations.

Les méthodes basées sur les utilisateurs obtiennent de meilleurs résultats sur nos données, 3 fois sur 4. Le fait que le meilleur algorithme soit basé sur les utilisateurs peut s'expliquer par le fait d'avoir pour Neuro une sparsité quasi-nulle, et, par conséquence, il est possible d'établir de nombreux rapprochements complexes entre les différents utilisateurs. D'après [163], les modèles basés sur la mémoire sont amenés à calculer des mesures de similarité, ce qui demande souvent au moins 100 utilisateurs ayant répondu à au moins 20 produits pour être viable. Ceci a pu avoir un impact dans notre cas, bien que le nombre de produits soit sûrement bien moins grand que dans les cas évoqués dans [163].

À ce stade, notre meilleur algorithme, en se basant sur la RMSE, est le NMF avec 1,004. Les résultats en termes de MAE étant de 0,813, cela veut dire que l'erreur absolue est en moyenne de 0,813 pour des réponses allant de 1 à 5, voir figure 42.

Algorithme	MAE	RMSE
Basé sur les produits		
KNNBaseline	0,812	1,019
KNNWithMeans	0,814	1,019
KNNWithZScore	0,816	1,025
KNNBasic	0,821	1,072
Basé sur les utilisateurs		
KNNBaseline	0,824	1,012
KNNWithMeans	0,83	1,022
KNNWithZScore	0,825	1,023
KNNBasic	0,849	1,038
Hybride		
NMF	0,813	1,004
SVD	0,823	1,005
SVDpp	0,824	1,007
BaselineOnly	0,888	1,081
SlopeOne	0,872	1,091
CoClustering	0,888	1,113
Simple comparaison		
SimpleEquation	1,084	1,52
NormalPredictor	1,331	1,628

Table 26 – Meilleurs résultats sur un 10-fold après une recherche par grille répété.

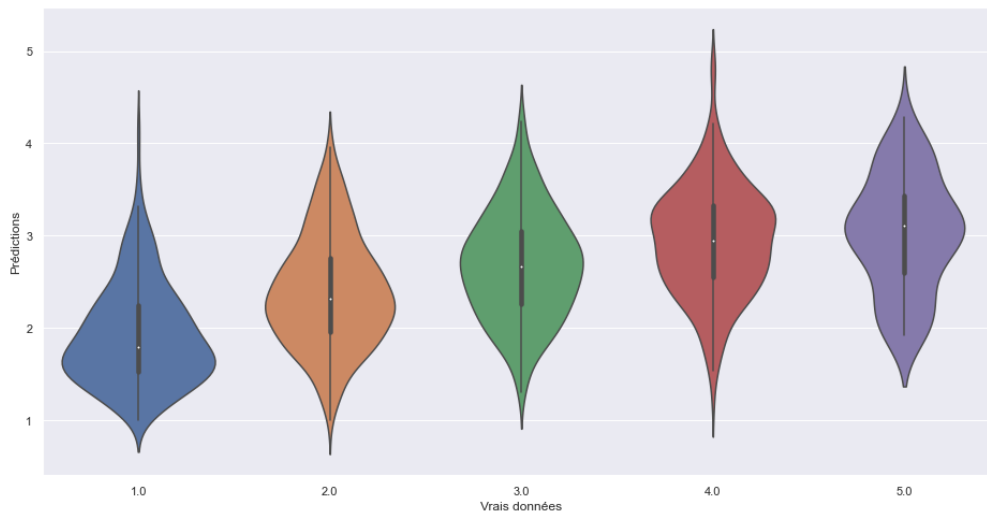


Figure 42 – Graphique en violons de la répartition des prédictions en fonction des valeurs réelles pour NMF suite à un LOO.

5.3.1 Interprétation

Dans cette sous-section, les paramétrages optimaux découverts via la recherche par grilles seront utilisés et appliqués via un *Leave One Out* (LOO) cette fois-ci. Les résultats seront ensuite analysés et interprétés.

Le LOO consiste en une validation croisée où K équivaut à la taille du jeu de données. Elle a l'avantage de limiter le biais d'estimation de la précision (du fait de la maximisation du nombre de candidats pour la phase d'apprentissage du modèle), mais la variabilité peut être forte[149]. Cette méthode est souvent utilisée quand le jeu de données est petit[286], et l'est que rarement pour des grands jeux de données, notamment à cause de grands coûts de calculs. Qui plus est, ce dernier présente l'avantage de ne pas laisser de place à l'aléatoire lors d'un découpage, car toutes les données du jeu de test sont employées.

Suite au *benchmark* précédent, l'algorithme retenu est le NMF avec son RMSE de 1,004 et son MAE de 0,813.

Les algorithmes ayant pour but une simple comparaison "SimpleEquation" et "NormalPredictor" sont tous 2 dépassés par les autres algorithmes, notamment par le NMF. Cependant, il semble compliqué pour le modèle de prédire les valeurs extrêmes positives (voir figures 42 et 43), ce qui peut s'expliquer par le fait que ce sont les valeurs les moins présentes (surtout la valeur 5), comme on peut le voir dans le graphique 44 de la section 5.3.1.

On remarque cependant que le modèle semble très bon pour déterminer les notes en dessous de la moyenne, comme on peut le voir dans la figure 43. Le modèle est plutôt bon pour déterminer si un vote donné sera en dessous de 3, ce qui présente certains intérêts.

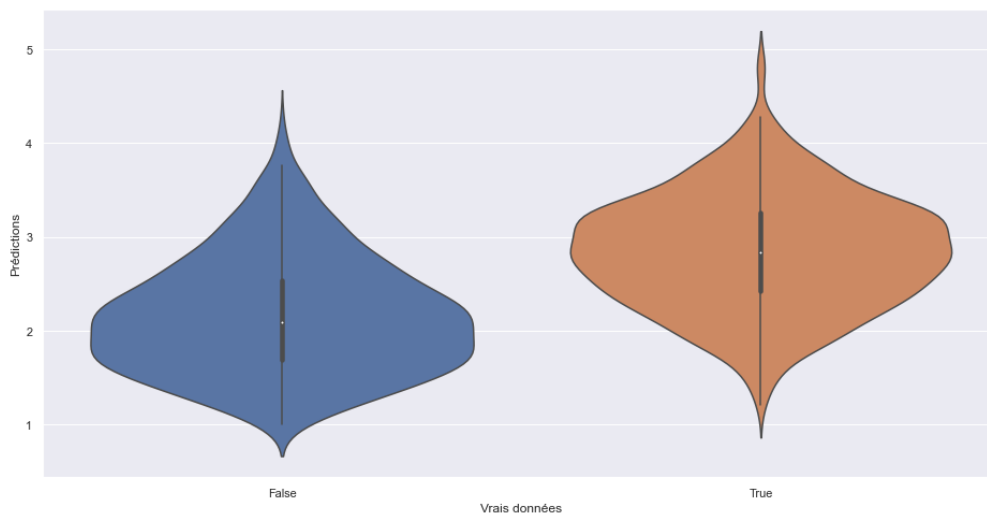


Figure 43 – Graphique en violons de la répartition des prédictions en fonction des valeurs réelles pour NMF suite à un LOO. Coupé en 2 classes : ≤ 2 et ≥ 3 .

5.3.2 Réinterprétation du problème

Dans notre cas de figure, à savoir l'orientation professionnelle, l'objectif n'est pas tant de savoir précisément la note que l'utilisateur donnerait à un domaine, un sous-domaine ou un métier, mais plutôt de savoir si ces derniers peuvent l'intéresser. Pour ce faire, le problème a été modifié : les notes en dessous de 3 seront ici considérées comme un désintérêt, et celles supérieures ou égales à 3 comme un intérêt. Cette étape a été réalisée comme dans l'étape précédente, en utilisant un LOO.

En prenant le problème de cette manière, la tâche de régression devient alors une tâche de classification. En reprenant le meilleur algorithme précédent (NMF) il résulte alors en une exactitude de 68% et un F1 score de 0,529. Plus intéressant encore, la précision ($precision = \frac{VraisPositifs}{VraisPositifs + FauxPositifs}$) est de 0,749 : le modèle proposerait dans ce cas une fois sur cinq des domaines n'intéressant pas l'utilisateur,

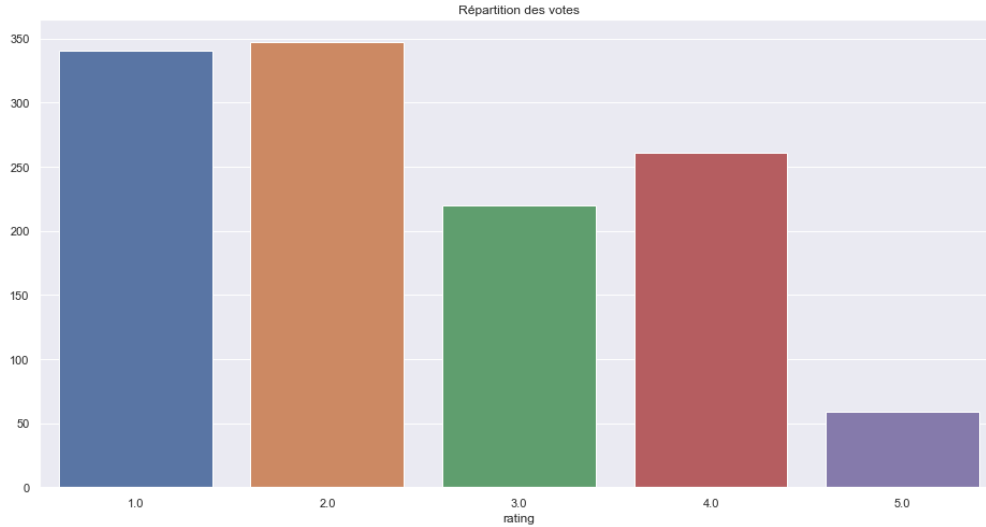


Figure 44 – Répartitions du nombre de votes par valeur.

Algorithme	MAE	RMSE	Exact.	Rappel	Précision	F1	AUC	MCC
KNNWithMeans - Items	0,816	1,048	0,699	0,457	0,765	0,572	0,673	0,391
KNNBaseline - Items	0,816	1,049	0,698	0,454	0,763	0,569	0,672	0,387
KNNWithZScore - Items	0,819	1,061	0,694	0,448	0,756	0,563	0,667	0,378
KNNWithMeans - Users	0,829	1,043	0,687	0,417	0,765	0,540	0,658	0,368
SVD	0,82	1,016	0,685	0,407	0,767	0,532	0,655	0,363
KNNBasic - Users	0,862	1,097	0,686	0,430	0,751	0,547	0,659	0,363
KNNBaseline - Users	0,828	1,048	0,685	0,415	0,759	0,537	0,656	0,362
SVDpp	0,826	1,037	0,683	0,411	0,758	0,533	0,654	0,358
KNNWithZScore - Users	0,828	1,056	0,681	0,411	0,753	0,532	0,652	0,354
NMF	0,835	1,063	0,680	0,409	0,749	0,529	0,651	0,350
CoClustering	0,867	1,193	0,676	0,428	0,722	0,537	0,649	0,337
KNNBasic - Items	0,824	1,162	0,668	0,409	0,715	0,521	0,641	0,322
SlopeOne	0,874	1,195	0,654	0,383	0,695	0,494	0,625	0,290
BaselineOnly	0,888	1,173	0,651	0,341	0,719	0,462	0,618	0,288
NormalPredictor	1,325	2,687	0,522	0,343	0,445	0,387	0,503	0,007
SimpleEquation	1,083	1,520	0,560	0,000	-	-	0,500	0,000

Table 27 – Résultats après LOO en utilisant les meilleurs paramètres de la section précédente. SimpleEquation n’a pas de score en précision et F1, car il classe tout en négatif.

mais en ayant une quantité de domaines acceptables à proposer, car ayant un nombre de vrais positifs de 221 comme on peut le voir dans le tableau 28, soit près de quatre domaines par utilisateurs. Or, pour notre tâche, il est important de maximiser la précision, car cette métrique est l’une des clés stratégiques de ce projet en permettant la rétention. Pour ce faire, il faut être rapidement pertinent pour l’utilisateur, en minimisant les erreurs de propositions. Le rappel n’est pas non plus à négliger car, de par ses caractéristiques, il va représenter la quantité potentielle de produits disponibles et pertinents à proposer qui seront favorablement perçus.

L’exactitude semble plutôt bonne, cependant, si le modèle n’avait fait que répondre ”vrai”, l’exactitude et la précision seraient de 0,44, le rappel de 1 et le F1 de 0,61. Ce F1 est ici bien au-dessus de nos autres modèles, ce qui souligne le souci de cette métrique très utilisée. Dans ce même exemple, le MCC serait de 0 et le AUC de 0,5, rendant impossible la moindre ambiguïté. Le modèle semble bien avoir compris une partie des liens entre les produits, et a une réelle logique dans ses réponses, ce qui est notamment montré par le MCC de 0,35 et le AUC de 0,651 qui assure que le modèle ne répond pas au hasard. Il est à noter que le NMF n’est en réalité pas le meilleur algorithme selon les critères du MCC. Il s’agit en réalité du KNNWithMeans basé sur les produits, avec un MCC de 0,391, une exactitude de 69,9% et un AUC de 0,673.

		Vrais		
		Positive	Négative	Total
Prédites	Positive	221	74	295
	Négative	319	613	935
	Total	541	687	1227

Table 28 – Matrice de confusion des résultats sur NMF

5.3.3 Precision@k

Pour une modélisation encore plus fidèle des attentes d’un outil d’aide à l’orientation et/ou de n’importe quel autre projet industriel, il serait plus approprié d’utiliser la *precision@k*. Cette méthode consiste à prédire les scores de tous les produits pour chaque utilisateur, afin de réaliser un *ranking*. Lors de cette étape, on ne calcule plus la justesse du modèle sur l’ensemble, mais sur une sélection de K éléments par rapport aux scores obtenus. L’intérêt ici est que dans un cadre normal d’utilisation, l’utilisateur sera rarement amené à interagir avec la totalité des produits qu’il pourrait aimer, mais n’en verra qu’une petite partie (par exemple : regarder 3 000 films sur Netflix semble improbable, tout comme acheter 10 000 articles sur Amazon, voir [105] section 3.1.1).

Dans notre cas de figure d’aide à l’orientation, le but est de proposer rapidement des métiers pouvant intéresser l’individu. Cette rapidité est importante pour assurer une certaine rétention. Chez ORIENTOI (l’application commerciale, pas l’application de thèse qu’est Neuro), chaque cycle de visualisation métiers prend environ 10 minutes (jeux + pagination). Avec une moyenne de 7,6 (+/- 12,8) métiers visualisés et plus de 11 250 métiers disponibles, il est fortement improbable qu’un utilisateur se positionne sur tous les métiers.

Il est donc important de proposer le plus rapidement possible des métiers intéressants pour l’utilisateur, voilà pourquoi la *precision@k* est intéressante. Cette métrique va dépendre du taux de vote positif déjà donnés par les utilisateurs. Elle est donc à contextualiser plutôt qu’à considérer en tant que telle. Il est également à noter que la précision décroît en fonction du nombre K , car, sur le même principe, plus K croît, plus la probabilité de proposer des produits non attrayants pour l’utilisateur augmente (dans l’optique d’un modèle fonctionnel, voir figure 45).

Pour ce faire, un LOO est utilisé, et le score de chaque produit de chaque utilisateur est prédit à partir de leurs N autres produits¹¹⁰, même pour $k > 1$ tous les autres produits répondus par l’utilisateur pour prédire un score sont utilisés.

Le résultat obtenu à chaque étape K ne correspond pas vraiment ici à la précision comme définie précédemment. Ici, chaque produit proposé est considéré comme étant classé dans la classe "positive" par le modèle, le but est de simuler un cadre où l’on propose systématiquement au moins un produit. Le score obtenu en K correspond au cumul de la précision des K itérations précédentes avec l’itération actuelle.

Algorithme / K	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	aire
NMF	.67	.65	.67	.62	.6	.58	.56	.54	.51	.49	.48	.47	.45	.44	7,170
KNNWithMeans - Items	.78	.66	.63	.62	.61	.59	.58	.54	.52	.49	.47	.46	.45	.44	7,343
SVD	.75	.72	.67	.64	.62	.59	.58	.55	.52	.5	.48	.47	.45	.44	7,364
NormalPredictor	.4	.46	.42	.43	.43	.45	.43	.44	.44	.44	.44	.44	.44	.44	5,697
SimpleEquation	.0	.0	.01	.03	.05	.09	.14	.18	.22	.26	.31	.35	.4	.44	2,259

Table 29 – Résultats de K pour le *precision@K* d’algorithmes notables. Aire = aire sous la courbe en suivant la règle de Simpson.

Les résultats présentés dans le tableau 29 montrent les résultats via un NMF, avec une précision à $K=1$ de 67%, à $K=2$ de 65% et à $K=3$ de 67%. Attention, dans ce contexte, la précision désigne le fait de correctement prédire un domaine qui pourrait intéresser un individu par rapport à sa position K dans le *ranking*. Il est intéressant de voir que des précisions très hautes sont obtenues dans nos produits en haut de classement

110. Ce nombre étant majoritairement 13.

($K \leq 3$). Cela implique que la probabilité cumulée d'avoir au moins un produit satisfaisant pour $K=2$ est de $1 - ((1 - K_1) * (1 - K_2))$, soit une précision de 88% et pour $K=3$ de $1 - ((1 - K_1) * (1 - K_2) * (1 - K_3))$ soit une précision de 96%. Ce sont des chiffres encourageants, mais nous sommes dans un cas de figure extrêmement favorable.

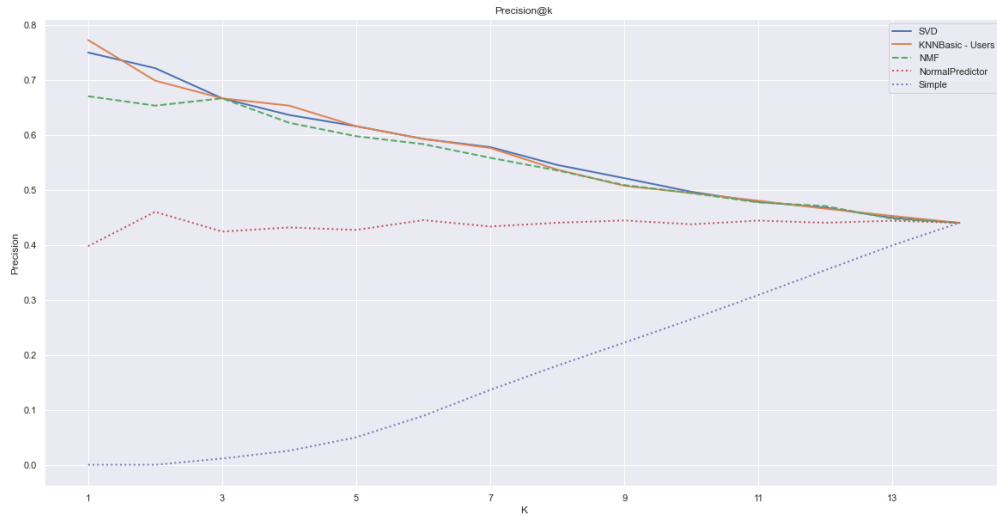


Figure 45 – Precision@K en fonction des algorithmes du tableau 29.

À noter que dans ce cas d'usage, SVD semble en réalité l'algorithme ayant les meilleures performances. C'est notamment visible par le fait que son aire sous la courbe est la plus grande (voir tableau 29). Dans des cas réels d'utilisation, l'algorithme optimal sera celui qui aura la meilleure performance en adéquation avec les objectifs stratégiques et de rétention de l'application. Ainsi, si les utilisateurs ont tendance à quitter le système après seulement 3 propositions, il vaudra mieux optimiser la courbe de precision@3¹¹¹.

5.3.4 Avec N éléments

Dans les résultats précédents, les conditions sont tout de même avantageuses, ce qui n'est presque jamais le cas. Le fait de prédire N produits à l'aide de près de 13 autres produits pour chaque phase, donne beaucoup d'informations sur les utilisateurs. Or, dans un cadre normal, il arrive que l'utilisateur ne se soit positionné que sur une poignée de produits. Ces résultats sont abordés dans cette section.

Le nombre de combinaisons possibles avec 14 domaines, en fonction du nombre de domaines sur lequel un utilisateur s'est positionné ($X \subset [1, 2, 3, \dots]$) et de [14, 91, 364, 1001, 2002, 3003, 3432, 3003, 2002, 1001, 364, 91, 14]. Dans cette partie, l'ensemble des utilisateurs sera utilisé pour répondre aux N_{test} métiers sur lesquels le classifieur doit statuer ($N_{test} = 14 - N$). N correspondant ici au nombre de données disponibles par le modèle pendant la phase d'entraînement. À chaque fois, en phase d'entraînement, pour tous les utilisateurs les éléments d'une combinaison seront utilisés pour en prédire un autre. Par exemple, en ayant que 4 produits : A, B, C et X. Pour $N = 1$ nous aurons [A] ou [B] ou [C] pour prédire X. Pour $N = 2$ [A, B] ou [A, C] ou [B, C] pour prédire X ...

Dans cette partie, le NMF est gardé car il a obtenu les meilleurs résultats dans la section 5.3.1¹¹², bien qu'il ne s'avère pas le plus optimal aux vu des résultats précédents. Un LOO sera utilisé pour tester toutes les combinaisons possibles. Les métriques sont alors calculées sur l'ensemble des groupes de combinaisons possibles.

Comme visible dans le tableau 30, il y a une évolution croissante des différentes métriques en fonction de N. Sans surprise, toutes les métriques évoluent positivement avec le N. Le seuil de $N = 5$ semble intéressant, car les croissances des métriques MCC et RMSE commencent à décroître en terme d'évolution à ce point,

111. Ce qui dans ce cas serait le SVD ou NMF.

112. Mais n'est, encore une fois, peut-être pas le meilleur algorithme.

tout en ayant déjà de bons résultats. Ce qui est encore plus visible pour $N_{test} \geq 12$ où la stagnation devient forte.

Cette partie utilisant toutes les combinaisons possibles, donne donc un indicateur utile sur l'évolution théorique que pourrait suivre le modèle. Cependant, il existe sûrement des combinaisons globalement moins informationnelles que les autres¹¹³. Or, ces combinaisons moins informationnelles sont possibles dans des cas réels. Mais il est probable qu'en omettant la partie rétention de l'utilisateur, il vaut mieux pour $N = 0$ proposer certaines fiches qui ne seront pas nécessairement pertinentes, pour assurer un bon $N \geq 1$ par la suite.

Variable / N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
MAE	0,99	0,94	0,91	0,89	0,88	0,86	0,85	0,85	0,84	0,83	0,83	0,83	0,82
RMSE	1,63	1,47	1,36	1,28	1,23	1,19	1,15	1,13	1,1	1,09	1,07	1,07	1,04
Exactitude	0,6	0,62	0,63	0,64	0,65	0,66	0,66	0,67	0,67	0,68	0,68	0,68	0,69
Rappel	0,23	0,25	0,28	0,3	0,33	0,35	0,36	0,38	0,39	0,4	0,4	0,41	0,41
Précision	0,64	0,67	0,69	0,71	0,72	0,73	0,73	0,74	0,75	0,75	0,75	0,75	0,76
F1	0,34	0,37	0,4	0,43	0,45	0,47	0,49	0,5	0,51	0,52	0,53	0,53	0,54
AUC	0,56	0,58	0,59	0,6	0,61	0,62	0,63	0,64	0,64	0,65	0,65	0,65	0,66
MCC	0,17	0,21	0,24	0,26	0,28	0,3	0,31	0,32	0,33	0,34	0,35	0,35	0,37
N_{test}	13	12	11	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1
$N_{comb.}$	14	91	364	1k	2k	3k	3,4k	3k	2k	1k	364	91	14
$RMSE_{crois.}$	-	9,79	7,56	5,68	4,27	3,46	2,76	2,37	1,92	1,7	1,26	0,58	2,82
$MCC_{crois.}$	-	16,7	12,74	9,17	7,1	5,59	4,4	3,74	3,08	2,84	1,64	0,78	3,54

Table 30 – Résultats avec N éléments, en utilisant les différentes métriques. $RMSE_{crois.}$ et $MCC_{crois.}$ correspondent à l'évolution en pourcentage du score de la métrique à un instant N comparativement à son N-1.

5.3.5 Cas réel d'utilisation

Les sections 5.3.3 et 5.3.4 sont maintenant combinées, afin d'être dans des conditions réelles d'utilisation, à la fois dans les besoins et dans les conditions où les modèles seront sollicités. La différence est la prise en compte des réponses précédentes proposées par le modèle, et donc l'évaluation du modèle dans son cycle complet. Ce qui veut dire que pour $K=1$, si le modèle a proposé à son utilisateur U_1 le produit E , alors pour la prédiction de $K=2$, le modèle ne prendra en compte que la réponse E , comme dans un cas réel.

Ici, les différentes métriques seront calculées en prédisant plus strictement tous les votes via tous les autres domaines possibles sur lequel un utilisateur s'est réellement positionné. Cependant, cette prédiction de tous les votes qui n'ont pas encore été proposés, via uniquement des domaines déjà proposés à l'utilisateur dans le cadre des itérations du modèle, permet finalement de proposer celui qui a obtenu le plus grand score par le modèle. Petite particularité, pour $K = 0$, un système basé sur la popularité (moyenne) est utilisé, comme détaillé dans la section 5.4.1, ces derniers se révèlent étonnamment efficaces pour $K = 0$. L'utilisation simultanée de plusieurs algorithmes sera traitée et développée dans la section 5.5.

Lors de la phase d'entraînement, pour chaque utilisateur où il faut proposer un produit, un jeu d'entraînement constitué de ces réponses passées dans le cadre de ce modèle et de toutes les réponses possibles des autres utilisateurs, sera utilisé.

Les résultats des différentes métriques du tableau 31 baissent considérablement en comparaison du tableau 30¹¹⁴. La raison qui peut expliquer cela est que : notre $K = 1$ qui correspondrait à un $N = 0$ proposait systématiquement le même produit¹¹⁵, ce produit proposé est E , or, il se trouve qu'il s'agit du seul produit avec uniquement des p-values une étoile et le seul n'ayant pas de $\rho \geq 0,3$ (voir tableau 23), il n'est donc pas des plus informationnels pour la suite. La section précédente testant toutes les possibilités, ce souci était lissé.

113. Par exemple, avec uniquement des produits basés sur l'art dans l'ensemble d'une base et qu'il fut proposé les 2 seuls produits relatifs au sport, il est peu probable que ces 2 produits aient l'information la plus pertinente pour répondre à la suite.

114. Sauf pour $K = 1$.

115. La raison en section 5.4.1.

Cette méthode est celle se rapprochant le plus d'un cas réel et est donc à prendre en compte avec beaucoup d'attention. Il sera confronté et amélioré dans la section 5.5.

Variable / K	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
MAE	0,97	1,07	1,08	1,08	1,09	1,08	1,06	1,03	1,01	0,98	0,96	0,94	0,92	0,9
RMSE	1,4	1,72	1,7	1,69	1,7	1,66	1,62	1,54	1,48	1,41	1,37	1,32	1,28	1,23
Exactitude	0,81	0,66	0,64	0,63	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63	0,64	0,64	0,65	0,67
Rappel	1,0	0,8	0,71	0,67	0,64	0,61	0,58	0,54	0,5	0,48	0,46	0,44	0,43	0,42
Précision	0,81	0,73	0,72	0,71	0,71	0,71	0,7	0,7	0,7	0,71	0,71	0,7	0,7	0,7
F1	0,89	0,76	0,71	0,69	0,67	0,65	0,64	0,61	0,59	0,57	0,56	0,54	0,53	0,52
AUC	0,5	0,57	0,61	0,61	0,62	0,62	0,63	0,63	0,63	0,63	0,64	0,64	0,64	0,64
MCC	0,0	0,16	0,21	0,22	0,23	0,24	0,25	0,26	0,26	0,28	0,29	0,3	0,3	0,31
N_{train}	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
N_{test}	14	13	12	11	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1

Table 31 – Résultat de NMF (sauf pour K = 1) dans des conditions se rapprochant du réel.

5.4 Résolution du démarrage à froid

Le démarrage à froid chez l'utilisateur consiste à n'avoir aucun produit pour un utilisateur, pour lequel ce dernier aurait montré son intérêt (ou des produits sur lesquels aucun utilisateur ne s'est positionné)[49, 156]. Dans ce type de situations, il paraît inconcevable pour une application commerciale de ne proposer aucun produit. Il paraît impensable dans les exemples précédemment cités, d'arriver sur une page vide lors d'une première interaction, et il en va de même pour notre problématique de proposition de métiers.

5.4.1 Algorithmes basés sur la popularité

Dans cette sous-section, des méthodes de résolution simple seront abordées, elles étaient présentes aux prémices d'internet et permettront de régler le souci du démarrage à froid coté utilisateur. Ces méthodes simples de propositions de produits sont les *tops* (modèles basés sur la popularité, souvent, les meilleurs produits par ordre de moyennes de notation). Un *top* permet une proposition simple basée sur les attraits ressentis par la masse envers un produit, mais n'ont cependant pas ce potentiel de personnalisation qu'ont les filtrages collaboratifs.

Une multitude de sociétés ont encore des intérêts de l'utilisation de *tops* communs à tous. On pourra citer Netflix qui allie *tops* et filtrages collaboratifs pour améliorer sa solution, mais qui montre aussi les faiblesses des *tops* par rapport aux filtrages collaboratifs dans [100]. On peut également citer IMDb (Internet Movie Database) qui utilise pour son "IMDb Charts" un système de *top*, qui pondère le résultat tel que :

$$IMDb_{weightedRating} = \left(\frac{v}{v+m} * R\right) + \left(\frac{m}{v+m} * C\right)$$

Avec v le nombre de votes, m le nombre minimum de votes requis pour être dans le *top*, R la moyenne pour le film courant et C la moyenne de tous les votes. L'intérêt de ce type de pondération est de prendre en compte le nombre de votes afin de ne pas mettre en première position un film qui n'aurait par exemple que 3 votes à 10/10.

Pour cela, un intérêt particulier sera porté aux différents indicateurs d'intérêt que nos domaines peuvent fournir. Les votes et le temps passé sur une fiche sont donc disponibles. Cependant, les méthodes par popularité, bien qu'elles fonctionnent, vont poser un souci dans un cadre normal d'utilisation (à but professionnel pour ORIENTOI). Lors d'une séance d'orientation professionnelle, les élèves sont généralement ensemble dans la même salle et communiquent. Il paraît impensable, de par la stratégie choisie par ORIENTOI, de donner aux élèves les N mêmes métiers sans provoquer un questionnement sur la fiabilité de l'application. Ces résultats sont donc à but comparatif, et semblent en l'état peu utiles dans ce contexte précis d'un point de vue stratégique, mais peuvent et sont utilisés dans d'autres cadres.

Les modèles basés sur la popularité sont donc d'excellents moyens de régler le problème de démarrage à froid chez l'utilisateur, lorsqu'il n'y a pas encore d'informations sur ce dernier. Cependant, ils ne permettent pas de personnaliser le contenu. C'est pour cela que des sociétés comme Netflix propose, à la création de compte, de se positionner sur plusieurs genres et films, afin d'alimenter pour les nouveaux arrivants leurs systèmes.

Les votes

Dans cette partie, seuls les votes des utilisateurs seront utilisés, pour créer un modèle basé sur la popularité, afin de déterminer si des domaines doivent être proposés ou non. Cette méthode, bien que simple, donne de relativement bons résultats. Cela s'explique par le fait que plus un produit est aimé par un ensemble d'utilisateurs appartenant à un groupe, plus la probabilité qu'un nouvel individu appartenant à ce groupe aime le même produit augmente. Cette loi triviale permet donc de proposer des domaines d'activité à des nouveaux entrants, et ce, avant même de collecter des informations sur ces derniers. Réglant ainsi en partie la problématique de démarrage à froid (coté utilisateurs).

Dans cette partie, le LOO est employé. Si les prédictions renvoyées par le modèle sont systématiquement la moyenne des votes donnés pour chaque domaine, les résultats sont les suivants : une MAE de 0,971, une RSME de 1,352, une exactitude de 0,591, une précision de 0,640, un rappel de 0,164, un F1-score de 0,262, un AUC de 0,642 et un MCC de 0,144.

Ce premier modèle consiste à créer un vecteur de moyennes (ou autre) des réponses sur les différents domaines. Tel que, dans le cas où nous utilisons la moyenne :

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{j=0}^n r_{vi}}{n}$$

Avec : n le nombre d'utilisateurs dans la base d'apprentissage ; v un utilisateur de la base d'apprentissage.

En utilisant IMBb, les résultats augmentent avec notamment une RMSE de 1,351, un AUC de 0,643 et un MCC de 0,205. Mais les meilleurs scores en termes de MCC sont obtenus avec la médiane, mais au détriment des autres métriques avec une RMSE de 1,493, un AUC de 0,638 et un MCC de 0,276. Ainsi, un choix devait être fait dans le cadre d'un système réel : utiliser IMDb qui va avoir une précision nettement plus grande que les autres (0,80 contre 0,64 et 0,62), assurant ainsi moins de mauvaises propositions chez les utilisateurs, ou la médiane qui a un rappel nettement plus grand que les autres (0,50 contre 0,16 et 0,13), assurant ainsi une quantité conséquente de produits pertinents à proposer.

		Vrais		Total
		Positive	Négative	
Prédites	Positive	229	167	396
	Négative	312	524	836
Total		541	691	1227

Table 32 – Matrice de confusion des résultats via les *tops*, via la médiane.

		Vrais		Total
		Positive	Négative	
Prédites	Positive	71	17	88
	Négative	470	674	1144
Total		541	691	1227

Table 33 – Matrice de confusion des résultats via les *tops*, via IMDb.

Les matrices de confusions des modèles par popularité de IMDb et médiane sont visibles dans les tableaux 32 et 33. On y observe l'avantage net de IMDb par rapport à la médiane en matière de propositions pertinentes.

En observant les totaux, on voit que IMDb agit comme un ajustement du seuil de proposition.

Le temps passé sur les fiches

Le temps passé sur les fiches ne semble pas un indicateur pertinent dans notre cas. Pour rappel, il ne s'agit que du titre dans le cas des domaines, impliquant des *a priori* forts, qui vont influencer les temps de réponse. Dans ce cas de figure, il y a juste une décroissance du temps passé à répondre en fonction de la fiche vue (les fiches sont toujours vues dans le même ordre pour tous les utilisateurs), ce qui n'est en aucun cas un indicateur d'intérêt.

En utilisant une corrélation de Spearman entre le temps de réponse et le vote sur les différents domaines, il en résulte que seuls 2 des 14 domaines ont une p-value en dessous de 0,05. Le temps passé à voter n'est donc pas un indicateur explicatif du vote.

Mais cet écueil soulève un point intéressant. L'utilisateur va, inévitablement, traiter de plus en plus rapidement l'information que l'on va lui soumettre à de multiples reprises. Cela signifie que même dans un cas de figure où le temps passé sur une fiche pourrait avoir de l'importance (comme potentiellement les fiches métiers, de par leurs longs textes descriptifs), il faudra prendre en compte le fait que les premières fiches ont, à niveau d'intérêt égal, un temps de lecture plus grand que les dernières. Ce phénomène ne vient peut-être pas uniquement d'un traitement plus rapide de l'information, mais aussi d'un début de lassitude.

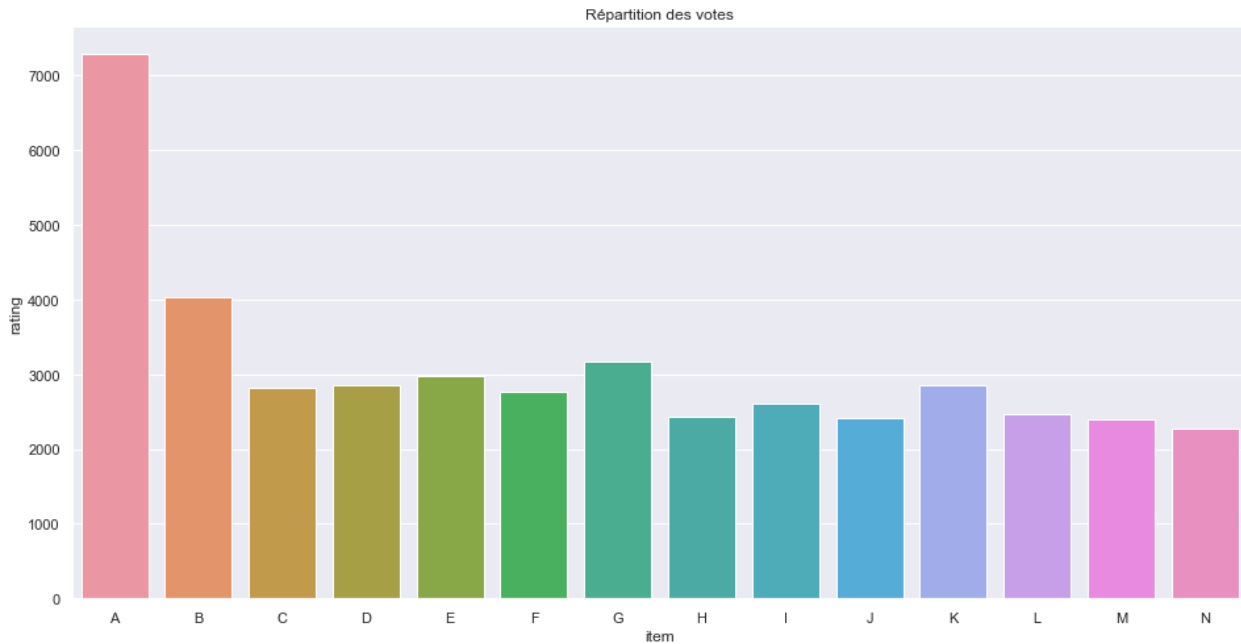


Figure 46 – Temps moyen passé par domaines.

Dans le cadre des domaines, ces derniers ne sont pas mélangés avant d'être proposés aux utilisateurs. Étant donné que les 14 domaines ont été répondus rapidement, cela n'a pas d'intérêt dans notre cadre de les mélanger. Cependant, pour les 10 984 métiers, ceci représentait un intérêt. Sans les mélanger, les mêmes métiers auront systématiquement une réponse, ces derniers étant trop nombreux pour être tous répondus, ce qui rendra alors élevée l'absence de liens lors de la création des différentes matrices.

Mais ce mélange des métiers est tout de même utopique dans le cadre de cette thèse, car trop peu d'utilisateurs ont été jusqu'à ce stade, ne constituant pas une matrice assez dense. Le non-mélange aurait au moins permis d'avoir plus de liens entre certains métiers. Cette problématique peut partiellement être endiguée par les algorithmes de la section 5.4.2, qui ont la particularité d'établir des liens entre des produits via leurs contenus.

5.4.2 Algorithmes basés sur le contenu

Ici, des méthodes se basant sur les caractéristiques des utilisateurs ou des produits pour établir des liens produits-produits, utilisateur-utilisateur ou produits-utilisateur, seront abordées. Ces méthodes sont dites "basées sur le contenu" ou encore "basées sur la connaissance" [232].

Comme vu dans la section 5.1.1, il existe plusieurs méthodes pour baser un système de recommandation sur le contenu. Dans cette partie, ces méthodes ne seront pas uniquement appliquées sur les produits. Seuls les algorithmes basés sur les utilisateurs permettent de vraiment pallier aux démarrage à froid côté utilisateur (hors champs de recherche), sans avoir à employer des systèmes par popularité.

Les données des domaines ayant été fournies sans description en passant par l'API de Pôle Emploi, il n'est donc pas possible en l'état d'utiliser leurs descriptions pour créer un modèle. Ces données seront enrichies de deux façons : l'ajout de *tags* (par exemple : travaux de type manuel ou social) et la compilation de descriptions venant des fiches métiers reliées au domaine. Dans les 2 cas suivants, un LOO sera utilisé pour découper le jeu de données.

Via les *tags*

Pour l'enrichissement par *tags*, 11 *tags* ont été créés : Vente, Service, Social, Manuel, Solitaire, Artistique, Déplacement, Bureau, Intellectuel, Produire et Gérer. Chacun de ces domaines est prédit pour chaque utilisateur via les 13 autres sur lesquels il s'est positionné. Pour ce faire, des vecteurs sont créés dont les valeurs 0 et 1 déterminent pour chaque *tag* s'il est rattaché à un domaine. Puis, une matrice de corrélation (Spearman) entre les domaines via ces vecteurs est créée, pour finalement calculer le rating tel que :

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{j \in I_u} sim(i, j) * d}{\sum_{j \in I_u} |sim(i, j)|}$$

$$sim(i, j) \geq 0 \Rightarrow d = r_{uj}$$

$$sim(i, j) \leq 0 \Rightarrow d = max(r) - r_{uj} + min(r)$$

De ce système expert résulte une MCC de 0,131 pour l'utilisation de tous les *tags*. Ces résultats sont plutôt faibles, ce qui peut s'expliquer par le fait que les similarités perçues par les utilisateurs peuvent différer et/ou que des *tags* importants n'ont peut-être pas été créés. À noter que si on cherche la combinaison de *tags* optimale via les 2047 possibilités, il en résulte une MCC de 0,23 en gardant : Vente, Service, Social, Manuel, Artistique, Déplacement et Gérer.

Via les descriptions

Dans cette partie, une méthode permettant de déterminer la similarité entre les produits parents (domaines), à partir de descriptions des fiches enfants (métiers), est utilisée. Ce fut essentiel car, pour rappel, les fiches domaines ne possèdent pas de descriptions, et que la majorité des algorithmes de traitement du langage naturel est sensible à la présence stricte de mots.

Pour la prédiction des votes à partir des descriptions, plusieurs étapes sont essentielles : l'agrégation de toutes les descriptions des métiers relatives aux domaines ; optionnellement la lemmatisation¹¹⁶ ou la racinisation¹¹⁷ des mots ; la création des matrices de similarités (ou distance transformée) intra-domaines ; l'utilisation de mot vide¹¹⁸. Une fois cette étape faite, des matrices de similarité peuvent être créées et elles serviront à la prédiction d'un score de vote, permettant ensuite de prédire le vote d'un utilisateur *u* via les *I* produits sur lesquels il s'est déjà positionné, tel que :

116. Le fait de transformer un mot en lemme, la forme canonique (masculin singulier, infinitif...) d'un mot variable. Ainsi, cherchera, cherché, chercha ont tous comme lemme : chercher.

117. La racinisation enlève le radical d'un mot pour n'en garder que la racine. Ainsi, cherchera, cherché, chercha ont tous comme racine : "cherch".

118. Les mots vides, plus connus sous l'appellation *stop words*, sont des mots à faibles valeurs ajoutés dans le cadre de traitement du langage naturel ou en recherche d'information. Ils sont si communs qu'ils n'ont pas d'importance, car présent dans presque tous les textes, par exemple : le, la, les, a, est, ...

$$\hat{r}_{ui} = \frac{\sum_{j \in I_u} sim(i, j) * d}{\sum_{j \in I_u} |sim(i, j)|} \quad (3)$$

$$sim(i, j) \geq 0 \Rightarrow d = r_{uj}$$

$$sim(i, j) \leq 0 \Rightarrow d = max(r) - r_{uj} + min(r)$$

Pour l'étape de création des matrices de similarités, divers algorithmes reconnus dans les cas de traitements du langage naturel sont utilisés : Bag of Word, TF-IDF, BM25, LDA, Word2vec ou Doc2Vecs.

Bag of Word est un algorithme déterminant la distance entre 2 documents, dans le cas de la distance euclidienne, il est basé sur les occurrences des termes, tel que :

$$BoW(a, b) = \sqrt{\sum_{w \in W} (b_w - a_w)^2}$$

Avec : W l'ensemble des termes compris dans les 2 documents a et b ; w un terme, et a_w / b_w le nombre d'occurrences pour le terme dans le document a ou b .

Bag of Word donnant une distance et pas une similarité, la matrice de distance Md obtenue est transformée en la soustrayant à une matrice de même taille initiée avec la valeur maximum de Md , tel que $Ms = Md - max(Md)$. Cette même méthode (Bag of Word) est également utilisée avec diverses corrélations (Pearson, Spearman et Kendall) basées sur cette même occurrence de termes.

TF-IDF[176, 140] va prendre en compte un phénomène qui va grandement améliorer ces résultats par rapport aux Bag of Word. Certains termes vont être fréquents dans l'ensemble des documents, alors que d'autres vont être présents dans peu d'entre eux. TF-IDF va pondérer les termes pour donner de l'importance à ceux les moins fréquents, le postulat ici est que moins un mot est fréquent, plus il est spécialisé et spécifique. Par exemple, si je cherche un "film d'action avec des pirates" sur un site spécialisé sur les films, nous aurons comme mots importants [action, pirates], les mots [film, d', avec, des] étant bien trop fréquents¹¹⁹. Cependant, nous pourrions tomber sur des pirates (bandits des mers) ou des pirates (informatique), ce que Word2vec et Doc2Vecs peuvent corriger.

$$TF.IDF(t, d) = TF(t, d) * IDF(t)$$

Pour la partie TF, plusieurs schémas sont utilisés, tel que la fréquence brute¹²⁰. Dans le cas de fréquence brute, il ne s'agit que du nombre d'occurrences du terme dans le document considéré. Il existe d'autres variantes telles que des normalisations logarithmes, par le max, des transformations booléennes ou la normalisation par la fréquence de ce même terme dans l'ensemble des documents. Le choix d'une partie TF et d'une partie IDF en particulier est appelé schéma de pondération.

$$TF_{brut} = f_{t,d}$$

$$TF_{fréquence.term} = f_{t,d} / \sum f_{t',d}$$

$$TF_{log.norm} = \log(1 + f_{t,d})$$

Avec $f_{t,d}$ la fréquence du terme t dans le document d .

TF-IDF ne va pas calculer directement la distance de 2 documents comme Bag of Word, mais l'importance d'un terme dans un document, en prenant en compte l'ensemble du corpus. IDF est la partie qui permet de faire baisser l'importance d'un mot trop courant dans un corpus. Quelques exemples :

$$IDF_t = \log\left(\frac{n}{1 + df(t)}\right)$$

119. Film de par le contexte énoncé et le reste, car ils sont des "mots vides" (*stop words*).

120. Il s'agit ici en réalité du nombre d'occurrences, parler de fréquence est un abus de langage.

$$IDF_t = \log\left(\frac{n}{df(t)}\right) + 1$$

$$IDF_t = \log\left(\frac{1+n}{1+df(t)}\right) + 1$$

Avec n le nombre de documents dans le corpus ; $df(t)$ le nombre de documents contenant le terme t .

Des normalisations L1 et L2 ont également été utilisées pour TF-IDF, ainsi que des N-grams. Le principe du N-Gram est de regrouper les termes d'un document avec des tailles N, le tout en couissant de 1 à chaque création de groupes de termes, et en permettant la duplication de termes dans un groupe[249]. Ainsi, "Ce n'est pas faux" avec un 2-Gram deviendrait : [ce, n] + [n, est] + [est, pas], [pas, faux]. Et avec un 3-Gram deviendrait : [ce, n, est], [n, est, pas], [est, pas, faux]. L'intérêt ici est de conserver la temporalité des mots dans la phrase, car "faux" n'a pas le même sens que "pas faux". C'est donc une méthode simple qui permet à des algorithmes de traitement du langage naturel de mieux comprendre les textes.

Il est à noter que plus N est grand, plus la probabilité d'avoir une mutation mineure dans les termes conduisant à une absence de *matching* augmente, quand bien même le sens de la phrase est le même.

Les avantages de TF-IDF sont donc que ([173]) : la rareté d'un mot ne le rend pas moins important qu'un mot fréquent ; des multiples occurrences dans un document ne rendent pas plus important un terme ; les longs documents ne sont pas préférés aux courts. D'après [49], TF-IDF a été remplacé par l'algorithme Okapi BM25, mais dans les faits cela ne semble pas probant sur nos données, même pour un N-Gram à 1. Le principe de Okapi BM25 est également de prendre en compte la fréquence des termes qui apparaissent dans chaque document. Des versions récentes de Okapi, BM25L et BM25+[269] ont aussi été utilisées, ainsi que des "Allocation de Dirichlet latente" mais sans grand succès. TD-IDF surpasse donc dans notre cas les autres algorithmes. Cet algorithme a déjà fait preuve de sa supériorité à de nombreuses reprises dans les tâches relatives au traitement du langage naturel¹²¹.

La qualité de la prédiction ici va principalement dépendre de la qualité des informations disponibles sur les produits (*tags*, descriptions, ...), mais aussi de la taille des corpus utilisés[49]. Dans le cas de l'utilisation des attributs sémantiques tel que la description ou le titre, il est possible de proposer un produit intersectionnel, chose impossible avec l'utilisation d'attributs tel que les *tags*¹²².

En plus des soucis dus aux mutations de termes vus précédemment pour les N-Gram, dans les cas de traitements du langage naturel, 2 phénomènes peuvent impacter le *matching* de séquences de mots : la polysémie et la synonymie.

Imaginons 3 phrases : "j'aime manger des pommes" ; "j'aime quand le ciel est bleu" ; "j'adore la vision du soleil". Il paraît aisé de définir les 2 phrases les plus similaires, mais pas pour les algorithmes précédents. Dans ce cas de figure, les 2 phrases les plus proches seront les 2 premières, à cause de "j'aime". Les algorithmes palliant ce phénomène sont Doc2Vecs et Word2vec. L'idée de ces algorithmes est de transformer des mots/documents en vecteurs via des réseaux de neurones, ainsi, des mots comme ciel et soleil seront proches. Ces mêmes réseaux de neurones peuvent être entraînés au préalable sur de très grands corpus. Dans le cas de Doc2Vecs et de Word2vec, la distance cosine entre les vecteurs pour former nos matrices de similarités est utilisée.

Comme on peut le voir avec le tableau 34, un Word2vec pré-entraîné via [88]¹²³ est utilisé. Les résultats outrepassent de loin les autres algorithmes sur la majorité des métriques, notamment en ne faisant pas de traitement sur le corpus et en utilisant directement les titres, chose impensable pour les autres algorithmes précédemment cités. L'utilisation des titres permet d'augmenter la qualité des données, ceci étant dû au fait qu'un titre est court et, de par sa nature de titre, hautement informationnel.

Afin de prédire le score d'un produit pour un utilisateur, les produits sur lesquels il s'est déjà positionné sont utilisés, tel que mentionné dans l'équation 3. La logique est ici finalement la même que pour les filtres

121. En anglais NLP, pour "Natural Language Processing".

122. Dans notre cas, c'est un peu moins le cas.

123. Le fichier utilisé est "frWac_non_lem_no_postag_no_phrase_200_cbow_cut0" et a été entraîné sur 1,6 milliard de mots.

collaboratifs orientés produits, la différence étant seulement la méthode employée pour capter les liens. Cependant, cette méthode a l'avantage de pouvoir instantanément traiter un nouveau produit, chose impossible pour les filtres collaboratifs si un nombre insuffisant de personnes s'est positionné dessus¹²⁴.

Il en ressort que Word2vec dépasse de loin les autres algorithmes avec une MCC de 0,282, suivi de TF-IDF avec une MCC de 0,258.

Algorithme	MAE	RMSE	Exact.	Rappel	Précision	F1	AUC	MCC
Word2vec (pré-entraîné)	0,905	1,209	0,648	0,338	0,712	0,459	0,616	0,282
TF-IDF	0,928	1,312	0,636	0,285	0,720	0,408	0,599	0,259
Doc2Vecs (description)	0,912	1,266	0,631	0,311	0,678	0,426	0,597	0,240
BoW-kendall	0,951	1,349	0,621	0,276	0,668	0,390	0,584	0,217

Table 34 – Résultats des 4 meilleurs algorithmes utilisant du traitement du langage naturel sur nos données.

Pour TF-IDF, le schéma suivant est utilisé avec une normalisation L2 (régression de Ridge / régularisation de Tikhonov) et un N-gram de 4 à 6, suite à une recherche par grille.

$$TF.IDF(t, d) = [1 + \log(f_t)] * [\log(\frac{1 + n}{1 + df(t)}) + 1]$$

Via les listes de jobs

Le même travail que précédemment a été réalisé, non pas en injectant la description des fiches enfants, mais leurs listes de métiers associés. Le résultat, visible en annexe (tableau 35), semble légèrement en deçà de la méthode utilisant les descriptions. Cela est particulièrement le cas pour la RMSE.

Algorithme	MAE	RMSE	Exact.	Rappel	Précision	F1	AUC	MCC
TF-IDF (+ racinisation)	0,933	1,332	0,634	0,317	0,681	0,432	0,600	0,246
BoW-kendall	0,939	1,310	0,623	0,287	0,668	0,401	0,587	0,221
Word2vec (pré-entraîné)	0,951	1,355	0,615	0,264	0,656	0,377	0,578	0,202

Table 35 – Résultats des 3 meilleurs algorithmes utilisant du traitement du langage naturel sur nos données.

Champ de recherche

Une application assez simple des modèles par contenu basés sur le produit est le champ de recherche. Dans ce cas de figure, l'utilisateur va être actif. Une relation sera établie, sans nécessairement avoir des données sur l'utilisateur, entre la sémantique des termes employés dans le champ de recherche et les différents produits disponibles. Pour ce faire, il est possible de se servir des algorithmes couramment utilisés dans les tâches de traitement du langage naturel précédemment mentionnés. Mais il est aussi possible d'ajouter des règles de filtrage pour exclure certains produits. Bien que ces méthodes soient courantes dans l'industrie et utilisées par ORIENTOI dans certains contextes, nous ne nous attarderons pas dessus car elles n'ont pas été implémentées dans Neuro.

5.5 Framework : modèle hybride à permutation

Il peut être nécessaire d'avoir une collection de divers algorithmes plutôt qu'un seul dans le cadre des systèmes de recommandation, afin de mieux répondre aux diverses problématiques d'un projet. C'est notamment la stratégie qu'utilise Netflix[100]. Dans cette partie, un *framework* regroupant l'ensemble de ce qui a été vu précédemment est proposé. Ce modèle sera ainsi complet et exploitable dans des conditions réelles, même dans le cas du démarrage à froid, à la fois coté produit et utilisateur. Cela permet donc de proposer un produit à un nouvel utilisateur, mais aussi de proposer un tout nouveau produit sans avoir recours à des méthodes stochastiques.

124. De ce fait, dans l'idéal, un système hybride devrait prendre en compte le nombre de liens du filtre collaboratif pour basculer vers le système via traitement du langage naturel si besoin.

Type	Nom	MAE	RMSE	AUC	MCC
Utilisable pour $K \geq 1$					
Popularité	Moyenne	0,971	1,352	0,642	0,144
Popularité	Médiane	0,969	1,493	0,638	0,276
Popularité	IMDb	0,978	1,351	0,643	0,205
Utilisable pour $K \geq 2$					
FC* (utilisateur)	KNNWithMeans	0,829	1,043	0,658	0,368
FC* (produits)	KNNWithMeans	0,816	1,048	0,673	0,391
FC* (hybrid)	SVD	0,820	1,016	0,655	0,363
NLP*	Word2vec (pré-entraîné)	0,905	1,209	0,616	0,282
Tags	Spearman	1,091	1,693	0,566	0,131

Table 36 – Récapitulatif des résultats précédant par types et par meilleurs résultats (LOO et MCC). FC = filtres collaboratifs. NLP = Traitement du langage naturel.

Dans le tableau 36, les résultats des précédentes sections ont été synthétisés dans le cas des LOO, ainsi que leurs conditions d’applications. Plusieurs configurations de *framework* seront testées ici, dont certaines seront basées sur ses meilleurs résultats. Les algorithmes basés sur les *tags* ayant le même but et une logique similaire à ceux basés sur le traitement du langage naturel, mais avec un résultat bien en deçà, ils ne seront pas utilisés dans cette partie.

Des schémas de vote (ensembles) seront utilisés, c’est-à-dire que différents algorithmes (votants) vont essayer de prédire une même valeur inconnue. L’idée ici est proche de celle de l’intelligence collective, initiée par Francis Galton en 1906, qui a permis à 50 000 joueurs d’échecs amateurs, de pratiquement battre Garry Kasparov en 1999 (2 ans après *Deep Blue*). Le principe est qu’un individu seul ne considère qu’une partie de l’information avec son expérience et ces compétences, et va donc plus ou moins se tromper. Or, si on prend la médiane de ces résultats, on peut arriver à des résultats proches de la réalité (ou proches de ce que pourrait faire le meilleur joueur d’échecs de son temps). C’est sur ce principe que fonctionnent les *Random Forest*[123], en faisant voter une multitude d’arbres décisionnels, limitant ainsi la variabilité de ces derniers[106].

Dans la configuration la plus basique d’un ensemble, tous les votants ont la même importance (poids). Différents algorithmes peuvent capter une information différente, les rendant ensemble plus performants. Cependant, comme vu précédemment, certains algorithmes peuvent être inutilisables sous certaines conditions (exemple : $K = 1$). un modèle hybride à permutation¹²⁵ sera donc utilisé. Les modèles par popularité ont un rôle central, car, sans ces derniers, il n’est pas possible de répondre à $K = 1$.

Il peut être intéressant de pondérer ces résultats en fonction des algorithmes, tous n’ayant pas le même niveau de pertinence, l’influence des algorithmes les moins pertinents sera donc diminuée.

Certains de ces algorithmes vont perdre de leur intérêt en termes de prédiction en fonction du nombre K de produits déjà proposés (voir partie *precision@k*). Un système de *momentum* est donc également implémenté, qui à notre connaissance n’est pas employé dans ce type de cadre. Ce dernier va diminuer les poids de certains des algorithmes tels que :

$$w = w_{initial} - momentum^{k-k_{min}}$$

Avec k_{min} le nombre K auquel l’algorithme commence à être utilisé, tous n’étant pas utilisés au même moment. Ainsi, dans le cas où $k = momentum$, il n’y a pas de diminution du poids initial, puis pour $k > k_{min}$, il y a une décroissance quadratique.

5.5.1 Résultats : hybridation de modèles sans temporalité

Dans un premier temps, notre hybridation de modèles sera fait pour connaître leurs résultats sur les différentes métriques, tel que cela a été fait dans la section ”Réinterprétation du problème”(5.3.2). Cette hybridation a été réalisée via les prédictions sauvegardés dans les sections ”Réinterprétation du problème”(5.3.2), ”Algorithmes basés sur le contenu”(5.4.2) et ”Algorithmes basés sur la popularité”(5.4.1), afin de nous assurer que les résultats de l’hybridation ne soient pas impactés par la variance des modèles. Cela permet ainsi des

125. ”Switching hybrid”

conditions dans lesquelles il est possible de statuer sur la comparaison des modèles, qu'ils soient hybrides ou non.

En testant toutes les combinaisons d'ensembles sans pondération, allant de 2 à 7 modèles, il en résulte la découverte de 319 ensembles dont les résultats sont meilleurs que ceux du meilleur modèle seul (KNN-WithMeans) de la section 5.3.2. Comme on peut le voir dans le tableau 37, les résultats de notre meilleur ensemble surpassent de loin, sur toutes les métriques, les résultats de notre meilleur modèle seul. La moyenne de MCC des ensembles ne fait qu'augmenter avec le nombre N de modèles, ce qui va dans le sens que les ensembles donnent globalement de meilleurs résultats. Cependant, il est à noter que ces moyennes restent inférieures à celle des modèles seuls, ceci étant dû aux modèles par popularité et par traitement du langage naturel qui ne sont pas les plus adaptés à l'optimisation des résultats. Une fois enlevé, toutes les moyennes de combinaisons d'ensembles gagnent en précision moyenne (MCC).

Il est encore possible d'améliorer ces résultats via l'utilisation de poids, afin de donner plus d'importance aux algorithmes les plus adaptés à notre problématique. Pour ce faire, une méthode des moindres carrés sera appliquée à nos vecteurs de réponses prédites, pour minimiser l'erreur. En testant toutes les combinaisons d'ensembles allant de 2 à 7 modèles, il en résulte la découverte de 117 062 ensembles pondérés dont les résultats sont meilleurs que ceux du meilleur modèle seul de la section 5.3.2. L'augmentation des résultats est visible dans le tableau 37. La méthode des moindres carrés pour la détection des poids à attribuer, ne semble cependant pas forcément converger vers un *optimum*. Dans cette partie, la notion de *momentum* est impossible à appliquer. Dans certains cas se rapprochant du réel, cette notion sera mise en oeuvre, ce qui sera l'objet de la partie suivante.

Meilleur modèle :	MAE	RMSE	AUC	MCC
seul (KNNWithMeans)	0,816	1,048	0,673	0,391
hybride	0,810	1,022	0,673	0,401
hybride pondéré	0,810	1,017	0,692	0,430
Modèles comparatifs				
NormalPredictor	1,325	2,687	0,503	0,007
SimpleEquation	1,083	1,520	0,500	0,000

Table 37 – Résultats sur des modèles à 2 prédicteurs, jusqu'à des ensembles de 7 prédicteurs.

Le meilleur ensemble sans pondération est le suivant : KNNBaseline(I), KNNWithZScore(I), SVD, SVDpp, KNNBaseline(U), KNNBasic(I).

Le meilleur ensemble avec pondérations est le suivant : KNNWithMeans(I), KNNWithMeans(U), KNNBasic(U), KNNWithZScore(U), CoClustering, KNNBasic(I), BaselineOnly.

Avec U pour désigner un filtre collaboratif basé sur les utilisateurs et I pour désigner un filtre collaboratif basé sur les produits.

Il est à noter que dans le cas d'absence de pondération, certains algorithmes sont très fréquents dans les meilleurs ensembles. Ce qui va de pair avec le fait que certains modèles sont, de base, beaucoup plus performants que d'autres. L'utilisation de pondérations, quant à elle, permet des configurations d'ensembles plus hétérogènes. Cette partie nous indique que les modèles hybrides permettent une performance accrue dans le cadre de la prédiction des votes pour un attrait de domaines d'activité professionnel. Qui plus est, le gain apporté par les pondérations peuvent permettre une amélioration substantielle en termes de précision.

5.5.2 Résultats : simulation d'un cas réel d'utilisation

Dans cette section, un environnement se rapprochant de la réalité sera reproduit, illustré par la figure 47. Pour ce faire, la procédure sera similaire à celle réalisée en section 5.3.5. 70 ensembles différents sont testés, dont (1) 16 sans pondération ni permutation, (2) 10 avec pondérations, (3 et 4) 28 avec permutations et (5) 14 avec pondérations et permutations. Pour rappel, le cas actuel ne concerne plus des prédictions brutes, mais la proposition de produits en fonction de K , tout comme dans la section 5.3.5.

Dans tous les schémas, jusqu'à 2 filtres collaboratifs (FC) parmi les 2 meilleurs sont utilisés, ainsi qu'un

id	Ensemble :	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
a	Mean	0,594	-	-	-	-
b	Mean+FC(1)	2,288	-	3,251	3,155	2,816
c	Mean+FC(2)	2,134	-	2,499	2,561	2,446
d	Mean+FC(1)+FC(2)	2,429	2,250	3,117	2,254	2,904
e	Mean+NLP	1,898	2,148	2,550	1,355	1,575
f	Mean+FC(1)+NLP	3,059	3,149	3,066	2,924	2,979
g	Mean+FC(2)+NLP	2,743	2,320	2,001	1,928	1,976
h	Mean+FC(1)+FC(2)+NLP	2,694	2,885	2,986	2,798	2,937
a'	IMDb	2,550	-	-	-	-
b'	IMDb+FC(1)	2,568	-	2,825	3,351	2,812
c'	IMDb+FC(2)	2,454	-	2,624	2,032	2,537
d'	IMDb+FC(1)+FC(2)	2,580	2,518	2,526	2,374	2,190
e'	IMDb+NLP	1,917	2,445	2,550	1,459	1,683
f'	IMDb+FC(1)+NLP	3,206	3,199	3,266	3,527	3,047
g'	IMDb+FC(2)+NLP	2,239	2,473	2,292	1,793	1,998
h'	IMDb+FC(1)+FC(2)+NLP	2,973	3,233	3,143	2,973	2,854

Table 38 – Résultats des différentes méthodes en fonction des ensembles utilisés (aires des MCC).

son arrêt pour $K = 2$ a donné les meilleurs résultats. Ces observations illustrent certaines affirmations de [39], à savoir que les modèles hybrides obtiennent de meilleurs résultats, que le choix du critère de permutation est important et qu'un modèle peut ne pas être le plus performant et ne pas impacter les résultats, mais quand même l'affiner.

Le fait d'utiliser les 2 meilleurs FC n'est peut-être pas des plus pertinents, ces derniers ont peut-être des appétences trop communes, ce qui les a poussés respectivement au sommet. En prenant en compte cette considération, 240 ensembles ont été testés, en utilisant la configuration (4) avec NLP, plusieurs combinaisons de FC. Les combinaisons donnent des ensembles différents allant de 2 à 6 FC, en employant les 8 meilleurs FC découverts précédemment via la recherche par grille. Dans la configuration (4)h' du tableau 38, NMF et SVD furent utilisés avec un résultat de 2,973. En testant toutes les combinaisons précédemment dites, NMF et KNNBaseline ont une MCC de 3,352.

Il serait également possible d'améliorer ces résultats en permutant les FC pour chaque K en fonction de leurs appétences en terme d'évolution de K. Il faut cependant noter que ces calculs n'ayant été lancés qu'une seule fois, la variance des résultats peut biaiser nos interprétations.

5.5.3 Cas réel d'utilisation avec *machine learning*

Un *Random Forest* est intégré pour pondérer les résultats des différents éléments du système de recommandation comme proposé dans [299]. Ainsi, les données d'apprentissage du *Random Forest* correspondent à : l'identifiant du produit, ainsi que les prédictions des différents modèles (popularité, filtre collaboratif et traitement du langage naturel).

Pour ce faire, il est utilisé pour chaque validation croisée, les données d'entraînement pour prédire ces mêmes données via le système de recommandation. Les résultats ainsi obtenus ont servi de jeu de données d'entraînement pour le *Random Forest*. Cette méthode a contribué à améliorer les résultats sur : (4)f' avec une aire de 4,021 et (4)h' avec une aire de 3,415. Comme on peut le constater avec la figure 48, l'utilisation du *machine learning* a eu un effet extrêmement bénéfique à la prédiction en fonction de K.

Il est à noter qu'il est possible d'employer d'autres architectures d'entrées au *Random Forest*, par exemple, en ajoutant K. Dans ce cas de figure, il est alors possible de faire une augmentation de données en incluant toutes les combinaisons possibles du jeu d'entraînement. L'inclusion de K pourrait contribuer à une pondération plus dynamique des prédictions.

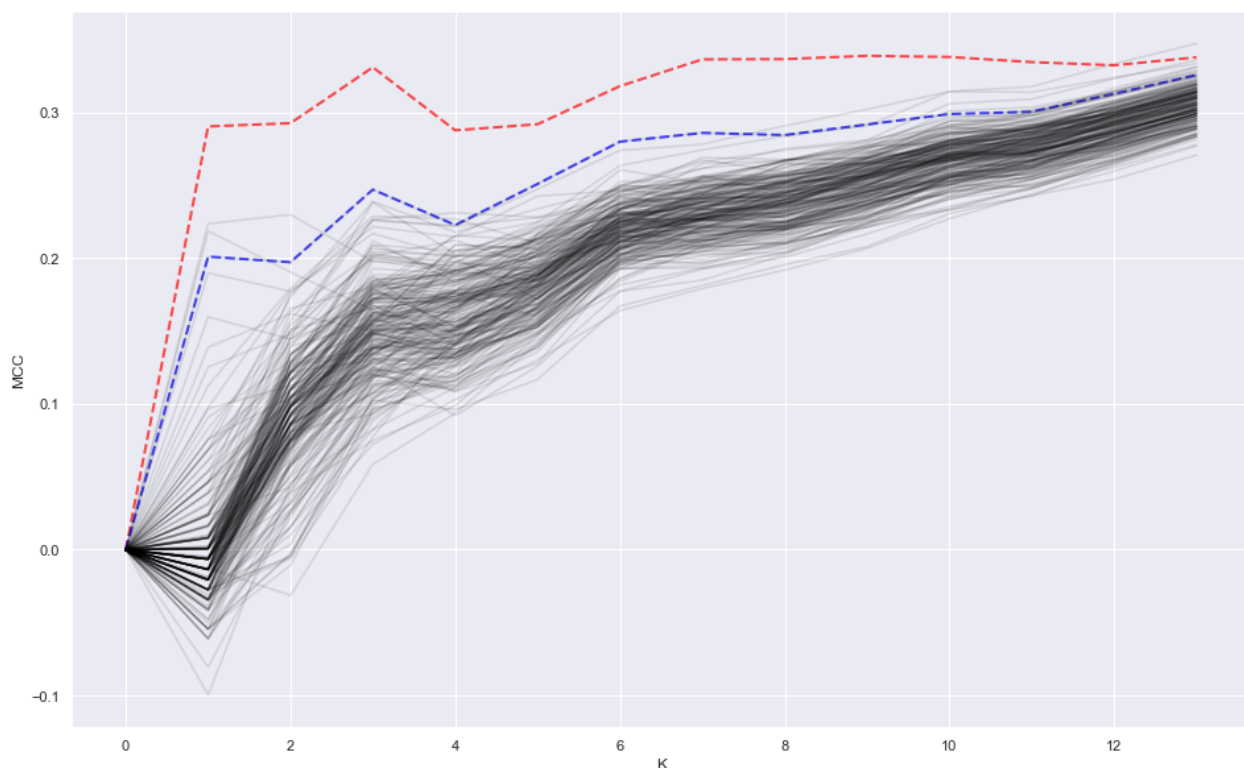


Figure 48 – Représentations de MCC en fonction de K. En bleu via du *machine learning* en sortie. En rouge, le meilleur résultat de la partie 5.5.2. En noir, les 240 combinaisons évoquées dans la section 5.5.2.

5.6 Systèmes de recommandation basés sur un modèle neuronal

La première étude sur les neurones artificiels (ou neurones formels), qui est la représentation mathématique et informatique d'un neurone biologique, date de 1943 par Mc-Culloch et Pitts. Elle se base sur les vrais neurones biologiques du système nerveux. Le résultat fut que de simples neurones binaires pouvaient reproduire n'importe quelle fonction logique. En 1958, un psychologue Américain du nom de Frank Rosenblatt développa le premier perceptron (couches des neurones en entrées reliées à une couche en sortie)[235, 109]. Une description succincte des réseaux de neurones est disponible en annexe.

5.6.1 Les systèmes de recommandation

L'année 2015 marque l'émergence de nouveaux systèmes de recommandation basés sur les réseaux de neurones¹²⁷[52, 169]. Ainsi, de plus en plus de publications scientifiques s'intéressent aux réseaux de neurones pour la création de systèmes de recommandation[171, 298, 53, 107, 93, 115, 289, 279, 280, 288, 127, 296, 175, 217, 156, 205]. Cet intérêt croissant peut s'expliquer notamment par le fait que cette méthode permet régulièrement des gains énormes[65]. Il en résulte souvent des modèles avec des résultats atteignant l'état de l'art pour un sujet précis, par exemple pour un jeu de données tel que MovieLens[113], Netflix[29] ou Douban[206].

La création d'un système de recommandation est une tâche difficile et dont les domaines d'application sont de plus en plus nombreux[169]. Ces architectures sont parfois peu adéquates dans le cadre d'autres problématiques, de par l'extrême spécification de ces architectures de réseaux de neurones[188]. De plus, ces réseaux de neurones ont, contrairement à beaucoup de méthodes citées plus haut, un effet boîte noire : il n'est pas possible de déterminer a posteriori ce qui provoque leurs décisions¹²⁸.

127. 2015 étant la date de mise à disposition du grand public de Tensorflow, il y a peut-être un lien.

128. C'est un peu moins le cas pour les réseaux de neurones de type *embedding*, via des méthodes tel que t-SNE[273].

Dans le cadre de ce document de recherche, plusieurs réseaux de neurones ont été testés dans leurs configurations de base (voir tableau 39). Les résultats sans paramétrage furent souvent médiocres, cela peut sans doute être imputé au fait que ces algorithmes visent des bases de données plus massives. Les réseaux de neurones sont de plus en plus utilisés dans le cadre de systèmes de recommandation et ont des qualités indéniables à ce sujet.

Les travaux de recherche sur les réseaux de neurones et les systèmes de recommandation se sont tournés vers l'*embedding*¹²⁹. Les couches d'entrée ont alors des différences fondamentales comparativement aux perceptrons multicouches. Dans leurs configurations courantes dans le cadre de systèmes de recommandation, il est d'usage d'incorporer en entrée les identifiants des produits et des utilisateurs. Tous deux vont alors permettre, à une couche d'*embedding* propre, de déterminer la similarité inter-produit et inter-utilisateurs. Ces couches vont donc agir comme des vecteurs latents[116, 30], permettant ainsi une projection des utilisateurs ou des produits dans un espace pour déterminer leurs similarités[106].

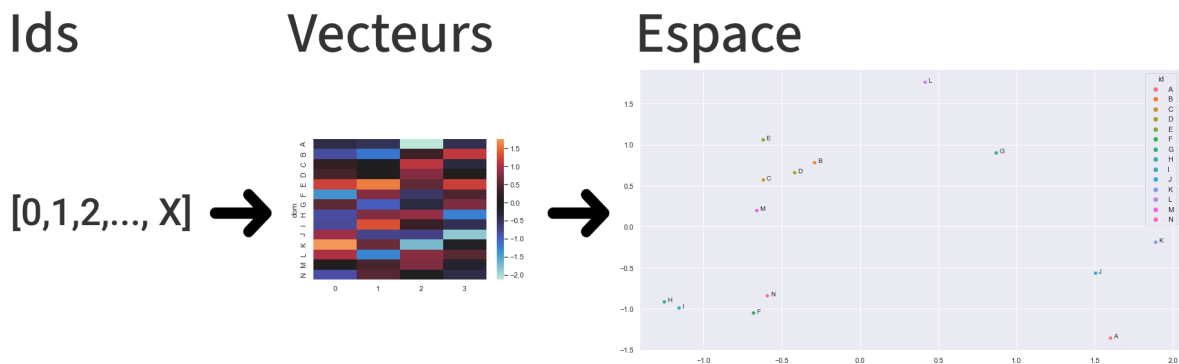


Figure 49 – Exemple de vecteurs créés par une couche d'*embedding*, avec la transposition dans un espace 2d de ces derniers.

Ainsi, les couches d'*embedding* peuvent apprendre les relations sous-jacentes des produits au travers des réponses des utilisateurs. Comme on peut le voir dans la figure 49, la transposition des vecteurs obtenus semblent montrer que le modèle a compris les relations des domaines. Les regroupements semblent avoir une certaine logique : "Transport et Logistique" (N) et "Construction, Bâtiment et Travaux publics" (F) ; "Industrie" (H) et "Installation et Maintenance" ; "Banque, Assurance, Immobilier" (C), "Support à l'entreprise" (M), "Commerce, Vente et Grande distribution" (D), "Communication, Média et Multimédia" (E) et "Arts et Façonnage d'ouvrages d'art" (B).

Dans le cas des *embedding*, la direction du vecteur est encore plus important que leur taille[106]. L'*embedding* transforme alors des données "sparse" en une représentation adaptée aux réseaux de neurones[65, 106], souffrant moins dans ces conditions d'*overfitting* et révélant les caractéristiques intrinsèques de variables[106]. Les *embeddings* ont déjà fait leurs preuves dans l'état de l'art d'autres disciplines, tel que le traitement du langage naturel[103, 200]. Ils sont de plus en plus utilisés dans le cadre de systèmes de recommandation, que ce soit dans les domaines académiques[53] ou industriels[65, 103].

Aux couches d'*embedding* peuvent s'ajouter différents types d'informations. Dans le cadre de travaux d'apprentissage profond multimodal¹³⁰, la solution largement adoptée dans ce type de travaux est l'utilisation de plusieurs voies¹³¹ dans l'architecture du réseau de neurones[116]. Diverses informations peuvent alors être injectées dans le cadre de systèmes de recommandation, sans pour autant faire exploser les coûts en

129. Aussi appelé "couches d'inclusion" dans [30].

130. "Multimodal deep learning".

131. "Pathways".

mémoire. Ces informations sont par exemple : les métadonnées des produits ou utilisateurs[156] ; les requêtes envoyées dans le champ de recherche[65, 103, 53] ; la typologie de l'utilisateur[103] ; les textes et images des produits[169] ; les vignettes des vidéos et l'interaction avec les produits précédents[65] ; l'utilisation de séquences[52].

Dans le cadre de l'orientation et des systèmes de recommandation, très peu de littérature existe. Il est utilisé dans [223] la mémoire des utilisateurs, leurs talents personnels, leurs scores académiques¹³². Bien que cet article conclue en désignant leur modèle comme efficace, ce dernier n'en demeure pas moins cryptique quant à ces réelles performances.

Il est à noter que la majorité de ces travaux n'ont pas encore pris en compte la nature séquentielle du comportement humain[52]. Or, selon [52], le signal venant des séquences est important et leur a permis d'augmenter considérablement leurs gains.

5.6.2 État de l'art sur le jeu de données Neiro

Les résultats sur nos données avec l'état de l'art des réseaux de neurones sont disponibles dans la table 39. On peut observer que le seul algorithme que ces réseaux de neurones surpassent en termes de RMSE est le "NormalPredictor". Pour ce qui est du MAE, seul "SimpleEquation" et "NormalPredictor" sont surpassés. Or, pour rappel, ces deux algorithmes sont principalement présentés à but comparatif. Ces architectures de réseaux de neurones sont donc, dans notre cas, moins bonnes que des modèles comparatifs reconnus par la littérature, sur les systèmes de recommandation.

Ce manque de performance est sans doute dû à la spécialisation très poussée de ces modèles sur une tâche précise, ainsi qu'au fait que les paramétrages utilisés ici sont ceux par défaut et donc du sur-apprentissage qui en découle, rendant ainsi le modèle inapte à être généralisé sur d'autres cas (la problématique de sur-apprentissage des réseaux de neurones étant bien connue).

Le sur-apprentissage est défini comme une mauvaise généralisation du modèle sur des données jamais vues[294]. Le modèle peut alors parfaitement comprendre le jeu d'entraînement, mais être mauvais sur le jeu de validation, ceci étant dû au fait qu'il mémorise trop les données et apprend du "bruit"[294]. Cela peut advenir quand le jeu de données est petit et qu'il y a beaucoup de bruit[294]. L'*overfitting* ne peut pas être complètement évité, mais des solutions existent pour l'amoinrir[294].

Quand le nombre de "features" augmente, le modèle devient complexe, le sur-apprentissage apparaît quand on prend toutes les *features* en considération, même celles ayant un effet limité[294]. Les solutions sont alors : la sélection de *features* ou minimiser le poids des *features* sans importance. Pour pallier ce problème, des techniques de régularisations sont possibles[205]. La régularisation L_1 (Lasso) va mettre des poids à 0, ce qui revient à retirer les *features* et garder les plus utiles, mais peut cependant perdre des *features* utiles[294]. La régularisation L_2 (Ridge, tikhonov) va seulement amoindrir les poids et garder le plus d'informations possibles (un poids élevé n'est possible que si l'apport de la *features* est considérable)[294].

Une autre possibilité est la normalisation des lots (*batch normalisation*) permettant d'éviter le fait que la couche $n + 1$ prenne trop en compte la couche n [109]. Il facilite l'apprentissage et permet l'emploi d'un *learning rate* plus élevé en minimisant l'attention à apporter aux paramètres d'initialisation[236].

Dans le cadre de réseaux de neurones, il est devenu commun d'employer des couches de *dropout*[252]. Le principe est ici de ne pas donner trop d'importance à un neurone en particulier, notamment pour les couches suivantes du réseau. Ces derniers apportent une amélioration majeure par rapport aux autres méthodes de régularisation et améliorent les performances des réseaux de neurones dans le cadre de l'apprentissage supervisé[252].

Une autre méthode couramment utilisée dans le cas de réseaux de neurones est le *early stopping*, qui va prévenir l'*overfitting* en stoppant la phase d'entraînement quand les performances arrêtent d'être optimisées[294]. Il s'avère particulièrement efficace[236].

132. Point quelque peu dangereux, notamment de par la variance qu'il existe dans les notations par les enseignants. Mais aussi de par le déterminisme qu'une telle pratique peut engendrer.

La normalisation des données est également importante dans le cas des réseaux de neurones, ces derniers étant particulièrement sensibles à l'échelle et aux distributions des entrées[65].

Algorithme	MAE	RMSE
Simple comparaison		
SimpleEquation	1,088	1,238
NormalPredictor	1,338	1,626
Réseaux de neurone		
IFM	0,962	1,274
AutoInt	0,941	1,291
DeepFM	0,952	1,305
xDeepFM	0,938	1,305
AFM	0,945	1,306
DIFM	0,95	1,308
ONN	0,953	1,312
FNN	0,957	1,312
DeepFEFM	0,945	1,313
NFM	0,963	1,319
WDL	0,938	1,325
DCNMix	0,941	1,328
MLR	0,973	1,332
DCN	0,946	1,333
CCPM	0,958	1,333
FiBiNET	0,955	1,368

Table 39 – Résultats via divers réseaux de neurones ayant atteint l'état de l'art. Tous utilisés avec leurs paramètres de base.

Comme le souligne [232], il n'est pas chose aisée de transférer un système de recommandation d'un domaine à l'autre. Et le challenge, dans notre cas de système de recommandation appliqué au domaine de l'orientation, est de comprendre les utilisateurs dans un cadre hautement soumis à l'incertitude et à la variabilité.

5.6.3 Inspiration et détails du modèle

Notre propre architecture a été créée en nous basant sur celle de NCF[116]. L'idée est d'utiliser des couches d'*embedding* comme celles démocratisées par les Word2vec[200], afin de transformer les utilisateurs et les produits en vecteurs, permettant ainsi d'établir des similarités entre ces vecteurs. Dans [116], ils distinguent 2 architectures, qui une fois couplées permettent d'obtenir l'architecture qu'ils nomment "Neural Collaborative Filtering" (NCF). Le premier est appelé MF pour "Matrix Factorization", le second appelé MLP pour "Multi-Layer Perceptron" correspond à MF avec une couche dense supplémentaire en sortie.

L'avantage principal de ce type de réseaux de neurones, est que des données additionnelles de diverses natures sont faciles à ajouter et peuvent grandement augmenter la précision du modèle[65], sans faire exploser les coûts en mémoire. L'importance du type de données va dépendre alors du type de tâches. Dans [65], le contexte étant YouTube, la vignette des vidéos a son importance. Le signal le plus fort permettant de déterminer un attrait potentiel est l'interaction précédente avec les différents produits, ce qui peut s'expliquer par les motivations/envies d'un utilisateur à un instant t . Cette importance relative aux types de données va aussi dépendre de l'avancée dans le processus d'utilisation d'un projet par un utilisateur (K). Ainsi, toujours dans [65], il est dit que les données démographiques sont importantes pour les nouveaux utilisateurs.

Ces méthodes permettent donc d'ajouter des informations sur l'utilisateur lors de la prédiction, mais aussi des informations sur le produit, ce qui peut être particulièrement intéressant quand un nouveau produit devra être proposé.

Les descentes de gradients sont populaires pour l'optimisation et sont courantes dans le cas des réseaux de

neurones[236]. Le choix a été fait d'utiliser l'algorithme ADAM, considéré comme un bon choix général[236]. Ce dernier partage les avantages de RMSprop et Adadelta, à savoir : une correction du biais, la notion de *momentum* et la prise en compte des résultats passés[236]. Il est à noter que les descentes de gradients de types "adaptive learning" comme ADAM, ont l'avantage [236] : d'être meilleures pour les données "sparses" ; d'avoir besoin de peu de paramétrages ; de pouvoir atteindre les meilleurs résultats avec les valeurs par défaut ; de converger rapidement pour les réseaux de neurones profonds.

Nos besoins étant centrés sur l'augmentation de la MCC, ce qui correspond à une tâche de classification, le choix a été fait de prendre comme fonction d'activation de sortie un *softmax*, comme dans [65].

Cette base nous permet à la fois de profiter de l'effet de factorisation de matrice qu'on peut retrouver dans les algorithmes tel que SVD ou NMF, tout en ayant de bons résultats. À cela, divers ajouts faits seront testés sur les données Neuro dans la section suivante. L'utilisation de plusieurs réseaux de neurones conjointement au sein d'une même architecture de réseaux de neurones est appelé apprentissage multimodal. Les ajouts furent :

- **Des couches de correction du biais** : ce qui a dans notre cas le même effet que pour l'algorithme "Baseline" et va donc pondérer les utilisateurs et les produits. L'architecture MF, utilisée par [116], peut être améliorée en utilisant la correction du biais de l'utilisateur et du produit[116]. Cependant, ce n'est pas inclus dans le modèle proposé par [116] ;
- **L'injection d'autres données** : à la fois sous forme de vecteurs comme dans [116], mais aussi en tant que correcteur de biais (données numériques ou catégorielles) ;
- **Un perceptron multicouches** : en sortie, est ajouté un MLP afin de permettre l'implémentation de données diverses (données numériques ou catégorielles), tel que les traits de personnalité ou de diverses données démographiques ;
- **Des données séquentielles** : un type de RNN appelé LSTM[124] fut utilisé pour permettre l'emploi de séquences diverses.

On peut voir dans la figure 50 l'aspect multimodale du modèle proposé. La partie centrale correspond au modèle proposé dans [116], c'est la partie qui va transformer les utilisateurs et produits en vecteurs, et les combiner, afin de déterminer des similarités. La partie haute correspondant au correcteur de biais va être ajoutée au vecteur final pour pondérer les résultats. La partie basse qui correspond aux données exogènes, permet l'ajout de vecteurs et/ou de biais avec des données telles que le genre et l'âge.

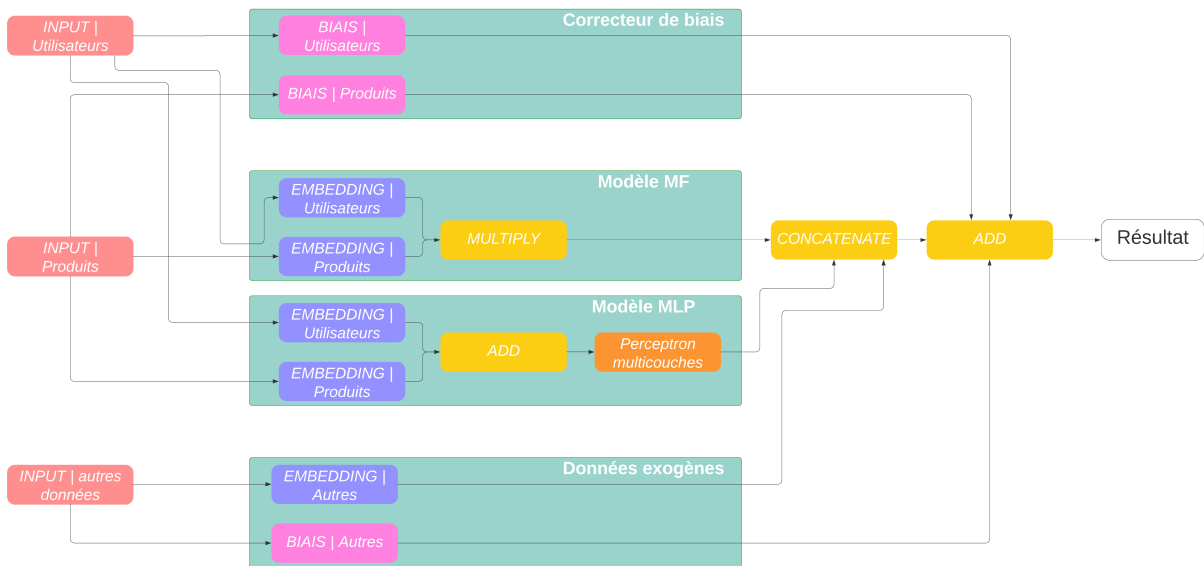


Figure 50 – Une des architectures multimodales utilisées. Correspond à NCF+bias+AUTRE. Les architectures détaillées sont disponibles en annexe.

5.6.4 Résultats sur Neuro

Dans cette partie, les résultats obtenus sur le jeu de données de Neuro seront détaillés. Le modèle proposé se basant sur les travaux de [116], le détail des résultats en fonction de l'utilisation des différentes voies de [116] sera donné, puis il y sera ajouté d'autres voies pour améliorer cette architecture multimodale.

L'idée est d'ajouter à la dimension permettant le filtrage collaboratif, des couches qui permettent d'intégrer diverses informations relatives à l'utilisateur. De par la multitude d'informations, l'architecture du réseau de neurones de [116] a dû être adaptée pour intégrer ces dernières.

Ici, les résultats se feront via des 10-fold, avec à chaque fois les mêmes 10 groupes, sauf pour les modèles utilisant les traits de personnalité ou typologies de joueurs¹³³. Les calculs ont été effectués 20 fois pour assurer qu'un bon résultat ne vienne pas de la variance dans l'apprentissage. NMF, qui sera ici notre mètre étalon, a été lancé 1 000 fois.

En reprenant les travaux de [116] et en modifiant les couches de fusions pour les adapter aux données de Neuro, les résultats montrent que l'architecture MF et NCF performant particulièrement bien, donnant de meilleurs résultats que NMF (voir tableau 40), passant ainsi d'une MCC de 0,352 à 0,367 (+0,015).

L'ajout de la couche de correction du biais mentionnée, mais non utilisé dans [116], permet à l'architecture NCF une augmentation de ces performances, passant de 0,367 à 0,380 (+0,013). L'emploi de NCF couplé à l'âge ou au genre seul permet également un gain pouvant atteindre les résultats du correcteur biais seul. Finalement, l'utilisation couplée du correcteur de biais sur : le produit, l'utilisateur et l'âge donne les meilleurs résultats avec une MCC de 0,390 (+0,010). Il est à noter que l'emploi du genre comme correction du biais donne de bons résultats également.

L'utilisation des traits de personnalité n'ont pas donnés de bons résultats dans le cadre de ces architectures, que ce soit via leurs implémentations en correcteur de biais suite à une catégorisation tel que préconisé par [190], ou leurs injections directes via un perceptron multicouches. Les résultats ainsi obtenus sont en dessous de ceux de NCF seul. L'utilisation de séquences via un LSTM n'a également rien donné de concluant. Il est possible que dans les 2 cas, le nombre de données ou l'architecture en N voies réalisée, soient en cause. L'utilisation des typologies de joueurs ou des traits de personnalité diminuent le nombre de données, car plusieurs utilisateurs ayant répondu aux domaines n'ont pas répondu aux questionnaires.

Tous les précédents modèles ont été entraînés sur 300 époques. Lors de chacune de ces époques, l'évolution du jeu d'entraînement et de validation en termes de : MAE, RMSE et MCC furent enregistrées. Le *early stopping* peut permettre un gain indéniable quant aux capacités de généralisations du modèle. Afin de nous assurer que les résultats ne soient pas dûs à une quelconque variance dans l'apprentissage, la comparaison du *early stopping* se fera sur ces enregistrements. Ainsi, les résultats qui suivent correspondent à 10 itérations d'apprentissage sans augmentation des résultats (patience).

Comme on peut le voir dans le tableau 40 avec la partie MMC*, l'utilisation d'un *early stopping* engendre un gain sur certaines architectures, sauf notamment pour MF qui subit une baisse drastique de ces performances. Il est à noter que la modification des éléments présents dans la validation croisée n'engendre que peu de différences dans les résultats, avec un écart type de 0,03 pour la RMSE et de 0,02 pour la MCC¹³⁴.

En projetant la résultante des vecteurs produits-utilisateurs de la partie MF, comme on peut le voir sur la figure 51, des agglomérats de points en fonction du domaine et des utilisateurs sont observés. En utilisant notre modèle sur les sous-domaines, il est intéressant de constater que la projection des vecteurs produits (figure 52) a tendance à regrouper les sous-domaines par domaine, et ce, sans même avoir connaissance des domaines dans ce cas de figure.

133. Tous les utilisateurs ayant répondu aux domaines n'ayant pas forcément répondu à ces deux derniers.

134. Réalisé sur 50 combinaisons différentes via le modèle NCF.

Algorithme	MAE	RMSE	MCC	MCC*
Comparaison				
NMF	0,830	1,057	0,352	-
Réseaux de neurone				
MF	0,882	1,134	0,367	0,328
MLP	0,877	1,095	0,285	0,284
NCF	0,848	1,078	0,366	0,375
NCF+biais	0,853	1,084	0,380	0,380
NCF+ages(B)	0,852	1,082	0,377	0,384
NCF+gender(B)	0,851	1,081	0,380	0,382
NCF+bias+ages(B)	0,851	1,082	0,390	0,388
NCF+bias+gender(B)	0,850	1,081	0,384	0,394
Big Five				
NCF + traits (MLP)	0,848	1,184	0,353	0,324
NCF + traits (<i>embedding</i>)	0,850	1,188	0,355	0,331
NCF + questions (MLP)	0,856	1,087	0,376	0,322
HEXAD				
NCF + types (MLP)	0,898	1,137	0,366	0,337
NCF + types (<i>embedding</i>)	0,900	1,143	0,375	0,330
NCF + questions (MLP)	0,894	1,133	0,367	0,320

Table 40 – Résultats sur la base de données Neuro, en fonction des différentes voies utilisées pour l'architecture de réseaux de neurones. * = *early stopping*.

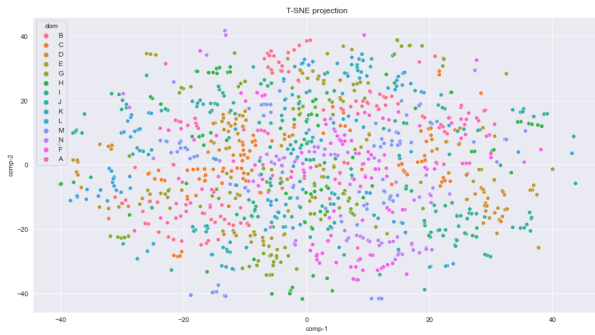


Figure 51 – Sur les données des domaines, projection de la combinaison de vecteurs utilisateurs-domaines dans un espace en 2 dimensions, via TSNE.

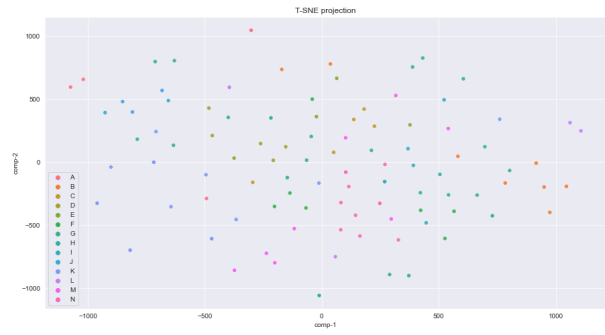


Figure 52 – Sur les données des sous-domaines, projection des vecteurs sous-domaines dans un espace en 2 dimensions, via TSNE.

5.6.5 Résultats sur MovieLens

Afin de permettre une mise en perspective des résultats de notre modèle avec les modèles existants, la base de données MovieLens-100k fut utilisée. Ce jeu de données contient 100 000 entrées (votes), de 943 utilisateurs sur 1 682 films. C’est un jeu de données classiques dans les tâches de recommandations, tel que peuvent l’être IRIS pour la classification et MNIST/CIFAR-10 pour la reconnaissance d’images. MovieLens-100k est déjà prédécoupé en 5 parties d’entraînement/validation, assurant ainsi une reproductibilité accrue.

Les résultats ici seront comparés avec ceux du site ”paperswithcode.com”. Ce site met en avant l’avancée de l’état de l’art sur des domaines très divers. D’après ce site, l’état de l’art est actuellement atteint par GHRS[68], avec une RMSE de 0,887. Cette RMSE est censée être obtenue sur le découpage u1 de ”MovieLens 100k”, or dans [68], ce n’est pas clairement défini. De ce fait, les 5 découpages sont donc également utilisés pour notre modèle. Il est donc possible de comparer GHRS à notre modèle sur u1 et sur la moyenne des 5 découpages, levant ainsi toute ambiguïté (voir tableau 41).

Pour atteindre ces résultats, le modèle proposé précédemment est utilisé dans sa configuration NCF, avec l’ajout du biais et d’un *early stopping* d’une patience de 3 (en temps réel cette fois). Les résultats correspondent aux calculs relancés 100 fois, pour s’assurer que le résultat obtenu n’est pas dû à une variance dans l’apprentissage. Les résultats ainsi obtenus semblent atteindre l’état de l’art avec une RMSE en u1 de 0,888 pour une moyenne sur la validation croisée de 0,868. GHRS quant à lui aurait atteint une RMSE de 0,887 sur u1 (ou sur la moyenne des 5 découpages).

Kfold	MAE	RMSE	AUC	MCC
NCF				
u1	0,742 ($\pm 0,006$)	0,893 ($\pm 0,012$)	0,711 ($\pm 0,006$)	0,404 ($\pm 0,006$)
u2	0,735 ($\pm 0,004$)	0,878 ($\pm 0,009$)	0,701 ($\pm 0,005$)	0,385($\pm 0,006$)
u3	0,732 ($\pm 0,005$)	0,867 ($\pm 0,010$)	0,700 ($\pm 0,004$)	0,371($\pm 0,005$)
u4	0,731 ($\pm 0,005$)	0,863 ($\pm 0,010$)	0,698 ($\pm 0,004$)	0,371($\pm 0,005$)
u5	0,739 ($\pm 0,004$)	0,870 ($\pm 0,008$)	0,693 ($\pm 0,005$)	0,369($\pm 0,007$)
Moyenne	0,736 ($\pm 0,005$)	0,874 ($\pm 0,010$)	0,701 ($\pm 0,005$)	0,380 ($\pm 0,006$)
NCF+biais				
u1	0,738 ($\pm 0,006$)	0,888 ($\pm 0,013$)	0,715 ($\pm 0,007$)	0,407 ($\pm 0,008$)
u2	0,730 ($\pm 0,005$)	0,871 ($\pm 0,011$)	0,707 ($\pm 0,005$)	0,390($\pm 0,006$)
u3	0,728 ($\pm 0,005$)	0,861 ($\pm 0,011$)	0,705 ($\pm 0,005$)	0,377($\pm 0,007$)
u4	0,727 ($\pm 0,006$)	0,859 ($\pm 0,011$)	0,701 ($\pm 0,005$)	0,372($\pm 0,007$)
u5	0,734 ($\pm 0,005$)	0,862 ($\pm 0,009$)	0,699 ($\pm 0,005$)	0,377($\pm 0,007$)
Moyenne	0,731 ($\pm 0,005$)	0,868 ($\pm 0,011$)	0,706 ($\pm 0,005$)	0,385 ($\pm 0,007$)
Etat de l’art ”paperswithcode.com”				
GHRS		0,887		
GLocal-K		0,889		
MG-GAT		0,890		

Table 41 – Résultats sur la base de données MoviesLens-100K et comparaison à l’état de l’art.

5.7 Autres problématiques relatives aux systèmes de recommandation

5.7.1 Bulles de filtres et biais

Une grande problématique actuelle dans le cas des systèmes de recommandation, est ce que l’on appelle bulle de filtres. Ce phénomène va enfermer un utilisateur dans un type de contenus (produits) bien précis, parfois même, des types de contenus pouvant être dangereux pour son esprit critique. Qui plus est, les bulles de filtres ont un effet négatif sur la satisfaction utilisateur[210]. Une transposition directe avec le domaine de recherche de ce document peut être le fait que les données exogènes, bien qu’améliorant les résultats, finissent par provoquer une de ces bulles (par exemple en finissant par totalement intégrer les *a priori* de genre quant aux différents métiers).

Un autre souci majeur souligné par [100] est la généralisation d'un modèle au travers de différentes cultures. D'un pays à l'autre, les mêmes films ou séries ne vont pas être perçus et appréciés de la même façon. Il en va de même pour les métiers : certains peuvent être perçus comme dévalorisants dans certaines cultures. De plus, [100] notent également le problème de disponibilité des contenus en fonction des pays, pour des raisons de droits (d'auteurs) ou de langue. Cette problématique de langue est bien évidemment directement transposable pour un projet d'aide à l'orientation (ORIENTOI). Pour ce qui est du droit d'auteurs, son homologue serait plutôt la problématique de la disponibilité des métiers en fonction des pays (impossibilité dans certains pays de faire certains métiers).

Le partage de compte est un autre problème souligné par [100]. Les utilisateurs ne se rendent pas forcément compte que le système de recommandation a besoin d'être utilisé par une seule personne pour son bon fonctionnement. Cette problématique a également pu être observée lors de tests en condition réelle pour un projet d'aide à l'orientation, ce qui est d'autant plus problématique dans notre cas, mais heureusement, plus marginal que les services tels que Netflix.

Savoir si un produit en particulier a bien été pertinent ou non peut parfois être complexe. C'est notamment le cas pour Netflix ou Amazon : étant donné que plusieurs produits vont accaparer l'attention de l'utilisateur, l'intérêt d'un produit doit être contextualisé avec l'ensemble des produits[105]. Ce souci ne touche pas Neuro directement de par la façon dont le système a été pensé, mais peut toucher ORIENTOI dans certaines de ses configurations comme lors d'un événement où seuls les métiers du numérique sont proposés.

Dans le cas des systèmes de recommandation, l'utilisateur est influencé par beaucoup d'autres facteurs, notamment l'interface[105]. Il est donc important de sélectionner une interface adéquate au système de recommandation, auquel cas ce dernier perd de son intérêt[105].

5.7.2 Rétention

Comme nous l'avons vu précédemment, la façon d'utiliser un système de recommandation va dépendre des besoins du projet. La précision@K est particulièrement importante, auquel cas, dans une situation réelle, l'utilisateur pourrait quitter l'application, la jugeant inefficace. Dans [100], il semble d'ailleurs que si l'utilisateur ne trouve pas un produit dans les 60 à 90 secondes, le risque qu'il abandonne le service croît considérablement. Dans notre cas de figure, les temporalités sont plus grandes, notamment du fait que les jeux vidéo sont de formidables outils de rétention. Mais le moment où un métier est proposé reste une étape clé qui va prédisposer l'utilisateur à rester ou non.

Parfois, avoir des produits qui sont parfaitement adaptés à l'utilisateur n'est pas le plus important. Netflix a prouvé suite à de l'A/B testing¹³⁵ que, dans leur cas, ce n'est pas la voie qui maintient le plus l'utilisateur [100]. Il est préférable pour eux de mixer ces prédictions justes avec d'autres types de produits pour maximiser la rétention de l'utilisateur.

Le démarrage à froid est également particulièrement critique en situation réelle. L'utilisation des données démographiques (ou d'autres stratégies) est donc particulièrement importante. Notamment, car un simple modèle basé sur la popularité des métiers pourrait mener à une suspicion par rapport au modèle dans des conditions où les utilisateurs sont en groupe.

5.7.3 Application dans le réel

La problématique de temps réel et de moyens techniques en général est extrêmement importante également. Dans des situations où nous devons capter l'attention de l'utilisateur en moins de 90 secondes, une seconde de chargement peut impacter fortement la rétention de l'utilisateur. Si une page web met plus de quatre secondes à charger, 25% des internautes abandonnent la navigation, Amazon indique perdre 1% de ventes par tranches de 100 millisecondes de chargement[4].

135. L'A/B testing consiste à mettre 2 groupes d'utilisateurs différents dans des conditions d'utilisations différentes. Cela peut être de simples changements de *design*, ou comme dans notre cas, des modifications d'algorithmes. Le but étant d'observer les répercussions que ces changements ont sur le comportement de l'utilisateur.

À cela s'additionnent les problèmes de coût en mémoire et en calculs des algorithmes[167]. Il paraît donc logique que dans un projet réel, l'algorithme le plus adapté n'est pas celui qui aura les meilleurs résultats, mais celui qui aura de bons résultats et dont les besoins sont adaptés aux moyens techniques et financiers à un instant t de l'entreprise. Comme il est dit dans [163] : "un gain mineur en exactitude ne vaut pas toujours le lourd sacrifice en simplicité et scalabilité". Il est à noter que dans le cas des filtres collaboratifs basés produits, une fois la matrice des liens produite, ce type d'algorithme à moins de coûts en calcul que ceux basés sur les utilisateurs[242].

[53] soulignent, pour les réseaux de neurones, la différence entre un entraînement simultané et un entraînement par voies, dans le premier cas où les paramètres sont traités et optimisés en même temps, donnant un gain de temps, d'espace et de performance. Il est d'ailleurs préférable d'entraîner à nouveau les modèles de zéro d'un point de vue performances[103]. Les réseaux de neurones ont besoin d'un temps d'entraînement initial plus grand. Mais ils ont l'avantage après cette étape, dans le cas de l'utilisation de couches d'inclusions, d'être moins gourmands en calcul et en mémoire[106, 65]. C'est notamment le cas lors de l'ajout de données exogènes.

Une autre problématique, qui ne sera pas traitée, est la maximisation du profit, dans le cas du commerce en ligne. Il n'est pas forcément optimal de proposer le produit qui a le plus de chance de plaire, mais il peut être intéressant de maximiser le ratio entre gain et probabilité de plaire[105].

Le système de recommandation doit être créé en fonction des contraintes du projet, si on reprend l'exemple de [156], la contrainte principale, du fait de fenêtres de ventes courtes (produits reliés à la mode), était de résoudre le problème de démarrage à froid coté utilisateur et coté produits. Il en va de même pour Netflix, dont l'une des parties de leur système de recommandation accorde de l'importance aux tendances actuelles[100]. Dans le cas d'une utilisation réelle d'une application telle que Neuro pour la prédiction de domaines attrayants, il peut être extrapolé que la non-présentation rapide de domaine pertinent entraînera un délitement de la rétention.

5.8 Conclusion

Dans ce chapitre fut détaillé l'état de l'art des systèmes de recommandation, ainsi que leurs mises en application dans le cadre de l'aide à l'orientation. Le spectre complet des méthodes possibles dans le cadre de ce type d'algorithmes de *machine learning* a été utilisé : modèles par popularité ; modèles par traitement du langage naturel ; modèles par *tags* ; filtres collaboratifs basés utilisateurs ; filtres collaboratifs basés produits ; filtres collaboratifs hybrides.

De cette base fut mis en évidence le besoin de l'utilisation conjointe de plusieurs de ces algorithmes (*framework*). Plusieurs méthodes ont été proposées et ont montré de bons résultats : l'hybridation ; la permutation ; la pondération ; le *momentum* ; l'utilisation d'un prédicteur en sortie. L'emploi d'un *framework* est vital pour la réalisation d'une application utilisable dans des conditions réelles.

L'accent a été particulièrement mis sur la méthodologie, notamment le choix d'une bonne métrique, adaptée et n'induisant pas une erreur de jugement, mais aussi dans la manière d'utiliser ces métriques.

Finalement, il a été proposé une architecture multimodale de réseaux de neurones reprenant les avantages des différents systèmes de recommandation de l'état de l'art : la factorisation matricielle, la correction du biais, l'injection de données exogènes.

Le prochain chapitre fera la synthèse de tout ce qui a été décrit dans ce document, et conclura sur les résultats obtenus ici.

6 Conclusion, perspectives et discussion

S’orienter ou se réorienter peut être une tâche à la fois extrêmement difficile et une réelle source de stress. La problématique de l’orientation a également un coût économique, car la réorientation engendre en France une perte de 550 millions d’euros par an[159]. Mais alors, comment s’orienter ? Il est courant d’utiliser des tests de personnalité basés sur le modèle de Holland (RIASEC), notamment le IRMR3 et le Hexa 3d, ainsi que des moteurs de recherche. Ces moteurs de recherche manquent cependant de pertinence quand un individu n’a aucune idée de ce qu’il veut faire, de par la quantité énorme de métiers existants. Les tests de personnalité quant à eux peuvent être vus comme archaïques et rébarbatifs par un public qui, lorsqu’il est confronté à son orientation, est souvent jeune.

Ces tests de personnalité n’en demeurent pas moins de bons moyens pour déterminer un profil et l’associer à des métiers potentiellement utiles quand l’individu ne sait pas quels sont ses attraits. Il existe également un autre excellent moyen de proposer un métier pertinent à un individu : les systèmes de recommandation. C’est dans cette optique que ces travaux de recherches ont débuté : étudier les relations entre jeux vidéo, personnalité et attraits professionnels, afin, par la suite, de réaliser un *Serious Game* permettant une aide à l’orientation de façon moins anxiogène.

Pour mener à bien ces recherches, un état de l’art des relations possibles entre le jeu vidéo et la personnalité, ainsi que les moyens de détection de ces liaisons, fut mené. Tout cela ayant permis la conception d’un *Serious Game* du nom de Neuro, en vue de l’obtention de données multiples, à ce jour regroupées dans aucune base de données disponible. Ce *Datagame*¹³⁶ a permis également la récolte dans un environnement moins soumis au biais de désirabilité sociale, mais aussi la collecte de données en période de pandémie. Le biais de désirabilité sociale est loin d’être le seul biais existant, or, il était nécessaire de limiter autant que faire se peut la variabilité et le bruit dûs aux différents biais. C’est dans ce cadre qu’une multitude d’éléments furent mis en place pour limiter ces biais, tel que la récolte de données spécifiques et la mise en place de tests.

La minimisation du biais n’est pas le seul problème à régler dans le cas de ce document de recherche, avant même de rentrer dans la véritable problématique. Le parti pris de l’utilisation d’un *Serious Game* implique la maîtrise de la conception de ce dernier, à la fois pour permettre les relations établies par la littérature, mais également pour assurer une certaine rétention. Nous sommes dans une ère de surconsommation ou les individus finissent rarement leurs jeux payants. Il aurait été utopiste de penser voir des individus compléter totalement cet outil de collecte de données, sans nous approprier les codes inhérents à la conception d’un jeu vidéo en vue de la réalisation de Neuro.

L’objectif principal est de déterminer des métiers (domaine) attrayants pour l’utilisateur, cet objectif fut traité majoritairement par le prisme des systèmes de recommandation. L’utilisation des questionnaires de personnalité en vue de la prédiction de métiers pertinents a également été réalisée. Ces mêmes questionnaires ont permis de traiter des objectifs secondaires : déterminer les traits du *Big Five* en fonction des questionnaires de typologies de joueurs ; déterminer des métiers attrayants à partir d’un questionnaire du *Big Five*.

6.1 Les résultats

Dans le cadre de ce document de recherche, les efforts se sont concentrés sur la partie système de recommandation, notamment les filtres collaboratifs. Ce document traitant d’un sujet quasi vierge de publication si on se réfère aux systèmes de filtres collaboratifs, voir totalement vierge si on y inclut la dimension vidéoludique, le choix des métriques fut central pour juger de la pertinence des modèles. Ainsi, les choix de métriques dans le cas de la problématique de classification du type, le modèle doit-il proposer le métier X , c’est porté sur le ”Matthews Correlation Coefficient” (MCC) et le ”Area Under the ROC Curve” (AUC). Tous deux présentent l’avantage d’être impartiaux et sans ambiguïtés dans leurs réponses.

Un autre point de complexité inhérent aux systèmes de recommandation vient de l’évolution de la connaissance du système envers un utilisateur particulier. Dans le cas des filtres collaboratifs, il est nécessaire que l’utilisateur se soit positionné sur au moins un produit (métier), pour que le système puisse répondre. Dans

136. *Serious Game* en vue de collecter des données.

notre cas, la problématique a été traitée de toutes les manières possibles, notamment : de façon classique, via une validation croisée.; de façon relative aux systèmes de recommandation, avec la prise en compte de l'évolution des connaissances du système.

Dans le premier cas, les résultats furent 1,048 pour la RMSE, de 0,673 pour l'AUC et de 0,391 pour la MCC. Comme évoqué, nous n'avons pas de moyens de comparaison directe, cependant, l'AUC et la MCC assurent que le modèle n'est pas stochastique, mais également qu'il est satisfaisant dans la proposition de métiers pertinents. On pourrait tout de même évoquer MoviesLens-100K, qui a des étendues de votes similaires, pour la comparaison quant à la RMSE, l'état de l'art de ce dernier obtient actuellement un score de 0,887. La différence de 0,161 peut paraître substantielle, mais MoviesLens-100K est constitué d'une base de données de 100 000 entrées, contre 1227 pour Neuro, soit 81,5 fois plus.

Pour ce qui est des résultats dans un cadre reproduisant le réel, à savoir la prise en compte de l'évolution des connaissances du système envers un utilisateur particulier, il était nécessaire de réaliser un modèle hybride à permutation, les filtres collaboratifs (non hybride) n'étant pas en capacité de répondre en l'absence de positionnement de l'utilisateur. Ce dernier obtient de bons résultats, notamment suite à la pondération des sorties via un algorithme tierce de *machine learning*. Cette dernière méthode, reconnue, a permis non seulement une augmentation des résultats, mais également une convergence plus rapide de ceux-ci, en fonction du nombre K (métiers) répondus par l'individu, avec d'excellents résultats dès $K = 1$. Or, ce dernier point est extrêmement important, notamment avec un public jeune, car une absence de résultats rapides conduirait inexorablement à une perte d'engagement de l'utilisateur.

Le *framework* précédemment évoqué, bien que pertinent, n'intègre pas d'autres données que les votes des utilisateurs pour un produit. Or, la problématique de l'orientation est hautement sujette aux *a priori*, l'intégration de certains paramètres permettent la prise en compte de ces *a priori* lors du vote. L'état de l'art des filtres collaboratifs s'est tourné depuis quelques années sur l'utilisation des réseaux de neurones. Ces derniers présentent l'avantage de pouvoir intégrer une architecture multimodale afin de répondre à une problématique en incluant des données autres que le simple vote.

Il fut donc réalisé dans le cadre de ces recherches un réseau de neurones multimodal intégrant un correcteur de biais, afin d'injecter ces autres données. Les résultats dans des conditions égales montrent une augmentation de 11,9% des résultats (MCC) comparativement au modèle de filtre collaboratif retenu jusqu'alors. Cette augmentation est notamment imputable à l'utilisation des données relatives au genre, dont provient la majeure partie des *a priori* relatifs aux métiers.

Les résultats sur les jeux de données Neuro et "MovieLens-100K", montrent que l'ajout du correcteur de biais, améliore les résultats sur ces derniers. L'utilisation de données exogènes telles que l'âge et le genre permettent également une augmentation des résultats. L'emploi du correcteur de biais et des données exogènes apportent un gain significatif, passant ainsi les résultats sur Neuro, d'une MCC de 0,366 à 0,390. L'utilisation d'un "early stopping" a également quelque peu augmenté ces résultats (0,394). La nature de cette métrique prouve que le système est en capacité de répondre à la problématique de proposition d'orientation, avec un résultat satisfaisant.

Les systèmes de recommandation se rapportant à de la prédiction du comportement humain. Il est impossible de totalement prédire une réponse, de par les dimensions incertaines et irrationnelles de nos choix. Cependant, il est vital dans le cadre d'un système de recommandations, de maximiser la pertinence des propositions. Cette pertinence, qu'elle soit dans un but commercial ou d'aide à l'orientation, va fortement conditionner la rétention des utilisateurs. De ce fait, l'augmentation apportée par l'architecture créée comparativement à NMF est d'une importance capitale. Cette augmentation de la MCC va jouer un rôle clé dans la rétention des utilisateurs, et donc, dans les possibilités d'aider ce dernier à trouver son orientation.

Bien que l'ajout de la personnalité pour la création d'un système de recommandation a été vu dans le cas de la recommandation d'ebook[299] et de recommandation professionnelle[229], et que cette même personnalité semble avoir une influence dans les choix de carrière[240, 229], l'utilisation des données dans le cadre de l'orientation professionnelle n'a pas conduit à une amélioration des résultats. Il est cependant possible que cette absence de gains soit due aux choix de jonctions dans l'architecture proposée.

L'objectif subsidiaire de ces recherches était de déterminer les traits de personnalité à partir d'éléments de jeux, et de déterminer les métiers attrayants à partir des traits de personnalité. Ces deux tâches ont été possibles suite à une sélection de caractéristiques, cependant, cette sélection ayant été réalisée itérativement sur l'ensemble des éléments de la validation croisée, il n'est pas réellement possible de statuer totalement. Mais la nature prospective de ces recherches montre qu'il est possible, avec certaines questions du test *HEXAD*, de prédire les traits de personnalité, mais également de prédire certains attrait métiers en fonction des traits de personnalité.

6.2 Les limites

Dans le cas des réseaux de neurones multimodaux, l'injection des données relatives aux traits de personnalité furent également l'objet de recherches, mais sans grand succès. Cependant, au vu des possibilités que semble apporter l'utilisation des questions des questionnaires de personnalité suite à une sélection de caractéristiques, il semble fort probable que ces dernières puissent avoir une influence bénéfique dans l'utilisation d'un filtre collaboratif basé sur des réseaux de neurones.

Il est fortement probable que l'absence de résultats quant à l'utilisation d'éléments de personnalité, en vue de caractériser les attrait métiers, vienne : des variables d'entrées relatives à la personnalité employées ou de l'architecture construite dans le cadre de l'injection de ces informations. Il est également possible que les couches de jonctions utilisées pour l'architecture aient un effet antagoniste quant à la réalisation de la tâche. Étant connu que malgré l'efficacité de l'architecture MF pour le filtrage collaboratif, ses performances peuvent être entravées par le simple choix du produit interne de la fonction d'interaction[30].

L'architecture finale obtenue est complexe et peut sans doute être améliorée de diverses façons. La première vient du fait que la base Neuro est constituée de relativement peu de données pour capturer toutes les subtilités comportementales, que ce soit au niveau : des traits de personnalités ou des séquences d'actions.

Bien qu'un fort travail méthodologique fut mené pour limiter les biais, le trop peu de données collectées à certaines étapes clés en a fondamentalement ajouté un. Les individus se sont positionnés sur des domaines sans descriptions, de ce fait, les réponses des utilisateurs sont hautement sujets aux *a priori*, dans un cadre déjà grandement soumis à l'incertitude. Cependant, les relations entre les sous-domaines et domaines laissent à penser que ces derniers ont été bien intégrés par les candidats.

Les travaux menés dans le cadre de ce document ouvrent les perspectives à de nouveaux champs de recherches, à la jonction : de la personnalité, des jeux vidéo, de l'orientation et des systèmes de recommandation. Cependant, ce point implique également que nous avons très peu de recul et d'éléments de comparaison sur la problématique. À notre connaissance, les recherches employant un *Serious Game* afin d'orienter les individus sont basées sur des systèmes experts. Ces mêmes systèmes experts sont employés dans la majorité des articles relatifs aux systèmes de recommandation et à l'orientation. Très peu des articles traitant du sujet de l'orientation et des systèmes de recommandation ont des résultats tangibles, et parmi ceux qui en ont, on peut souligner quelques éléments pouvant mener à la défiance :

- Marvee et al. dans [20]/[208] jugent leurs résultats comme bons, or, la RMSE de leur jeu de test est de 2,893/3,861, ce résultat, couplé à une MAE de 0,176/0,985, ainsi qu'à une absence de validation croisée, peut laisser penser à quelques anomalies. Qui plus est, ces modèles basés sur la logique floue possèdent un nombre de règles conséquent.
- Dans l'article [215], l'exactitude est de 90,22%, ce qui est en soit élevé. Cependant, l'exactitude est une métrique inadaptée pour juger d'un résultat.
- Nie et al. dans [211], sur une étude portant sur 4 634 candidats, utilisent les métriques les plus pertinentes, et obtiennent les résultats suivants : une exactitude de 0,638, un micro-F1 de 0,647, une précision de 0,629 et un rappel de 0,666. La multitude de métriques, ainsi que leur pertinence, en fait un excellent article.

Parmi ces 4 articles, 3 utilisent la logique floue et aucun n'utilise de filtres collaboratifs. Par ailleurs, 3 de ces 4 articles présentent dans leurs résultats des anomalies ne permettant pas pleinement de les interpréter. Cette problématique est également présente chez d'autres articles visant à déterminer des traits de personnalité au

travers de séquences. Par exemple, [22] et [44] jouissent d’une bonne exactitude, mais cette exactitude ne peut pas réellement être interprétée comme telle.

Très peu d’articles en général utilisent des questionnaires pour calculer le biais de désirabilité sociale, et aucun ne l’a utilisé dans ceux que nous avons consultés. Or, ce biais est particulièrement problématique et peut fausser une étude basée sur des questions. Bien que ce type de test fut intégré, seulement 55 utilisateurs après nettoyage ont répondu à ce dernier. Afin de ne pas plus amputer les données, il a été décidé de garder les 88 utilisateurs (après nettoyage) ayant répondu aux domaines, même n’ayant pas passé le test de désirabilité sociale. La population d’étude ne semble globalement pas biaisée au regard des 55 volontaires, mais il n’en demeure pas moins que le biais de désirabilité ait pu (ou non) légèrement impacter les résultats.

Il est également possible que les individus ayant participé à cette étude ne soient pas pleinement représentatifs de la population française dans son ensemble. Bien que la marge d’erreur théorique de notre étude soit de 10,4%, des différences notables existent entre les attrait vidéoludiques de la population observée, comparativement à la population globale rapportée par le SELL.

La dernière limitation notable, qui fut la plus décevante, est l’absence de suffisamment de données. L’application Neuro fut très ambitieuse de par son nombre de questionnaires, son nombre de jeux et son nombre de fonctionnalités. Cependant, peu de joueurs ont réellement fini l’application, à cause de soucis de rétention, mais également du contexte pandémique rendant difficile l’obtention de candidats. Il fut nécessaire de se concentrer sur les questionnaires plutôt que sur tous les éléments de *gameplay*. Comme indiqué par la suite en perspective, la masse de données récoltée permettra tout de même à de futures recherches dignes d’intérêts d’émerger.

6.3 Les perspectives

Ce document étant le premier à traiter simultanément de jeux vidéo, de personnalité, de système de recommandation (système non expert) et d’orientation, il pourra ouvrir la voie à de futures recherches, d’autant plus qu’à ce jour aucun document n’a autant détaillé les différents éléments d’un système de recommandation valide, dans le cadre d’une utilisation réelle, ayant comme sujet l’orientation. Qui plus est, la section 3 et l’annexe F sont extrêmement détaillées en matière de relations entre personnalité et éléments vidéoludiques, le tout en traitant également de *game design*. Ces parties peuvent, à elles seules, permettre de guider des chercheurs dans la conception d’un *Serious Game* répondant aux standards de réalisation et de possibles relations avec la personnalité ou la typologie des joueurs.

Ces recherches permettront la mise en place d’un *Serious Game* qui aidera les individus dans leurs orientations. Les avantages de ce système seront nombreux : rendre le processus plus intéressant et moins anxiogène, notamment chez les plus jeunes ; alléger le travail des Psychologue de l’Éducation Nationale (PsyEN) qui de par leurs sous-effectifs ne peuvent venir en aide à tous les collégiens / lycéens ; permettre à ces derniers de se voir proposer des métiers pouvant leurs plaire, sans avoir recours à une tierce personne dans un premier temps ; faire émerger des métiers attrayants, mais méconnus, à la fois des jeunes, mais aussi des PsyEN, de par la quantité énorme de métiers existants et nouveaux chaque année.

Cependant, bien que le nombre de candidats ayant terminé Neuro soit faible, une multitude de données demeurent présentes. Cette multitude de données, avec pour rappel plus de 5 000 variables possibles, ouvrent la voie à énormément de publications, notamment sur :

- **La relation parents-enfants des domaines** : une quantité non négligeable de sous-domaines répondus est maintenant disponible, il serait alors intéressant d’établir les relations entre domaines et sous-domaines. Les domaines étant peu nombreux (14), il est rapide dans un cadre réel de se positionner dessus, contrairement aux 110 sous-domaines. De ce fait, il semble possible, dans un temps restreint d’utilisation, de proposer un sous-domaine s’avérant alors plus précis, quant aux attentes du candidat.
- **La relation domaine vers personnalité** : d’après Holland[126], le choix de carrière est un marqueur de personnalité. De ce fait, il est peut-être possible de déterminer la personnalité d’un individu à partir de ses attrait métiers. Ce contre-pied pourrait intéresser certains utilisateurs, souvent friands d’une définition de leurs profils.

- **L’engagement** : nos recherches montrent qu’il est possible de déterminer un niveau d’engagement futur dès la phase d’inscription.
- **La rétention** : certains éléments engendrent un fort taux de perte, baisser ce taux est important pour les *Serious Game*, mais aussi pour la recherche en général et pour les industriels. A contrario, d’autres éléments permettent d’augmenter la rétention, ces derniers devant donc être maximisés.
- **Les aptitudes** : il était initialement prévu d’utiliser certains jeux permettant de calculer des aptitudes physiques, afin de déterminer l’existence ou non de relations avec d’autres éléments. Les aptitudes pouvant être détectées via nos données étant, entre autre : le temps de réponse (“réflexes”), la mémoire à court terme, la mémoire à long terme et le timing.
- **La relation entre jeux vidéo et personnalité** : parmi la multitude de données collectées, certaines sont peut-être des variables dignes d’intérêts pour la prédiction de traits de personnalité.
- **Hypothèses à élucider** : comme énoncé en section 5.3.5, vérifier que la première proposition d’un système va avoir une influence sur la précision des propositions suivantes. Également, prouver que les modèles par traitement du langage naturel sont bons pour prédire et proposer de nouveaux produits.
- **Angles du smartphone** : l’accéléromètre permet de collecter des données sur la façon de tenir le smartphone lors des phases de jeux, or, il semblerait que des comportements intéressants s’en dégagent : certains angles reliés à un score plus élevé et donc potentiellement des indicateurs de concentration ; micro mouvement lors d’événements précis et donc potentiellement des indicateurs de tension chez l’utilisateur ; ...
- **D’autres données collectées sont dignes d’intérêts, tel que** : la construction de l’avatar ; la perte de focus des pages ; quels sont les domaines bien appris par le modèle et pourquoi ; les relations directes entre les questions de questionnaires différents ; ...

Les Generative Adversarial Networks (GAN)[101] ont de plus en plus d’applications dans les systèmes de recommandation[295, 224, 94]. Ces derniers n’ont pas été abordés dans ce document au profit d’autres méthodes beaucoup plus présentes dans la littérature. Pour autant, il serait intéressant d’essayer ces méthodes sur la base de données Neuro. Ces méthodes consistent en la génération d’un nouvel échantillon avec des caractéristiques statistiques du jeu d’entraînement, puis d’une seconde partie essayant de distinguer le vrai du faux. Ils sont de plus en plus utilisés dans le cadre de systèmes de recommandation, à la fois pour enrichir les données par de l’augmentation, dans la génération d’entrées manquantes et la génération d’une prédiction[295, 224]. Et de par leurs cotés génératives, ils peuvent aider à traiter le problème de la sparsité[94].

L’utilisation de séquences dans le filtrage collaboratif, employant un réseau de neurones multimodal, n’a pas donné de bons résultats. Or, les meilleurs modèles en termes de traductions de séquences sont basés sur des réseaux récurrents ou à convolutions, tout en utilisant des mécanismes d’attention[275]. Il est possible qu’en revoyant l’architecture, voir en employant des couches tel que celles proposées dans [275], les résultats deviennent pertinents.

Des travaux furent menés, mais non finalisés, afin d’intégrer à notre architecture multimodale la possibilité de traiter le démarrage à froid coté produit. Pour ce faire, une nouvelle voie fut créée, cette dernière intégrant un vecteur de corrélations de tous les domaines comparativement au domaine courant, le tout basé sur le traitement du langage naturel dans notre tentative. Des premiers résultats concluants commencèrent à émerger, mais un travail d’approfondissement est nécessaire.

Notre modèle hybride à permutation est encore perfectible. C’est notamment le cas pour $K = 0$, quand l’utilisateur n’a pas encore répondu à la moindre fiche. Dans ce cas précis, plusieurs méthodes sont possibles : (1) l’utilisation directe de données de jeu, une fois une masse suffisante de données récoltées ; (2) l’utilisation de questionnaires. L’emploi de la solution (2) pourrait en soi être à proscrire, se rapprochant des méthodes actuelles qui sont vues comme désuètes. Cependant, tout comme le *Serious Game* détourne les codes du jeu vidéo pour amener à des tâches qui, elles, ne sont pas ludiques, l’emploi d’un questionnaire non centré sur le monde du travail peut apporter de l’engagement.

Le test de personnalité BFI-2 semble, après sélection de variables, avoir un potentiel d’aide à l’orientation. Ce dernier pourrait donc aider pour $K \geq 0$ et ce de plusieurs façons : l’utilisation du questionnaire seul pour répondre à $K = 0$; l’utilisation du questionnaire, combiné à un ensemble pour $K \geq 0$; l’injection des données dans le réseau de neurones multimodal pour $K > 0$. Bien que la dernière affirmation n’ait pas fonctionné dans la partie 5, les résultats de la partie 4 laissent à penser que cette possibilité existe. Les raisons

possibles de son non-fonctionnement peuvent être : l'emploi de toutes les données relatives au questionnaire ou l'architecture utilisée.

L'attente initiale de nos recherches était de totalement abroger toute forme de questionnaire, afin de proposer un métier attrayant, via le jeu vidéo. Bien que ces conditions soient remplies par les systèmes de recommandation créés, l'utilisation des données de jeu (directement) n'est pas encore effective. De plus amples recherches, avec des moyens plus conséquents, devront être effectuées afin de réaliser la chaîne complète permettant, à partir de données de jeux effectives, de déterminer un métier. Cette chaîne complète sera peut-être possible après quelque temps, une fois la mise en application de nos recherches dans un contexte industriel. Cependant, la nature même des *Serious Game* fait que leur emploi combiné avec un système de recommandation fonctionnel est en soit viable pour l'aide à l'orientation.

6.4 Discussion

La réalisation d'une chaîne complète pourrait cependant s'avérer contre-productive. L'être humain est en soit empli d'incertitude, que ce soit à cause de ces biais cognitifs ou sociaux. Il est possible que la chaîne d'incertitude ainsi provoquée ne soit pas aussi pertinente qu'un simple filtre collaboratif. Comme énoncé par Guardiola dans sa thèse[104], il est difficile de faire coexister la mesure d'un profil psychologique via des éléments de *game design* et il existe des conflits d'intérêts entre ces deux domaines.

Les travaux réalisés dans le cadre de ce document de recherche, comme tous les travaux relatifs aux systèmes de recommandation, peuvent poser des soucis d'éthique. Une contrariété régulièrement associée aux systèmes de recommandation étant la bulle de filtre. Ces derniers vont provoquer le fait que le système de recommandation va proposer à un même utilisateur des contenus hautement reliés à ce qu'il a déjà aimé. Cette problématique est en soi moins dangereuse que dans le cas d'autres systèmes, mais demeure cependant un risque. Une transposition de ce problème qui pourrait s'avérer plus grave, serait la possibilité qu'une bulle de filtre se crée en fonction des variables exogènes intégrées au système. L'orientation professionnelle souffre déjà de suffisamment d'inégalité, les systèmes de recommandation appliqués à l'orientation pourraient aider à les endiguer, tout comme les exacerber. Il sera donc nécessaire de régulièrement vérifier la non-crédation de ces bulles. Fort heureusement, le correcteur de biais proposé, actuellement appliqué au genre, ne fait qu'agir comme un correcteur des différences des votes globaux, de par la structure du réseau de neurones proposé.

L'utilisation de la logique floue fut également au centre de cette thèse, bien qu'elle n'apparaisse presque pas dans ce document. Les résultats obtenus via les données ne furent pas concluants, avec près de 5 000 variables, l'utilisation de ces méthodes était compliquée dans le cadre de ces recherches.

Dans l'application Neuro, beaucoup (trop) de choses ont été réalisées avec comme but d'être traitées dans le cadre de cette thèse. Malheureusement, la quantité de données ainsi que les possibilités avec 19 jeux étaient trop grandes pour une seule thèse. Cependant, comme vu en perspectives, elles pourront donner cours à diverses publications. Le nettoyage et l'extraction d'informations à partir des données brutes furent extrêmement chronophage, mais cette tâche maintenant réalisée, il sera possible de traiter les données plus rapidement en vue d'écrire de nouveaux articles.

La captation de données à distance est un formidable outil, minimisant certains biais, tout en augmentant d'autres, qui, heureusement, peuvent souvent être détectés. Nous conseillons au futur chercheur voulant créer un *Serious Game* de :

- Faire des jeux qualitatifs, autant au niveau du *gameplay* que du *design*. Bien que le jeu vidéo soit le médium culturel le plus jeune, il répond à des codes et règles précis et extrêmement développés. Sans cela, il est impossible de maintenir les utilisateurs sur le *Serious Game*.
- Inclure des éléments de *gamification*. Ces éléments sont simples à mettre en place, en plus de pouvoir être employés dans tous types d'applications. Malgré leur simplicité, ils vont augmenter la rétention.
- Ne pas mettre trop de questionnaires longs. Ces derniers engendrent des pics de perte des utilisateurs, pour autant, éviter les questionnaires trop courts qui vont baisser la précision des résultats.

Rétrospectivement, des erreurs ont été commises dans la conception de ce *Serious Game*. À ce sujet, nos conseils sont :

- Ne pas faire trop de jeux, quand bien même ces derniers soient de qualité. Bien que l'idée d'inclure 19 jeux était intéressante pour capter un large spectre d'attraits et d'appétences, ce nombre était, rétrospectivement, trop conséquent. D'autant plus que des jeux à forts potentiels comme "Adventurer" apparaissent en dernier et ont donc été peu joués. Un nombre de 5 mini-jeux semblent idéal à proposer lors du cycle du *Serious Game*. Ces 5 jeux pouvant changer d'un individu à l'autre en fonction des besoins (une forme d'A/B testing).
- Ne pas faire un système trop long à terminer pour le participant. Finir totalement Neuro demande près d'une heure, bien que 67 utilisateurs aient joués plus d'une heure, la moyenne de temps joué est de 55 minutes, avec une médiane de 24 minutes. Nous conseillons donc de faire en sorte que le cycle complet de participation dure près de 20 minutes. Cette affirmation est particulièrement vraie en cas de récolte à distance, dont la pertinence dépend de la finalisation de la participation.
- Limiter le nombre de possibilités. Dans Neuro, il y a plus de 5 000 variables possibles à extraire des données. Un temps considérable fut alloué à explorer certaines d'entre elles, engendrant un manque de temps pour traiter certaines qui auraient pu être pertinentes.
- Faire attention aux performances sur les appareils les moins puissants, chez nous, le hub était trop gourmand, engendrant une baisse de framerate qui a nui à la rétention. Les conditions de jeux doivent vraiment être optimales pour le joueur, surtout pendant les phases où la collecte est jugée comme critique.

La psychologie humaine étant ce qu'elle est, il est possible d'accélérer la satisfaction des utilisateurs et donc de contribuer à leur rétention en ne proposant pas un seul produit, mais plusieurs en même temps. L'avantage est qu'on peut alors faire de l'A/B testing ou utiliser plusieurs modèles différents, par exemple, un modèle pour récolter des données sur un nouveau produit. Le tout, en profitant d'un effet barnum qui laissera penser à des individus que le système répond avec pertinence.

Les *Serious Game* et la *gamification* ont un potentiel énorme pour capter les individus et leur faire accomplir des tâches qui sont en réalité rébarbatives. Cependant, dans le cas des *Serious Game*, il n'est pas possible de juste décliner la même formule à tous types de populations[40], un réel travail de compréhension du sujet et d'appropriation des besoins est nécessaire. Si on reprend le cas des *Serious Game* en vue de l'orientation professionnel, quel est le point le plus important ? Savoir maintenir les utilisateurs sur le système ? Leur proposer rapidement un métier attrayant ? Un peu des deux certes, mais il n'en demeure pas moins que si un utilisateur quitte le système à la première seconde, il ne découvrira rien. S'il le quitte juste après la première proposition pertinente, il manquera des choses pouvant l'intéresser. Parfois, la forme a plus d'importance que le fond pour faire passer un message, c'est particulièrement le cas dans l'ère actuelle.

7 Présentations et rapports

Présentations

- Vacataire à l'ULCO de Calais pour les "EIL INFO 2" (36 h), du 01 septembre 2019 au 31 août 2020 ;
- Papier accepté en présentation orale ICPRAM 2021 : "Symbolic Translation of Time Series using Piecewise n-Gram Similarity voting", accepté, le 04 février 2021, DOI 10.5220/0010317603270333 ;
- Soumis non accepté à la conférence GAMIFIN 2021 : "Relationship between Registering, User Commitment and Personality in Video Game", le 17 janvier 2021.
- Séminaire à l'ULCO pour présenter le papier "Symbolic Translation of Time Series using Piecewise n-Gram Similarity voting", le 14 avril 2021 ;
- Participation au concours "ma thèse en 180 secondes" (vulgarisation scientifique auprès du grand public), 11 mars 2021 ;
- Réalisation d'une chaîne YouTube sur la personnalité et les jeux vidéo en vue de trouver des candidats, dont une vidéo basée sur le "ma thèse en 180 secondes", 22 mars 2021 ;
- Intervenant au colloque "AI now" (sur l'edtech), 4 juin 2021 ;
- Billet de blog réalisé par Elie Allouche (Chef de projet à la Direction du numérique - Ministère de l'Éducation nationale et de la Jeunesse) suite à mon intervention à "IA now", 09 juin 2021 <https://edunumrech.hypotheses.org/3072> ;
- Article "Orientation et jeux vidéo : le duo gagnant (Thèse)", réalisé pour l'Agence Française pour le Jeu Vidéo, 21 février 2022 https://www.afjv.com/news/10850_these-orientation-jeux-video.htm ;
- Rencontre scientifique organisée par l'ANRT en partenariat avec le ministère de l'Éducation nationale, de la Jeunesse et des Sports, dont la Direction du Numérique pour l'Éducation. Dans laquelle fut présentées les avancées de mes travaux de recherches, le 8 juin 2022.

Rapports

- Rapport interne ORIENTOI : "Recherche sémantique" (via bag of word, TF-IDF, ...), le 02 avril 2021 - 6 pages ;
- "Vue d'ensemble sur la classification floue", le 19 mars 2021 - 5 pages ;
- "Interprétation d'une partie de l'incertitude dans les données d'ORIENTOI", le 19 mars 2021 - 2 pages ;
- "Vue d'ensemble sur les systèmes de recommandation", le 19 mars 2021 - 6 pages ;
- Diverses présentations sur l'avancement ;
- Bibliographie et écriture sur les jeux vidéo, les traits de personnalités et les typologies de joueurs ;
- Écriture de 4 rapports pour l'ANRT : "Rapport d'activité", le 19 mars 2020, le 28 août 2020, le 16 juin 2021 et le 29 novembre 2021.

Logiciels

- Création d'une application avec 19 jeux et d'une API de recueil de données "Neiro" (6 mois de travail - neuro.fr, site down à partir du 27 juin 2022) ;
- Création de divers packages en python pour la conception et l'évaluation des systèmes de recommandation, ainsi que pour l'utilisation des modèles basés sur des réseaux de neurones multimodaux créés pour cette thèse ;
- Création d'une application de calcul et d'analyse utilisable en ligne avec sauvegarde des résultats et des paramètres (1 semaine de travail) ;
- Réalisation d'une API Flask pour ORIENTOI contenant certaines avancées de la thèse (1 semaine de travail).

Références

- [1] Attribution-noncommercial-noderivatives 4.0 international (cc by-nc-nd 4.0). <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>.
- [2] Napoléon crée le baccalauréat, premier grade universitaire. <https://www.gouvernement.fr/partage/10047-napoleon-cree-le-baccalaureat-premier-grade-universitaire>.
- [3] Ressources graphiques. <https://www.kenney.nl/>. Accessed : 2022-02-05.
- [4] Forbes why brands are fighting over milliseconds. <https://www.forbes.com/sites/steveolenski/2016/11/10/why-brands-are-fighting-over-milliseconds/>, 2016. Accessed : 2021-10-05.
- [5] Uber food discovery with uber eats : Using graph learning to power recommendations. <https://eng.uber.com/uber-eats-graph-learning/>, 2019. Accessed : 2021-10-25.
- [6] Building a rnn recommendation engine with tensorflow. <https://medium.com/decahlontechology/building-a-rnn-recommendation-engine-with-tensorflow-505644aa9ff3>, 2021. Accessed : 2021-11-23.
- [7] Vie-publique covid-19 : hausse des états dépressifs après le premier confinement. <https://www.vie-publique.fr/en-bref/279037-covid-19-sante-mentale-et-etats-depressifs-apres-les-confinements>, 2021. Accessed : 2022-06-06.
- [8] Hervé Abdi. A neural network primer. *Journal of Biological Systems*, 02 :247–281, 1994.
- [9] R. Abelson. A variance explanation paradox : When a little is a lot. 1985.
- [10] Anal Acharya and Devadatta Sinha. Application of feature selection methods in educational data mining. *International Journal of Computer Applications*, 103 :34–38, 10 2014.
- [11] Marc Albinet. *Concevoir un jeu vidéo*. FYP éditions, 2015.
- [12] Tugce Aldemir, Berkan Çelik, and Goknur Kaplan. A qualitative investigation of student perceptions of game elements in a gamified course. *Comput. Hum. Behav.*, 78 :235–254, 2018.
- [13] Daniel Alonso. Windows 8 : touch guidance. <https://fr.slideshare.net/itproes/windows-8-touch-guidance>, 2012.
- [14] Julian Alvarez. Les serious games. <https://www.ludoscience.com/files/ressources/REVUE-2018---JAlvarez.pdf>, 2018.
- [15] Kourtnie Hollie Kitten Andrus. Personality game design preference : Towards understanding player engagement and behavior, 2018. Student Paper.
- [16] M.C. Ashton and Kibeom Lee. *The HEXACO model of personality structure*, pages 239–260. 01 2008.
- [17] Michael Ashton, Kibeom Lee, and Lewis Goldberg. A hierarchical analysis of 1,710 english personality-descriptive adjectives. *Journal of personality and social psychology*, 87 :707–21, 11 2004.
- [18] Tülin Atan and Pelin Akyol. Reaction times of different branch athletes and correlation between reaction time parameters. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 116 :2886–2889, 2014.
- [19] William Audureau. *Pong et la mondialisation - L'Histoire économique des consoles*. Édition Pix'N Love, 2014.
- [20] Marvee Cheska B. A career track recommender system for senior high school students using fuzzy logic. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 2019.
- [21] Beatrice Balgiu. The holland's riasec interest types and the five factor model of personality. a study on students from technical field. *New Approaches in Humanistic and Social Sciences* :45–50, 11 2015.
- [22] Sara Banian, Alessandro Canossa, Randy Colvin, and Magy El-Nasr. Modeling individual differences in game behavior using hmm. 03 2018.

- [23] Richard Bartle. Hearts, clubs, diamonds, spades : Players who suit muds. 06 1996.
- [24] Richard Bartle. Virtual worlds : Why people play. *Massively Multiplayer Game Development 2*, 2 :3–18, 01 2005.
- [25] Hans Baumgartner and Jan-Benedict E. M. Steenkamp. Response styles in marketing research : A cross-national investigation. 2001.
- [26] Daphné Bavelier. Tedx - your brain on video games. https://www.ted.com/talks/daphne_bavelier_your_brain_on_video_games, 2012.
- [27] Dr. Anthony Bean. Video gamers and personality : A five-factor model to understand game playing style. *Psychology of Popular Media Culture*, Online First Publication, 03 2014.
- [28] Ben-Gurion. Personality based gamification – educational gamification for extroverts and introverts. 2014.
- [29] J. Bennett and S. Lanning. The netflix prize. In *Proceedings of the KDD Cup Workshop 2007*, pages 3–6, New York, August 2007. ACM.
- [30] Lamia Berkani, Imene Kerboua, and Sofiane Zeghoud. Recommendation hybride basée sur l’apprentissage profond. *Revue des Nouvelles Technologies de l’Information*, Business Intelligence Big Data, RNTI-B-16 :69–76, 2020.
- [31] David Beswick. Management implications of the interaction between intrinsic motivation and extrinsic rewards. <https://www.beswick.info/psychres/management.htm>, 2009.
- [32] Daphne Bevelier. https://www.ted.com/talks/daphne_bavelier_your_brain_on_video_games. 2020.
- [33] Andrea Bobbio and A. Manganelli. Measuring social desirability responding. a short version of paulhus’ bidr 6. *TPM- Testing, psychometrics, methodology in applied psychology*, 18, 06 2011.
- [34] Ian Bogost. Wired by design : A game designer explains the counterintuitive secret to fun. <https://www.youtube.com/watch?v=78rPt0RsosQ>, 2014.
- [35] Bernhard Boser, Isabelle Guyon, and Vladimir Vapnik. A training algorithm for optimal margin classifier. *Proceedings of the Fifth Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory*, 5, 08 1996.
- [36] Amélie Boucher. *Expérience utilisateur mobile : UX Design pour smartphones et tablettes*. 2015.
- [37] Emily Brown. A grounded investigation of game immersion. pages 1297–1300, 01 2004.
- [38] Jerry M. Burger. Individual differences in preference for solitude. *Journal of Research in Personality*, 29(1) :85–108, 1995.
- [39] Robin Burke and Robin. Hybrid web recommender systems. volume 4321, 01 2007.
- [40] Marc Busch, Elke Mattheiss, Rita Orji, Andrzej Marczewski, Wolfgang Hochleitner, Michael Lankes, Lennart Nacke, and Manfred Tscheligi. Personalization in serious and persuasive games and gamified interactions. 10 2015.
- [41] Mara Cadinu, Anne Maass, Alessandra Rosabianca, and Jeff Kiesner. Why do women underperform under stereotype threat? evidence for the role of negative thinking. *Psychological science*, 16 :572–8, 08 2005.
- [42] Ricardo J. G. B. Campello, Davoud Moulavi, and Joerg Sander. Density-based clustering based on hierarchical density estimates. In Jian Pei, Vincent S. Tseng, Longbing Cao, Hiroshi Motoda, and Guandong Xu, editors, *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 160–172, Berlin, Heidelberg, 2013. Springer Berlin Heidelberg.
- [43] Valerie Canady. Fda approves first video game rx treatment for children with adhd. *Mental Health Weekly*, 30 :1–7, 06 2020.

- [44] Alessandro Canossa, Jeremy Badler, Magy El-Nasr, Stefanie Tignor, and Randy Colvin. In your face(t) impact of personality and context on gameplay behavior. 06 2015.
- [45] Sonia Capelli. Le temperament du consommateur et son comportement. *Recherche et Applications en Marketing*, 17 :41–53, 06 2002.
- [46] Charles Carver. You want to measure coping but your protocols too long : Consider the brief cope. *International journal of behavioral medicine*, 4 :92–100, 02 1997.
- [47] Fabio Celli and Bruno Lepri. Is big five better than mbti? a personality computing challenge using twitter data. In *CLiC-it*, 2018.
- [48] Darryl Charles and Michaela Black. Dynamic player modelling : A framework for player-centred digital games. *Proceedings of the International Conference on Computer Games : Artificial Intelligence, Design and Education*, 01 2004.
- [49] Ghislaine Chartron and Gérald Kembellec. *General Introduction to Recommender Systems*, pages 1–23. 12 2014.
- [50] Jenova Chen. Flow in games (and everything else). *Commun. ACM*, 50 :31–34, 04 2007.
- [51] Li Chen, Guanliang Chen, and Feng Wang. Recommender systems based on user reviews : the state of the art. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 25 :99–154, 2015.
- [52] Qiwei Chen, Huan Zhao, Wei Li, Pipei Huang, and Wenwu Ou. Behavior sequence transformer for e-commerce recommendation in alibaba. *Proceedings of the 1st International Workshop on Deep Learning Practice for High-Dimensional Sparse Data*, 2019.
- [53] Heng-Tze Cheng, Levent Koc, Jeremiah Harmsen, Tal Shaked, Tushar Chandra, Hrishi Aradhya, Glen Anderson, G.s Corrado, Wei Chai, Mustafa Ispir, Rohan Anil, Zakaria Haque, Lichan Hong, Vihan Jain, Xiaobing Liu, and Hemal Shah. Wide deep learning for recommender systems. pages 7–10, 09 2016.
- [54] Yu chi Wang, Michael Sutherland, and Kent L. Norman. Relating five factor personality traits to video game preference. 2013.
- [55] Davide Chicco and Giuseppe Jurman. The advantages of the matthews correlation coefficient (mcc) over f1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics*, 21, 01 2020.
- [56] Nancy A. Chinchor. Muc-4 evaluation metrics. In *MUC*, 1992.
- [57] CNESCO. Comment l'École française aide-t-elle les Élèves À construire leur orientation? https://www.cnesco.fr/wp-content/uploads/2018/12/181211_Cnesco_Orientation_Dossier_synthese.pdf, 2018.
- [58] Deborah Cobb-Clark and Stefanie Schurer. The stability of big-five personality traits. *Economics Letters*, 115, 09 2011.
- [59] Cassandra Coburn. Play to cure : Genes in space. *The Lancet Oncology*, 15 :688, 06 2014.
- [60] Jacob Cohen. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20 :37 – 46, 1960.
- [61] The Myers-Briggs company. A positive framework for life-long people development. <https://www.themyersbriggs.com/en-US/Products-and-Services/Myers-Briggs>, 2022.
- [62] A. Congard, Pascal Antoine, Ivanchak S, and Gilles PY. Désirabilité sociale et mesure de la personnalité : les dimensions les plus affectées par ce phénomène. *Psychologie Française*, 57 :193–384, 09 2012.
- [63] Bernard Convert. Orientations et réorientations des bacheliers inscrits dans l'enseignement supérieur, 2008.

- [64] Seth Cooper, Firas Khatib, Adrien Treuille, Janos Barbero, Jeehyung Lee, Michael Beenen, Andrew Leaver-Fay, David Baker, Zoran Popovic, and David Eccles. Predicting protein structures with a multiplayer online game. *Nature*, 466 :756–60, 08 2010.
- [65] Paul Covington, Jay Adams, and Emre Sargin. Deep neural networks for youtube recommendations. pages 191–198, 09 2016.
- [66] M Csikszentmihalyi. *Flow : The Psychology of Optimal Experience*. Harper Perennial, London, 1990.
- [67] Dr Marc N Potenza Ph.D. d MD Professor of Psychiatry Jon E Grant J.D. M.D. MD MPH Jd. *Pathological Gambling : A Clinical Guide to Treatment*. 2004.
- [68] Zahra Darban and Mohammad Hadi Valipour. Ghrs : Graph-based hybrid recommendation system with application to movie recommendation, 11 2021.
- [69] Maria Dascalu, Iulia-Cristina Stanica, Constanta-Nicoleta Bodea, Nitu Melania, Elisabeth Lazarou, and Lenuta Dascalu. Diminishing the university drop-out rates in romanian engineering programs by using a smart career path profilingsystem. 05 2020.
- [70] data.gouv. Réussite au baccalauréat selon l’origine sociale. <https://data.education.gouv.fr/explore/dataset/fr-en-reussite-au-baccalaureat-origine-sociale>.
- [71] data.gouv. Taux de pression et d’emploi pour les diplômés de la voie professionnelle. <https://data.education.gouv.fr/explore/dataset/fr-en-taux-de-pression-et-demploi/>.
- [72] data.gouv.fr. Parcoursup 2021 - vœux de poursuite d’études et de réorientation dans l’enseignement supérieur et réponses des établissements. <https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/parcoursup-2021-voeux-de-poursuite-detudes-et-de-reorientation-dans-lenseignement-superieur-et-reponses-des-etablissements>.
- [73] Hoang Anh Dau, Eamonn Keogh, Kaveh Kamgar, Chin-Chia Michael Yeh, Yan Zhu, Shaghayegh Gharghabi, Chotirat Ann Ratanamahatana, Yanping, Bing Hu, Nurjahan Begum, Anthony Bagnall, Abdullah Mueen, Gustavo Batista, and Hexagon-ML. The ucr time series classification archive, October 2018. https://www.cs.ucr.edu/~eamonn/time_series_data_2018/.
- [74] Société de statistique de Paris. Le baccalauréat. son évolution historique et statistique des origines (1808) à nos jours. *Journal de la société statistique de Paris*, 1919.
- [75] Reinout E. de Vries, Anita de Vries, and Jan A. Feij. Sensation seeking, risk-taking, and the hexaco model of personality. *Personality and Individual Differences*, 47(6) :536–540, 2009.
- [76] Eghrari H. Patrick B. C. Leone D. R. Deci, E. L. *Facilitating internalization : The self-determination theory perspective*. Journal of Personality, 1994.
- [77] E.L. Deci and R.M Ryan. *Intrinsic Motivation and Self-Determination in Human Behavior*. Plenum Press, 1985.
- [78] Sebastian Deterding, Dan Dixon, Rilla Khaled, and Lennart Nacke. From game design elements to gamefulness : Defining gamification. volume 11, pages 9–15, 09 2011.
- [79] Colin Deyoung, Jacob Hirsh, Matthew Shane, Xenophon Papademetris, Nallakkandi Rajeevan, and Jeremy Gray. Testing predictions from personality neuroscience : Brain structure and the big five. *Psychological science*, 21 :820–8, 06 2010.
- [80] Lisa Diamond, Gustavo Tondello, Andrzej Marczewski, Lennart Nacke, and Manfred Tscheligi. The hexad gamification user types questionnaire : Background and development process. 10 2015.
- [81] Dan Dixon. Player types and gamification. *Proceedings of the CHI 2011 Workshop on Gamification*, pages 7–12, 2005.
- [82] Anders Drachen, Alessandro Canossa, and Georgios Yannakakis. Player modeling using self-organization in tomb raider : Underworld. pages 1 – 8, 10 2009.

- [83] C. S. Dweck. *Mindset : The new psychology of success*. 2006.
- [84] Andrew Elliot and Holly Mcgregor. A 2×2 achievement goal framework. *Journal of Personality and Social Psychology - PSP*, 80 :501–519, 03 2001.
- [85] Andrew Elliot, Kou Murayama, and Reinhard Pekrun. A 3×2 achievement goal model. *Journal of Educational Psychology*, 103 :632–648, 08 2011.
- [86] Andrew J Elliot and Marcy A. Church. A hierarchical model of approach and avoidance achievement motivation. *Journal of Personality and Social Psychology*, 72 :218–232, 1997.
- [87] Pole emploi. 85% des emplois de 2030 n’existent pas encore. <https://www.pole-emploi.fr/actualites/le-dossier/les-metiers-de-demain/85-des-emplois-de-2030-nexistent.html>, 2021.
- [88] Jean-Philippe Fauconnier. French word embeddings. <http://fauconnier.github.io>, 2015.
- [89] Tom Fawcett. Introduction to roc analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27 :861–874, 06 2006.
- [90] Lauren Ferro, Steffen Walz, and Stefan Greuter. Towards personalised, gamified systems : An investigation into game design, personality and player typologies. 09 2013.
- [91] Han Ping Fung. What is a good r square value in regression analysis ?, 04 2015.
- [92] Julia Föcker, Daniel Cole, Anton Beer, and Daphne Bavelier. Neural bases of enhanced attentional control : Lessons from action video game players. *Brain and Behavior*, 8, 06 2018.
- [93] Kun Gai, Xiaoqiang Zhu, Han Li, Kai Liu, and Zhe Wang. Learning piece-wise linear models from large scale data for ad click prediction. 04 2017.
- [94] Min Gao, Junwei Zhang, Junliang Yu, Jundong Li, Junhao Wen, and Qingyu Xiong. Recommender systems based on generative adversarial networks : A problem-driven perspective. *ArXiv*, abs/2003.02474, 2021.
- [95] Thomas George and Srujana Merugu. A scalable collaborative filtering framework based on co-clustering. pages 4 pp.–, 12 2005.
- [96] Gilles Gignac. Modeling the balanced inventory of desirable responding : Evidence in favor of a revised model of socially desirable responding. *Journal of personality assessment*, 95, 07 2013.
- [97] David Goldberg, David A. Nichols, Brian M. Oki, and Douglas B. Terry. Using collaborative filtering to weave an information tapestry. *Commun. ACM*, 35 :61–70, 1992.
- [98] David E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley, New York, 1989.
- [99] Lewis R. Goldberg. The structure of phenotypic personality traits. *The American psychologist*, 48 1 :26–34, 1993.
- [100] C. Gomez-Uribe and Neil Hunt. The netflix recommender system : Algorithms, business value, and innovation. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, 6 :1 – 19, 2015.
- [101] Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron C. Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial nets. In *NIPS*, 2014.
- [102] Adam Grant. Goodbye to mbti, the fad that won’t die. <https://www.psychologytoday.com/intl/blog/give-and-take/201309/goodbye-mbti-the-fad-won-t-die>, 2013.
- [103] Mihajlo Grbovic and Haibin Cheng. Real-time personalization using embeddings for search ranking at airbnb. *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2018.
- [104] Emmanuel Guardiola. *Méthode de game design pour la création d’un profil psychologique du joueur*. PhD thesis, 01 2014.

- [105] Asela Gunawardana and Guy Shani. A survey of accuracy evaluation metrics of recommendation tasks. *Journal of Machine Learning Research*, 10 :2935–2962, 12 2009.
- [106] Cheng Guo and Felix Berkhahn. Entity embeddings of categorical variables. 04 2016.
- [107] Huifeng Guo, Ruiming Tang, Yunming Ye, Zhenguo Li, and Xiuqiang He. Deepfm : A factorization-machine based neural network for ctr prediction. pages 1725–1731, 08 2017.
- [108] Sonia San Martín Gutiérrez, Nadia H. Jiménez, Carmen Camarero Izquierdo, and Rebeca San José-Cabezudo. The path between personality, self-efficacy, and shopping regarding games apps. *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, 15, 2020.
- [109] Aurélien Géron. *Deep learning avec Keras et TensorFlow : mise en oeuvre et cas concrets*. 2020.
- [110] Fabian Hadiji, Rafet Sifa, Christian Thureau, Anders Drachen, Kristian Kersting, and Christian Bauckhage. Predicting player churn in the wild. 08 2014.
- [111] Ron Hale-Evans. *Mind Performance Hacks : Tips Tools for Overclocking Your Brain (Hacks)*. O’Reilly Media, Inc., 2006.
- [112] M. Hansenne. *Psychologie de la personnalité*. Ouvertures psychologiques - Série LMD. De Boeck Supérieur, 2021.
- [113] F. M. Harper and J. Konstan. The movielens datasets : History and context. *ACM Trans. Interact. Intell. Syst.*, 5 :19 :1–19 :19, 2015.
- [114] Stephen Hart, Andrea Margheri, Federica Paci, and V. Sassone. Riskio : A serious game for cyber security awareness and education. *Computers Security*, 95 :101827, 04 2020.
- [115] Xiangnan He and Tat-Seng Chua. Neural factorization machines for sparse predictive analytics. 08 2017.
- [116] Xiangnan He, Lizi Liao, and Hanwang Zhang. Neural collaborative filtering. *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web*, 08 2017.
- [117] Carrie Heeter, Yu-Hao Lee, Brian Magerko, and Ben Medler. Impacts of forced serious game play on vulnerable subgroups. *IJGCMS*, 3 :34–53, 01 2011.
- [118] Carrie Heeter, Yu-Hao Lee, Ben Medler, and Brian Magerko. Beyond player types : gaming achievement goal. 01 2011.
- [119] Carrie Heeter, Brian Winn, Jillian Winn, and Andrea Bozoki. The challenge of challenge : Avoiding and embracing difficulty in a memory game. 10 2008.
- [120] Antoine Hennion. Pragmatics of taste. *The Blackwell Companion to the Sociology of Culture*, 01 2005.
- [121] B. Herbert, D. Charles, A. Moore, and T. Charles. An investigation of gamification typologies for enhancing learner motivation. In *2014 International Conference on Interactive Technologies and Games*, pages 71–78, 2014.
- [122] Barry Herbert, Darryl Charles, Adrian Moore, and Therese Charles. An investigation of gamification typologies for enhancing learner motivation. pages 71–78, 10 2014.
- [123] Tin Kam Ho. Random decision forests. In *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, volume 1, pages 278–282 vol.1, 1995.
- [124] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural computation*, 9 :1735–80, 12 1997.
- [125] Célia Hodent. *Dans le cerveau du gamer : Neurosciences et UX dans la conception de jeux vidéo*. 2020.
- [126] John L. Holland. *Making vocational choices : A theory of vocational personalities and work environments*. Psychological Assessment Resources, Odessa and FL, 3 edition, 1997.

- [127] Tongwen Huang, Zhiqi Zhang, and Junlin Zhang. Fibinet : combining feature importance and bilinear feature interaction for click-through rate prediction. *Proceedings of the 13th ACM Conference on Recommender Systems*, 2019.
- [128] Nicolas Hug. Surprise : A python library for recommender systems. *Journal of Open Source Software*, 5 :2174, 08 2020.
- [129] Veronika Huta and Alan Waterman. Eudaimonia and its distinction from hedonia : Developing a classification and terminology for understanding conceptual and operational definitions. *Journal of Happiness Studies*, Accepted, 11 2013.
- [130] INSEE. Diplôme le plus élevé selon l'âge et le sexe - données annuelles 2021. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/2416872>, 2022.
- [131] Sheena Iyengar and Mark Lepper. When choice is demotivating : Can one desire too much of a good thing? *Journal of personality and social psychology*, 79 :995–1006, 01 2001.
- [132] Aditya Jain, R. Bansal, A. Kumar, and K. Singh. A comparative study of visual and auditory reaction times on the basis of gender and physical activity levels of medical first year students. *International Journal of Applied and Basic Medical Research*, 5 :124 – 127, 2015.
- [133] Kevin Jamieson and Ameet Talwalkar. Non-stochastic best arm identification and hyperparameter optimization. In Arthur Gretton and Christian C. Robert, editors, *Proceedings of the 19th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, volume 51 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pages 240–248, Cadiz, Spain, 09–11 May 2016. PMLR.
- [134] Charlene Jennett, Anna Cox, Samira Dhoparee, Andrew Epps, Tim Tijs, and Alison Walton. Measuring and defining the experience of the immersion in games. *International Journal of Human-Computer Studies*, 66 :641–661, 09 2008.
- [135] Eui Jun Jeong and Hye Rim Lee. Addictive use due to personality : Focused on big five personality traits and game addiction. *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Social, Behavioral, Educational, Economic, Business and Industrial Engineering*, 9 :2032–2036, 2015.
- [136] Yuan Jia, Bin Xu, Yamini Karanam, and Stephen Voida. Personality-targeted gamification : A survey study on personality traits and motivational affordances. pages 2001–2013, 05 2016.
- [137] Tournois Jocelyne, Mesnil Franck, and Jean-Luc Kop. Autoduperie et hétéroduperie : Un instrument de mesure de la désirabilité sociale. *Revue Européenne de Psychologie Appliquée*, 50 :219–233, 01 2000.
- [138] Daniel Johnson and John Gardner. Personality, motivation and video games. pages 276–279, 01 2010.
- [139] Daniel Johnson, Peta Wyeth, Penny Sweetser, and John Gardner. Personality, genre and videogame play experience. 09 2012.
- [140] Karen Spärck Jones. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. *J. Documentation*, 60 :493–502, 2004.
- [141] Cleomar Jr and Marcius Armada. Recommender systems in social networks. *Journal of Information Systems and Technology Management*, 8, 12 2011.
- [142] Charles Judd, Gary McClelland, Carey Ryan, Dominique Muller, and Vincent Yzerbyt. *L'analyse de données. Une approche par comparaison de modèles*. 01 2010.
- [143] John M. Jumper, Richard Evans, Alexander Pritzel, Tim Green, Michael Figurnov, Olaf Ronneberger, Kathryn Tunyasuvunakool, Russ Bates, Augustin Zidek, Anna Potapenko, Alex Bridgland, Clemens Meyer, Simon A A Kohl, Andy Ballard, Andrew Cowie, Bernardino Romera-Paredes, Stanislav Nikolov, Rishub Jain, Jonas Adler, Trevor Back, Stig Petersen, David A. Reiman, Ellen Clancy, Michal Zielinski, Martin Steinegger, Michalina Pacholska, Tamas Berghammer, Sebastian Bodenstern, David Silver, Oriol Vinyals, Andrew W. Senior, Koray Kavukcuoglu, Pushmeet Kohli, and Demis Hassabis. Highly accurate protein structure prediction with alphafold. *Nature*, 596 :583 – 589, 2021.

- [144] J. Kiefer and Jacob Wolfowitz. Stochastic estimation of the maximum of a regression function. *Annals of Mathematical Statistics*, 23 :462–466, 1952.
- [145] Jun Kim, Daniel Gunn, Eric Schuh, Bruce Phillips, Randy Pagulayan, and Dennis Wixon. Tracking real-time user experience (true) : A comprehensive instrumentation solution for complex systems. pages 443–452, 01 2008.
- [146] Maryon King and Gordon Bruner. Social desirability bias : A neglected aspect of validity testing. *Psychology and Marketing*, 17 :79 – 103, 02 2000.
- [147] V. Klema and A. Laub. The singular value decomposition : Its computation and some applications. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 25(2) :164–176, 1980.
- [148] Igor Knez. Effects of colour of light on nonvisual psychological processes. *Journal of Environmental Psychology*, 21 :201–208, 06 2001.
- [149] Ron Kohavi. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. 14, 03 2001.
- [150] Yehuda Koren. Factorization meets the neighborhood : A multifaceted collaborative filtering model. 2008.
- [151] Yehuda Koren. Factor in the neighbors : Scalable and accurate collaborative filtering. *TKDD*, 4, 01 2010.
- [152] Yehuda Koren, Robert Bell, and Chris Volinsky. Matrix factorization techniques for recommender systems. *Computer*, 42(8) :30–37, August 2009.
- [153] Yehuda Koren, Robert Bell, and Chris Volinsky. Matrix factorization techniques for recommender systems. *Computer*, 42 :30–37, 08 2009.
- [154] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Neural Information Processing Systems*, 25, 01 2012.
- [155] William H. Kruskal and Wilson Allen Wallis. Use of ranks in one-criterion variance analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 47 :583–621, 1952.
- [156] Maciej Kula. Metadata embeddings for user and item cold-start recommendations. *ArXiv*, abs/1507.08439, 2015.
- [157] Vipin Kumar and Sonajharia Minz. Feature selection : A literature review. *Smart Comput. Rev.*, 4 :211–229, 2014.
- [158] Christine Lambert, Spencer Arbuckle, and Ronald Holden. The marlowe-crowne social desirability scale outperforms the bidr impression management scale for identifying fakers. *Journal of Research in Personality*, 61, 02 2016.
- [159] Auguste Dumouilla Jérémy Lamri. *Digitaliser l’orientation professionnelle : Les défis de l’accompagnement au XXIe siècle*. 2022.
- [160] Adam Large, Benoit Bediou, Sezen Cekic, Yuval Hart, Daphne Bavelier, and C. Green. Cognitive and behavioral correlates of achievement in a complex multi-player video game. *Media and Communication*, 7 :198, 12 2019.
- [161] Daniel Lee and Hyunjune Seung. Algorithms for non-negative matrix factorization. *Adv. Neural Inform. Process. Syst.*, 13, 02 2001.
- [162] Jeehyung Lee, Wipapat Kladwang, Minjae Lee, Daniel Cantu, Martin Azizyan, Hanjoo Kim, Alex Limpaecher, Sungroh Yoon, Adrien Treuille, and Rhiju Das. Rna design rules from a massive open laboratory. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 111 :2122–7, 02 2014.
- [163] Daniel Lemire and Anna Maclachlan. Slope one predictors for online rating-based collaborative filtering. *Proceedings of the 2005 SIAM International Conference on Data Mining, SDM 2005*, 5, 02 2007.

- [164] Amanda Lenhart, Joseph Kahne, Ellen Middaugh, Alexandra Macgill, Chris Evans, and Jessica Vitak. Teens, video games, and civics : Teens' gaming experiences are diverse and include significant social interaction and civic engagement. *Pew Internet American Life Project*, 09 2008.
- [165] L. Li, K. Jamieson, Giulia DeSalvo, A. Rostamizadeh, and A. Talwalkar. Hyperband : A novel bandit-based approach to hyperparameter optimization. *Journal of Machine Learning Research*, 18 :1–52, 04 2018.
- [166] Petro Liashchynskiy and Pavlo Liashchynskiy. Grid search, random search, genetic algorithm : A big comparison for nas, 2019.
- [167] G. Linden, B. Smith, and J. York. Amazon.com recommendations : item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet Computing*, 7(1) :76–80, 2003.
- [168] Greg Linden, Brent Smith, and Jeremy York. Amazon.com recommendations : Item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet Comput.*, 7 :76–80, 2003.
- [169] Jun Yi Liu. A survey of deep learning approaches for recommendation systems. *Journal of Physics : Conference Series*, 1087, 2018.
- [170] Mingnan Liu, Fred Conrad, and Sunghee Lee. Comparing acquiescent and extreme response styles in face-to-face and web surveys. *Quality Quantity*, 51, 03 2017.
- [171] Q. Liu, Feng Yu, Shu Wu, and Liang Wang. A convolutional click prediction model. *Proceedings of the 24th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management*, 2015.
- [172] Christian Sebastian Loh, I-Hung Li, and Yanyan Sheng. Comparison of similarity measures to differentiate players' actions and decision-making profiles in serious games analytics. *Computers in Human Behavior*, 64 :562 – 574, 2016.
- [173] Pasquale Lops, Marco de Gemmis, and Giovanni Semeraro. *Content-based Recommender Systems : State of the Art and Trends*, pages 73–105. 01 2011.
- [174] Diana Lora, Antonio Sánchez-Ruiz, and Pedro Gonzalez-Calero. Time series and case-based reasoning for an intelligent tetris game. pages 185–199, 06 2017.
- [175] Wantong Lu, Yantao Yu, Yongzhe Chang, Zhen Wang, Chenhui Li, and Bo Yuan. A dual input-aware factorization machine for ctr prediction. In *IJCAI*, 2020.
- [176] Hans Peter Luhn. A statistical approach to mechanized encoding and searching of literary information. *IBM J. Res. Dev.*, 1 :309–317, 1957.
- [177] Xin Luo, Mengchu Zhou, Yunni Xia, and Qing-sheng Zhu. An efficient non-negative matrix-factorization-based approach to collaborative filtering for recommender systems. *Industrial Informatics, IEEE Transactions on*, 10 :1273–1284, 05 2014.
- [178] Christian López B. and Conrad Tucker. The effects of player type on performance : A gamification case study. *Computers in Human Behavior*, 91, 10 2018.
- [179] Brian Magerko, Carrie Heeter, and Ben Medler. Different strokes for different folks : Tapping into the hidden potential of serious games. 01 2010.
- [180] Henry Mahncke, Amy Bronstone, and Michael Merzenich. Brain plasticity and functional losses in the aged : Scientific bases for a novel intervention. *Progress in brain research*, 157 :81–109, 02 2006.
- [181] Sasha Makarovych, Alessandro Canossa, Julian Togelius, and Anders Drachen. Like a dna string : Sequence-based player profiling in tom clancy's the division. 01 2018.
- [182] Jennifer A. Mangels, Brady Butterfield, Justin M Lamb, Catherine Good, and Carol S. Dweck. Why do beliefs about intelligence influence learning success? a social cognitive neuroscience model. *Social cognitive and affective neuroscience*, 1 2 :75–86, 2006.
- [183] Sandi Mann. *La bible de la psychologie - Pour les accros du genre... et ceux qui vont le devenir*. 09 2017.

- [184] Jessica Maples-Keller, Li Guan, Nathan Carter, and Joshua Miller. A test of the international personality item pool representation of the revised neo personality inventory and development of a 120-item ipip-based measure of the five-factor model. *Psychological assessment*, 26, 06 2014.
- [185] Andrzej Marczewski. *Even Ninja Monkeys Like to Play : Gamification, Game Thinking and Motivational Design*, pages 65–80. 10 2015.
- [186] Andrzej Marczewski. Hexad : A player type framework for gamification design. <https://www.gamified.uk/user-types/>, 2018.
- [187] Andrzej Marczewski. User types hexad test results. <https://gamified.uk/UserTypeTest2016/user-type-test-results.php?lid=#.XvdedSgzaUl>, 2020.
- [188] Popescu Marius, Valentina Balas, Liliana Perescu-Popescu, and Nikos Mastorakis. Multilayer perceptron and neural networks. *WSEAS Transactions on Circuits and Systems*, 8, 07 2009.
- [189] Petri Purho Martin Jonasson. Juice it or lose it. <https://www.youtube.com/watch?v=Fy0aCDmgnxg>, 2012.
- [190] Bouvard Martine. *Questionnaires et échelles d'évaluation de la personnalité / Martine Bouvard*. Collection Pratiques en psychothérapie. Elsevier-Masson, Paris, 3e édition edition, DL 2009.
- [191] Alexandre Vieira da Silva João Carlos Néto Marvin Oliver Schneider, Érika Tiemi Uehara Moriya. Analysis of player profiles in electronic games applying bartle's taxonomy. *Proceedings of SBGames*, 2016.
- [192] B.W. Matthews. Comparison of the predicted and observed secondary structure of t4 phage lysozyme. *Biochimica et Biophysica Acta (BBA) - Protein Structure*, 405(2) :442–451, 1975.
- [193] Robert McCrae and Paul Costa. Reinterpreting the myers-briggs type indicator from the perspective of the five-factor model of personality. *Journal of personality*, 57 :17–40, 03 1989.
- [194] Nicole McMahan, Peta Wyeth, and Daniel Johnson. Personality and player types in fallout new vegas. 09 2012.
- [195] Elisa D. Mekler, Florian Brühlmann, Klaus Opwis, and Alexandre N. Tuch. Disassembling gamification : the effects of points and meaning on user motivation and performance. *CHI '13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, 2013.
- [196] Dávid Melhárt, Ahmad Azadvar, Alessandro Canossa, Antonios Liapis, and Georgios N. Yannakakis. Your gameplay says it all : Modelling motivation in tom clancy's the division. *2019 IEEE Conference on Games (CoG)*, pages 1–8, 2019.
- [197] Prem Melville, Raymond Mooney, and Ramadass Nagarajan. Content-boosted collaborative filtering for improved recommendations. *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, 05 2002.
- [198] Jeanky Mendez and Jehan Bulanadi. Job matcher : A web application job placement using collaborative filtering recommender system. *International Journal of Research Studies in Education*, 9, 07 2020.
- [199] Pierre Merle. *Parlons école en 30 questions*. Doc en poche - entrez dans l'actu, 2021.
- [200] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, G.s Corrado, and Jeffrey Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 26, 10 2013.
- [201] Amanda Miller and Janice Keenan. How word reading skill impacts text memory : The centrality deficit and how domain knowledge can compensate. *Annals of dyslexia*, 59 :99–113, 06 2009.
- [202] Isabelle Missiaen. Universités : plus d'étudiants... et de réorientations! https://www.lepoint.fr/education/universites-plus-d-etudiants-et-de-reorientations-28-10-2021-2449715_3584.php, 2021.

- [203] Ferenc Moksony. Small is beautiful : The use and interpretation of r^2 in social research. *Szociologiai Szemle*, pages 130–138, 01 1999.
- [204] A. Moyne, Y. Barthod-Malat, and Violaine Kubiszewski. Stress scolaire des collégiens et des lycéens : effet de l’appréhension de l’orientation et de la pression de la note. *Pratiques Psychologiques*, 08 2017.
- [205] Lorenz K. Müller, Julien N. P. Martel, and G. Indiveri. Kernelized synaptic weight matrices. In *ICML*, 2018.
- [206] NA. Raw data of Douban movies, algorithm codes, and train/test samples, 2018.
- [207] Lennart E. Nacke, Chris Bateman, and Regan L. Mandryk. Brainhex : Preliminary results from a neurobiological gamer typology survey. In Junia Coutinho Anacleto, Sidney Fels, Nicholas Graham, Bill Kapralos, Magy Saif El-Nasr, and Kevin Stanley, editors, *Entertainment Computing – ICEC 2011*, pages 288–293, Berlin, Heidelberg, 2011. Springer Berlin Heidelberg.
- [208] Marvee Cheska Natividad, Bobby Gerardo, and Ruji Medina. A fuzzy-based career recommender system for senior high school students in k to 12 education. *IOP Conference Series : Materials Science and Engineering*, 482 :012025, 03 2019.
- [209] Anton Nederhof. Methods of coping with social desirability bias : A review. *European Journal of Social Psychology*, 15 :263 – 280, 07 1985.
- [210] Tien Nguyen, Franklin Harper, Loren Terveen, and Joseph Konstan. User personality and user satisfaction with recommender systems. *Information Systems Frontiers*, 20 :1–17, 12 2018.
- [211] Min Nie, Zhao lei Xiong, Ruiyang Zhong, Wei Deng, and G. S. Yang. Career choice prediction based on campus big data—mining the potential behavior of college students. *Applied Sciences*, 2020.
- [212] Jan Willem Nijman. The art of screenshake. <https://www.youtube.com/watch?v=AJdEqssNZ-U>, 2013.
- [213] A. Imran Nordin, Paul A. Cairns, Matthew Hudson, Alejandro Alonso, and Eduardo H. Calvillo Gámez. The effect of surroundings on gaming experience. In *FDG*, 2014.
- [214] Donald A. Norman. *The Psychology Of Everyday Things*. 1988.
- [215] Awoyelu I. O., Oguntoyinbo E. O., and Awoyelu T. M. Fuzzy k-nearest neighbour model for choice of career path for upper basic school students. *International Journal of Education and Management Engineering*, 10 :18–32, 2020.
- [216] Jeroen Ooge, Robin De Croon, Katrien Verbert, and Vero Vanden Abeele. Tailoring gamification for adolescents : a validation study of big five and hexad in dutch. 11 2020.
- [217] Harshit Pande. Field-embedded factorization machines for click-through rate prediction. *ArXiv*, abs/2009.09931, 2020.
- [218] Delroy Paulhus. Measurement and control of response bias. *Measurement of Personality and Social Psychological Attitudes*, 1, 12 1991.
- [219] Nicole Peever, Daniel Johnson, and John Gardner. Personality video game genre preferences. 07 2012.
- [220] Park N. Seligman M.E.P. Peterson, C. *Orientations to happiness and life satisfaction : the full life versus the empty life.*, pages 25–41. *J Happiness Stud* 6, 2005.
- [221] David Pittenger. Measuring the mbti ... and coming up short. *Journal of Career Planning and Employment*, 54, 01 1993.
- [222] Damien Poirier, Françoise Fessant, and Isabelle Tellier. De la classification d’opinion à la recommandation : l’apport des textes communautaires. 01 2010.
- [223] Harish Kalode Shruti Harkut Shivam Kamdi Poonam Parate, Mukesh Barapatre and Arpit Alne. Machine learning base student future orientation and recommendation system. 2021.

- [224] Artem Prosvetov. Gan for recommendation system. *Journal of Physics : Conference Series*, 1405 :012005, 11 2019.
- [225] Manar Qamhieh, Haya Sammaneh, and Mona Nabil Demaidi. Pcrs : Personalized career-path recommender system for engineering students. *IEEE Access*, 8 :214039–214049, 2020.
- [226] Shruti Rajagopalan. *Richard H. Thaler, Misbehaving : The Making of Behavioral Economics*, volume 30. 09 2015.
- [227] Beatrice Rammstedt and Oliver John. Measuring personality in one minute or less : A 10-item short version of the big five inventory in english and german. *Journal of Research in Personality*, 41 :203–212, 02 2007.
- [228] B. Ramsundar and R.B. Zadeh. *TensorFlow pour le Deep learning - De la régression linéaire à l'apprentissage par renforcement - collection O'Reilly : collection O'Reilly*. edi8, 2018.
- [229] T. R. Razak, Muhamad Arif Hashim, Noorfaizalfarid Mohd Noor, Iman Hazwam Abd Halim, and Nur Fatin Farihin Shamsul. Career path recommendation system for uitm perlis students using fuzzy logic. *2014 5th International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS)*, pages 1–5, 2014.
- [230] Bernard Renault. *Imagerie cerebrale fonctionnelle électrique et magnétique / sous la direction de Bernard Renault*. Hermes Science publications Lavoisier, Paris, 2004.
- [231] Steffen Rendle and Christoph Freudenthaler. Improving pairwise learning for item recommendation from implicit feedback. pages 273–282, 02 2014.
- [232] Abdon Rivera, Mariela Tapia-Leon, and Sergio Luján-Mora. *Recommendation Systems in Education : A Systematic Mapping Study*, pages 937–947. 01 2018.
- [233] Stephen Robertson and Hugo Zaragoza. The probabilistic relevance framework : Bm25 and beyond. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 3 :333–389, 01 2009.
- [234] M. Rosenberg. Rosenberg self-esteem scale. *APA PsycTests*, 1965.
- [235] Frank Rosenblatt. The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 65 6 :386–408, 1958.
- [236] Sebastian Ruder. An overview of gradient descent optimization algorithms. *ArXiv*, abs/1609.04747, 2016.
- [237] Carmen Russoniello, Kevin O'Brien, and J.M. Parks. The effectiveness of casual video games in improving mood and decreasing stress. *Journal of Cyber Therapy and Rehabilitation*, 2 :53–66, 01 2009.
- [238] Richard Ryan, Edward Deci, and Maarten Vansteenkiste. *Autonomy and Autonomy Disturbances in Self-Development and Psychopathology : Research on Motivation, Attachment, and Clinical Process*. 01 2015.
- [239] Ruslan Salakhutdinov and Andriy Mnih. Probabilistic matrix factorization. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 20, 2008.
- [240] Olufunmilayo Salami. The factors determining the choice of career among secondary school students (a case study of ikenne local government). *International Journal of Engineering Science*, 2 :33–44, 06 2013.
- [241] Stan Salvador and Philip Chan. Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. volume 11, pages 70–80, 01 2004.
- [242] Badrul Sarwar, George Karypis, Joseph Konstan, and John Riedl. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. *Proceedings of ACM World Wide Web Conference*, 1, 08 2001.
- [243] Jesse Schell. *The Art of Game Design*. 2008.
- [244] Barry Schwartz. *The Paradox of Choice : Why More Is Less*. Harper Perennial, January 2005.

- [245] Ralf Schwarzer and Matthias Jerusalem. The general self-efficacy scale (gse). *Anxiety, Stress, and Coping*, 12 :329–345, 01 2010.
- [246] SELL. L’essentiel du jeu vidéo - novembre 2021. <https://www.sell.fr/news/lessentiel-du-jeu-video-novembre-2021>, 2021.
- [247] SELL. Bilan du marché français 2021. https://www.sell.fr/sites/default/files/essentiel-jeu-video/essentiel_du_jeu_video_mars_2022_sell.pdf, 2022.
- [248] Soonhwa Seok and Boaventura DaCosta. Predicting video game behavior : An investigation of the relationship between personality and mobile game play. *Games and Culture*, 10 :481–501, 01 2015.
- [249] Andre Bigand Siegfried Delannoy, Emilie Poisson Caillault and Kevin Rousseeuw. Symbolic translation of time series using piecewise n-gram similarity voting. *Conference : 10th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*, 2021.
- [250] B. F Skinner. ‘superstition’ in the pigeon. *Journal of Experimental Psychology*, 38(2) :168–172, 1948.
- [251] Christopher Soto and Oliver John. The next big five inventory (bfi-2) : Developing and assessing a hierarchical model with 15 facets to enhance bandwidth, fidelity, and predictive power. *Journal of Personality and Social Psychology*, 113 :117–143, 07 2017.
- [252] Nitish Srivastava, Geoffrey Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Ruslan Salakhutdinov. Dropout : A simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 15 :1929–1958, 06 2014.
- [253] JR. Stanley O. Gaines. *Personality Psychology : The Basics*. 2020.
- [254] Mervyn Stone. Cross-validators choice and assessment of statistical predictions. *Journal of the royal statistical society b-methodological*, 36 :111–133, 1974.
- [255] Kashvi Taunk, Sanjukta De, Srishti Verma, and Aleena Swetapadma. A brief review of nearest neighbor algorithm for learning and classification. pages 1255–1260, 05 2019.
- [256] Matt Thompson, A. Imran Nordin, and Paul Cairns. Effect of touch–screen size on game immersion. pages 280–285, 09 2012.
- [257] Matt Thompson, A. Imran Nordin, and Paul Cairns. Effect of touch–screen size on game immersion. pages 280–285, 09 2012.
- [258] Robert Tibshirani. Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the royal statistical society series b-methodological*, 58 :267–288, 1996.
- [259] A. N. Tikhonov. On the stability of inverse problems. *Proceedings of the USSR Academy of Sciences*, 39 :195–198, 1943.
- [260] Gustavo Tondello, Karina Arrambide, Giovanni Ribeiro, Andrew Cen, and Lennart Nacke. “i don’t fit into a single type” : A trait model and scale of game playing preferences. 09 2019.
- [261] Gustavo Tondello, Alberto Mora, and Lennart Nacke. Elements of gameful design emerging from user preferences. 10 2017.
- [262] Gustavo Tondello and Lennart Nacke. Player characteristics and video game preferences. 10 2019.
- [263] Gustavo Tondello and Lennart Nacke. Validation of user preferences and effects of personalized gamification on task performance. *Frontiers in Computer Science*, 2 :29, 08 2020.
- [264] Gustavo Tondello, Deltcho Valtchanov, Adrian Reetz, Rina Wehbe, Rita Orji, and Lennart Nacke. Towards a trait model of video game preferences. *International Journal of Human-Computer Interaction*, pages 1–17, 04 2018.
- [265] Gustavo Tondello, Rina Wehbe, Lisa Diamond, Marc Busch, Andrzej Marczewski, and Lennart Nacke. The gamification user types hexad scale. 10 2016.

- [266] Gustavo Tondello, Rina Wehbe, Rita Orji, Giovanni Ribeiro, and Lennart Nacke. A framework and taxonomy of videogame playing preferences. 10 2017.
- [267] Eileen Trauth, Jeria Quesenberry, and Allison Morgan. Understanding the under representation of women in it : Toward a theory of individual differences. pages 114–119, 01 2004.
- [268] Sabine Trepte and Leonard Reinecke. The pleasures of success : Game-related efficacy experiences as a mediator between player performance and game enjoyment. *Cyberpsychology, behavior and social networking*, 14 :555–7, 02 2011.
- [269] Andrew Trotman, Antti Puurula, and Blake Burgess. Improvements to bm25 and language models examined. In *ADCS '14*, 2014.
- [270] Nele Usslepp, Nicolas Hübner, Gundula Stoll, Marion Spengler, Ulrich Trautwein, and Benjamin Nagegast. Riasec interests and the big five personality traits matter for life success—but do they already matter for educational track choices? *Journal of Personality*, 88, 03 2020.
- [271] Giorgio Valentini and Francesco Masulli. Ensembles of learning machines. In *WIRN*, 2002.
- [272] Thea Van de Mortel. Faking it : Social desirability response bias in self-report research. *Thea F van de Mortel*, 25, 01 2008.
- [273] Laurens van der Maaten and Geoffrey Hinton. Visualizing data using t-sne. *Journal of Machine Learning Research*, 9 :2579–2605, 11 2008.
- [274] Jason VandenBerghe. The five domains of play. <https://www.darklorde.com/the-five-domains-of-play/>, 2012.
- [275] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. 06 2017.
- [276] Prabal Singh Verma, Sandeep Kumar Sood, and Sheetal Kalra. Student career path recommendation in engineering stream based on three-dimensional model. *Computer Applications in Engineering Education*, 25 :578 – 593, 2017.
- [277] Juliane M. von der Heiden, Beate Braun, Kai W. Müller, and Boris Egloff. The association between video gaming and psychological functioning. *Frontiers in Psychology*, 10, 2019.
- [278] Jérôme Waldispühl, Attila Szantner, Rob Knight, Sébastien Caisse, and Randy Pitchford. Leveling up citizen science. *Nature Biotechnology*, 38 :1124–1126, 10 2020.
- [279] Ruoxi Wang, Bin Fu, Gang Fu, and Mingliang Wang. Deep cross network for ad click predictions. pages 1–7, 08 2017.
- [280] Ruoxi Wang, Rakesh Shivanna, D. Cheng, Sagar Jain, Dong Lin, L. Hong, and Ed H. Chi. Dcn v2 : Improved deep & cross network and practical lessons for web-scale learning to rank systems. *Proceedings of the Web Conference 2021*, 2021.
- [281] Bert Weijters, Elke Cabooter, and Niels Schillewaert. The effect of rating scale format on response styles : The number of response categories and response category labels. *International Journal of Research in Marketing*, 27 :236–247, 09 2010.
- [282] P.J. Werbos. Backpropagation through time : what it does and how to do it. *Proceedings of the IEEE*, 78(10) :1550–1560, 1990.
- [283] Wikipedia contributors. Quiz : Bartle test of gamer psychology. <https://web.archive.org/web/20090206204708/http://www.gamerdna.com/quizzes/bartle-test-of-gamer-psychology>, 1996. From Aug 28, 1996 to Feb 06, 2009 - 543,381 users - Explorers : 39.8% (close to Socializer) Killers 28.2% (close to Achievers) Achievers 18.4% (close to Explorers) Socializers 13.6% (close to Explorers).
- [284] Alex Wiltshire. Behind the addictive psychology and seductive art of loot boxes. <https://www.pcgamer.com/behind-the-addictive-psychology-and-seductive-art-of-loot-boxes/>, 2017.

- [285] Jillian Winn and Carrie Heeter. Gaming, gender, and time : Who makes time to play? *Sex Roles*, 61 :1–13, 07 2009.
- [286] Tzu-Tsung Wong. Performance evaluation of classification algorithms by k-fold and leave-one-out cross validation. *Pattern Recognition*, 48, 09 2015.
- [287] Tanya V Yadalam, Vaishnavi M Gowda, Vanditha Shiva Kumar, Disha Girish, and Namratha M. Career recommendation systems using content based filtering. *2020 5th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)*, pages 660–665, 2020.
- [288] Yi Yang, Baile Xu, S. Furoo, and Jian Zhao. Operation-aware neural networks for user response prediction. *Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society*, 121 :161–168, 2020.
- [289] Hao Ye, Xiangnan He, Hanwang Zhang, Fei Wu, and Tat-Seng Chua. Attentional factorization machines : Learning the weight of feature interactions via attention networks. pages 3119–3125, 08 2017.
- [290] Nicholas Yee. Facets : 5 motivation factors for why people play mmorpg’s. <http://www.nickyee.com/facets/facets.PDF>, 2002.
- [291] Nick Yee. Gaming motivations align with personality traits. <https://quanticfoundry.com/2016/01/05/personality-correlates/>, 2016.
- [292] Nick Yee, Nicolas Ducheneaut, and Les Nelson. Online gaming motivations scale : Development and validation. *Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings*, 05 2012.
- [293] Nick Yee, Nicolas Ducheneaut, Les Nelson, and Peter Likarish. Introverted elves conscientious gnomes : The expression of personality in world of warcraft. volume 2011, pages 753–762, 05 2011.
- [294] Xue Ying. An overview of overfitting and its solutions. *Journal of Physics : Conference Series*, 1168 :022022, 02 2019.
- [295] Jinsung Yoon, James Jordon, and Mihaela van der Schaar. Gain : Missing data imputation using generative adversarial nets, 2018.
- [296] Y. Yu, Zhen Wang, and Bo Yuan. An input-aware factorization machine for sparse prediction. In *IJCAI*, 2019.
- [297] V. Zammitto. Gamers’ personality and their gaming preferences, 2001.
- [298] Weinan Zhang, Tianming Du, and Jun Wang. Deep learning over multi-field categorical data. volume 9626, pages 45–57, 03 2016.
- [299] Liang zhong Cui, Fuliang Guo, and Ying jie Liang. Research overview of educational recommender systems. In *CSAE ’18*, 2018.
- [300] G. A Zicherman. Long engagement and a shotgun wedding : Why engagement is the power metric of the decade. presentation, gamification summit, san francisco, ca, <http://goo.gl/jlao0.>, 2011.

A ANNEXE

B La liste des questions

HEXACO-100

- 11 Visiter une galerie d'art m'ennuierait.
- 12 Je nettoie assez souvent mon bureau ou ma maison.
- 13 Je suis rarement rancunier(ère), même envers les personnes qui m'ont causé de graves préjudices.
- 14 Je me sens raisonnablement satisfait de moi-même dans l'ensemble.
- 15 J'ai peur de voyager en cas d'intempéries.
- 16 Si je souhaite obtenir quelque chose d'une personne que je n'aime pas, je serai agréable envers elle pour obtenir ce que je veux.
- 17 Apprendre l'histoire et les politiques d'autres pays m'intéresse.
- 18 Au travail, je me fixe des objectifs ambitieux.
- 19 Les gens me disent parfois que je juge trop les autres.
- 20 Je fais rarement part de mes opinions pendant des réunions de groupe.
- 21 Parfois, je ne peux m'empêcher de m'inquiéter pour des incidents sans importance.
- 22 Si j'avais la certitude de ne jamais me faire prendre, je volerais volontiers un million de dollars.
- 23 Je préfère un emploi routinier à un emploi qui demande une certaine créativité.
- 24 Je révise souvent mes travaux plusieurs fois pour vérifier les erreurs.
- 25 Les gens disent parfois que je suis une personne têtue.
- 26 J'évite de « bavarder » avec les gens.
- 27 Lorsqu'une expérience douloureuse m'afflige, j'ai besoin de quelqu'un pour me sentir mieux.
- 28 Avoir beaucoup d'argent n'est pas particulièrement important pour moi.
- 29 Porter attention aux idées radicales est une perte de temps.
- 30 Lorsque je prends des décisions, je me fie à mon intuition du moment plutôt que de prendre le temps d'évaluer rationnellement la question.
- 31 Les gens trouvent que je suis une personne qui se fâche facilement.
- 32 Je me sens plein d'énergie la plupart du temps.
- 33 Voir quelqu'un pleurer me donne envie de pleurer moi-même.
- 34 Je suis une personne ordinaire qui n'est pas meilleure que les autres.
- 35 Je ne perdrais pas mon temps à lire un livre de poésie.
- 36 J'organise et je prévois à l'avance afin d'éviter de tout bousculer à la dernière minute.
- 37 Mon attitude envers ceux qui m'ont traité injustement est de « pardonner et oublier ».
- 38 Je pense que la plupart des personnes aiment certains aspects de ma personnalité.
- 39 Je n'ai pas d'objection à faire un travail dangereux.
- 40 Je n'aurais pas recours à la flatterie pour obtenir une augmentation de salaire ou une promotion, même si je crois que cela aurait d'excellentes chances de réussir.
- 41 J'aime bien regarder des cartes géographiques de différents endroits.
- 42 Je me donne au maximum afin d'atteindre un but.
- 43 J'accepte généralement les fautes des autres sans me plaindre de celles-ci.
- 44 Dans des situations sociales, je suis la personne qui fait généralement les premiers pas.
- 45 J'ai tendance à beaucoup moins m'inquiéter que la plupart des gens.
- 46 Je serais tenté(e) par l'achat de biens volés si mon budget était serré.
- 47 J'aimerais bien créer une œuvre d'art comme un roman, une chanson ou une peinture.
- 48 Lorsque je travaille, je me soucie peu des petits détails.
- 49 Je suis plutôt flexible dans mes opinions lorsque les gens ne sont pas d'accord avec moi.
- 50 J'aime être dans une situation où il y a beaucoup de gens et avoir l'occasion de discuter avec beaucoup d'entre eux.
- 51 Je peux gérer les situations difficiles sans le soutien moral de qui que ce soit.
- 52 J'aimerais habiter un quartier très riche et huppé.
- 53 J'aime bien les gens qui sont capables d'une vision non conventionnelle des choses.
- 54 Je fais beaucoup d'erreurs, parce que je ne pense pas avant d'agir.
- 55 Je me frustre très rarement, même lorsqu'on ne me traite pas bien.
- 56 La plupart du temps, je suis jovial(e) et optimiste.
- 57 Lorsqu'une personne qui m'est proche est malheureuse, je peux presque ressentir sa douleur moi-

- même.
- 58 Je ne voudrais pas que les gens me traitent comme quelqu'un de supérieur(e) à eux.
 - 59 Si j'en avais la chance, j'aimerais bien assister à un concert de musique classique.
 - 60 Les gens plaisaient souvent à propos du désordre de ma chambre ou de mon bureau.
 - 61 Si une personne m'a déjà trompé(e), je m'en méfierai toujours.
 - 62 J'estime que je suis une personne peu populaire.
 - 63 Les dangers physiques me font très peur.
 - 64 Pour obtenir quelque chose de quelqu'un en particulier, je rirais de ses blagues même si elles sont plates.
 - 65 Un livre sur l'histoire des sciences et de la technologie serait pour moi très ennuyeux.
 - 66 Souvent, il m'arrive d'abandonner mes objectifs avant de les avoir atteints.
 - 67 Je juge souvent les autres avec indulgence.
 - 68 Lorsque je suis en groupe, je suis souvent le ou la porte parole.
 - 69 J'ai rarement ou jamais de mal à dormir en raison du stress ou de l'anxiété.
 - 70 Je n'accepterais jamais de pot-de-vin, aussi gros soit-il.
 - 71 On me dit souvent que j'ai beaucoup d'imagination.
 - 72 Je fais toujours mon travail avec minutie, même lorsque cela exige plus de temps.
 - 73 Lorsqu'on me dit que j'ai tort, ma réaction première est de défendre mon point de vue.
 - 74 Je préfère les emplois qui exigent une interaction sociale active à un emploi où il faut travailler seul.
 - 75 Lorsque quelque chose m'inquiète, j'aime partager mes préoccupations avec une autre personne.
 - 76 J'aimerais bien qu'on me voie au volant d'une voiture qui coûte très chère.
 - 77 Je me considère comme une personne quelque peu excentrique.
 - 78 Je ne laisse pas mes pulsions contrôler mon comportement.
 - 79 La plupart des gens se fâchent plus rapidement que moi.
 - 80 Les gens me disent souvent de m'égayer.
 - 81 Je me sens très émotif (ve) quand une personne qui m'est proche s'en va pour une longue période.
 - 82 Je crois mériter plus de respect qu'une personne moyenne.
 - 83 Parfois, j'aime bien simplement admirer le vent souffler dans les arbres.
 - 84 Au travail, mon désordre me cause parfois des problèmes.
 - 85 Il m'est difficile de pardonner totalement à quelqu'un qui m'a blessé(e).
 - 86 J'estime parfois que je suis une personne sans valeur.
 - 87 Même en cas d'urgence, je ne panique pas.
 - 88 Je ne ferais pas semblant d'aimer une personne dans le seul but d'obtenir une faveur d'elle.
 - 89 Je n'ai jamais vraiment aimé feuilleter une encyclopédie.
 - 90 Je ne fais que le strict minimum de mon travail.
 - 91 Même lorsque les gens commettent de nombreuses erreurs, j'émet rarement des commentaires négatifs.
 - 92 Je suis généralement timide quand je parle devant un groupe.
 - 93 Je deviens anxieux lorsqu'une décision importante est sur le point d'être rendue.
 - 94 Je serais tenté(e) d'utiliser de la fausse monnaie si j'étais certain(e) de ne jamais me faire prendre.
 - 95 Je ne me considère pas comme une personne artistique ou créative.
 - 96 On me qualifie souvent de perfectionniste.
 - 97 Je trouve qu'il est difficile de faire des compromis quand je crois vraiment avoir raison.
 - 98 Me faire des amis est ma priorité quand je suis dans un nouvel environnement.
 - 99 Je parle très rarement de mes problèmes aux autres.
 - 100 Posséder des articles de luxe me ferait très plaisir.
 - 101 Parler de philosophie m'ennuie.
 - 102 Je préfère être spontané(e) que de m'en tenir à un plan.
 - 103 Il est difficile de rester calme quand quelqu'un m'insulte.
 - 104 La plupart des gens sont plus optimistes et dynamiques que moi.
 - 105 Je reste impassible même dans des situations où la plupart des gens deviennent très émotifs.
 - 106 Je veux que les gens sachent que je suis une personne importante et supérieure.
 - 107 J'éprouve de la compassion pour les personnes qui ont moins de chance que moi.
 - 108 J'essaie de donner généreusement à ceux qui sont dans le besoin.
 - 109 Je n'aurais pas de remords à causer du tort à une personne que je n'aime pas.

— 110 On me considère comme une personne impitoyable.

DS36

- 156 Si je me suis engagé(e) à faire quelque chose, je tiens toujours ma promesse
- 157 Il peut m'arriver de douter de mes capacités
- 158 Parfois, je "joue la comédie" pour échapper à quelque chose
- 159 Je dis toujours des choses favorables sur les autres
- 160 J'apprécie rarement la critique
- 161 Il m'arrive d'être triste
- 162 J'ai toujours confiance en mes jugements
- 163 J'ai parfois l'impression qu'il y a une barrière entre moi et les autres
- 164 Je dis parfois des jurons
- 165 Je proteste quelquefois quand j'ai un service à rendre
- 166 J'obéis toujours aux lois
- 167 Quelquefois, je déforme la vérité
- 168 J'accepte toujours que des gens puissent ne pas m'aimer
- 169 Il peut m'arriver de me décourager
- 170 Quand je joue à un jeu, j'obéis toujours aux règles
- 171 Je suis toujours optimiste
- 172 Je me tiens toujours bien à table
- 173 Il m'arrive de dire du mal d'une personne derrière son dos
- 174 Je me moque quelquefois des autres
- 175 Je suis parfois inquiet (inquiète)
- 176 Quelquefois, j'aimerais être quelqu'un d'autre
- 177 J'ai quelquefois des idées reçues sur les gens
- 178 Je suis toujours poli(e)
- 179 J'ai parfois envie de me venger, plutôt que de pardonner
- 180 Il peut m'arriver d'enfreindre la loi
- 181 J'écoute toujours attentivement quand les autres me parlent
- 182 Je suis toujours courtois, même avec les gens désagréables
- 183 J'ai quelques habitudes assez épouvantables
- 184 Je suis parfois jaloux (jalouse) de la réussite d'autrui
- 185 Je serais toujours prêt(e) à déclarer tous mes revenus, même en sachant que je ne serais pas contrôlé(e)
- 186 Quelquefois, je me sens seul(e) quand je suis avec un groupe de gens
- 187 Je m'adapte toujours aux nouvelles situations
- 188 Quand on me critique, je l'accepte toujours
- 189 Il m'arrive de regretter mes décisions
- 190 Je contrôle entièrement mon propre destin
- 191 Je suis toujours honnête avec moi-même

HEXAD-24

- 192 Interagir avec les autres est important pour moi.
- 193 Cela me rend heureux de pouvoir aider les autres.
- 194 Il est important pour moi de suivre ma propre voie.
- 195 J'aime faire partie d'une équipe.
- 196 J'aime provoquer.
- 197 J'aime les compétitions avec un prix à la clef.
- 198 Il est important pour moi de sentir que je fais partie d'une communauté.
- 199 Je laisse souvent ma curiosité me guider.
- 200 J'aime questionner l'ordre établi.
- 201 Les récompenses sont un bon moyen de me motiver.
- 202 J'aime essayer de nouvelles choses.
- 203 J'aime surmonter des obstacles.
- 204 J'aime aider les gens à s'orienter dans les situations nouvelles.
- 205 Je me perçois comme étant rebelle.
- 206 J'apprécie les activités de groupe.
- 207 Il est important pour moi de toujours terminer ce que j'ai commencé.

- 208 Je n'aime pas suivre les règles.
- 209 J'aime partager mon savoir avec les autres.
- 210 Il m'est difficile de laisser en suspens un problème avant d'avoir trouvé une solution.
- 211 Le retour sur investissement est un élément important pour moi.
- 212 Être indépendant est une chose importante pour moi.
- 213 J'aime gérer des tâches difficiles.
- 214 Le bien-être des autres m'est important.
- 215 Si la récompense est suffisante, je ferai des efforts.

BFI2

- 216 Je suis extraverti, sociable.
- 217 Je suis compatissant, j'ai un cœur tendre.
- 218 J'ai tendance à être désorganisé.
- 219 Je suis détendu, je gère bien le stress.
- 220 J'ai peu d'intérêts artistiques.
- 221 J'ai une personnalité affirmée.
- 222 Je suis respectueux, je traite les autres avec respect.
- 223 J'ai tendance à être paresseux.
- 224 Je reste optimiste après avoir connu une déception.
- 225 Je suis curieux de bien des choses.
- 226 Je me sent rarement excité ou impatient.
- 227 J'ai tendance à trouver des défauts chez les autres.
- 228 Je suis fiable, stable.
- 229 Je suis de mauvaise humeur, j'ai des sautes d'humeur.
- 230 Je suis inventif, je trouve des moyens intelligents de faire les choses.
- 231 J'ai tendance à être calme.
- 232 Je ressent peu de sympathie pour les autres.
- 233 J'aime garder les choses en ordre.
- 234 Je peux être tendu.
- 235 Je suis fasciné par l'art, la musique ou la littérature.
- 236 Je suis dominant, j'agis en tant que leader.
- 237 J'ai tendance à débiter les disputes.
- 238 J'ai de la difficulté à démarrer les tâches.
- 239 Je me sens serein, à l'aise avec soi-même.
- 240 J'évite les discussions intellectuelles et philosophiques.
- 241 Je suis moins actif que les autres.
- 242 Je suis de nature à pardonner.
- 243 Je peux être un peu imprudent.
- 244 Je suis émotionnellement stable, pas facilement bouleversé.
- 245 J'ai peu de créativité.
- 246 Je suis parfois timide, introverti.
- 247 J'aide les autres et je ne suis pas égoïste.
- 248 Je garde les choses propres et bien rangées.
- 249 Je me fais beaucoup de soucis.
- 250 J'aime l'art et la beauté.
- 251 J'ai du mal à influencer les gens.
- 252 Je suis parfois impoli avec les autres.
- 253 Je suis efficace, je fais avancer les choses.
- 254 Je me sens souvent triste.
- 255 Je suis complexe, un penseur profond.
- 256 Je suis plein d'énergie.
- 257 Je me méfie des intentions des autres.
- 258 Je suis fiable, on peut toujours compter sur moi.
- 259 Je garde mes émotions sous contrôle.
- 260 J'ai du mal à imaginer des choses.
- 261 Je suis bavard.
- 262 Je peux être froid et indifférent.

- 263 Je laisse le désordre, je ne nettoie pas.
- 264 Je me sens rarement anxieux ou effrayé.
- 265 Je pense que la poésie et les pièces de théâtre sont ennuyeuses.
- 266 Je préfère que les autres prennent le commandement.
- 267 Je suis poli et courtois envers les autres.
- 268 Je suis persévérant, je continue jusqu'à ce que la tâche soit terminée.
- 269 J'ai tendance à me sentir déprimé.
- 270 J'ai peu d'intérêt pour les idées abstraites.
- 271 Je montre beaucoup d'enthousiasme.
- 272 Je suppose que les gens sont bons.
- 273 Je me comporte parfois de manière irresponsable.
- 274 Je suis capricieux, je m'emporte facilement.
- 275 Je suis original, je propose de nouvelles idées.

IPIP-NEO-120

- 276 Je m'inquiète à propos de choses.
- 277 Je me fais des amis facilement.
- 278 J'ai une imagination débordante.
- 279 Je fais confiance aux autres.
- 280 Je complète les tâches avec succès.
- 281 Je me mets en colère facilement.
- 282 J'adore les grandes fêtes/soirées.
- 283 Je crois en l'importance de l'art.
- 284 Je me sens souvent triste.
- 285 J'aime avoir des responsabilités.
- 286 Je vis mes émotions intensément.
- 287 Je suis toujours occupé.
- 288 Je préfère la variété à la routine.
- 289 J'adore les sensations fortes.
- 290 Je panique facilement.
- 291 Je respire la joie.
- 292 J'ai tendance à promouvoir des valeurs sociales traditionnelles.
- 293 Je sympathise avec les sans-abri.
- 294 Je crains le pire.
- 295 J'aime me perdre dans mes idées.
- 296 Je crois que les autres ont de bonnes intentions.
- 297 J'excelle dans ce que je fais.
- 298 Je suis irritable facilement.
- 299 Je parle à plusieurs personnes dans les soirées.
- 300 J'aime faire du rangement.
- 301 Je ne m'aime pas.
- 302 J'essaie de diriger les autres.
- 303 Je ressens les émotions des autres.
- 304 Je tiens mes promesses.
- 305 Je suis toujours en mouvement.
- 306 Je travaille dur.
- 307 Je recherche l'aventure.
- 308 J'adore lire des documents stimulants.
- 309 Je suis toujours préparé.
- 310 Je me sens dépassé par les événements.
- 311 J'ai beaucoup de plaisir.
- 312 Je crois qu'il n'y a pas de bien ou de mal absolu.
- 313 J'ai de la sympathie pour les gens plus démunis que moi.
- 314 J'ai peur de plusieurs choses.
- 315 Je me sens bien avec les gens.
- 316 J'adore rêvasser.
- 317 J'ai confiance en ce que les gens disent.

- 318 Je gère les tâches facilement.
- 319 Je vois une beauté dans les choses que d'autres pourraient ne pas remarquer.
- 320 Il m'arrive souvent de broyer du noir.
- 321 J'adore aider les autres.
- 322 J'éprouve de la difficulté à aborder les autres.
- 323 Je fais beaucoup de choses pendant mon temps libres.
- 324 Je me sens incapable de gérer les choses.
- 325 Je deviens stressé facilement.
- 326 J'aime me perdre dans mes pensées.
- 327 J'utilise les autres pour mes propres fins.
- 328 Je me préoccupe des autres.
- 329 Je dis la vérité.
- 330 J'ai peur d'attirer l'attention vers moi.
- 331 Je fais des excès.
- 332 Je me lance dans les choses sans réfléchir.
- 333 Je perds patience.
- 334 Je prends le contrôle des choses.
- 335 Je me sens seulement à l'aise avec mes amis.
- 336 Je préfère m'en tenir aux choses connues.
- 337 Je fais plus que ce que l'on attend de moi.
- 338 J'agis de manière effrénée.
- 339 Je crois être meilleur que les autres.
- 340 Je réalise mes objectifs.
- 341 J'adore la vie.
- 342 J'ai tendance à promouvoir des valeurs sociales libérales.
- 343 Je ne suis pas intéressé par les problèmes des autres.
- 344 Je prends des décisions impulsives.
- 345 Je sais comment faire avancer les choses.
- 346 Je préfère être seul.
- 347 Je triche pour avancer.
- 348 J'oublie souvent de remettre les choses à leur place.
- 349 J'attends que les autres prennent les devants.
- 350 J'enfreins les règles.
- 351 J'aime y aller mollo.
- 352 Je n'aime pas les changements.
- 353 J'adore une bonne bagarre.
- 354 Je fais rarement des excès.
- 355 J'agis de façon téméraire.
- 356 J'ai une très grande estime de moi-même.
- 357 Je demeure calme sous pression.
- 358 Je regarde le bon côté de la vie.
- 359 Je ne fais pas confiance aux autres.
- 360 Je n'aime pas la poésie.
- 361 Je laisse ma chambre en désordre.
- 362 Je suis indifférent aux sentiments des autres.
- 363 Je ne tiens pas mes promesses.
- 364 Je crie après les gens.
- 365 Je résiste facilement à la tentation.
- 366 J'évite les discussions philosophiques.
- 367 J'ai une très bonne opinion de moi-même.
- 368 Je perds mon temps.
- 369 Je me précipite dans l'action.
- 370 J'évite le contact avec les autres.
- 371 Je ne suis pas facilement agacé.
- 372 Je n'apprécie pas d'aller aux musées d'art.
- 373 Je laisse traîner mes affaires.

- 374 Je suis rarement sensible à mes réactions émotives.
- 375 J'insulte les gens.
- 376 Je suis capable de contrôler mes envies.
- 377 J'ai de la difficulté à comprendre les idées abstraites.
- 378 Je tente de ne pas penser aux gens dans le besoin.
- 379 J'évite les foules.
- 380 Je profite des autres.
- 381 Je suis à l'aise avec moi-même.
- 382 Je ne suis pas dérangé par les situations sociales difficiles.
- 383 Je m'en prends aux autres.
- 384 Je fais juste assez de travail pour m'en sortir.
- 385 Je ne suis pas intéressé par les discussions théoriques.
- 386 Je me vante de mes vertus.
- 387 J'ai de la difficulté à commencer les tâches.
- 388 Je crois que nous devrions être sévères à propos des crimes.
- 389 J'agis sans penser.
- 390 Je garde les autres à distance.
- 391 J'entrave les plans des autres.
- 392 Je ne comprends pas les gens émotifs.
- 393 Je ne prends pas de temps pour les autres.
- 394 Je suis attaché aux méthodes conventionnelles.
- 395 Je mets peu de temps et d'efforts dans mon travail.

RSES

- 396 Dans l'ensemble, je suis satisfait de moi-même.
- 397 Parfois, je pense que je ne suis pas du tout bon.
- 398 Je sens que j'ai un certain nombre de bonnes qualités.
- 399 Je suis capable de faire des choses aussi bien que la plupart des autres personnes.
- 400 J'ai l'impression de ne pas avoir de quoi être fier.
- 401 Je me sens inutile parfois.
- 402 Je sens que je suis une personne de valeur, au moins autant que les autres.
- 403 J'aimerais avoir plus de respect pour moi-même.
- 404 Dans l'ensemble, j'ai tendance à me sentir en échec.
- 405 J'ai une attitude positive envers moi-même.

GSE

- 406 Je peux arriver à résoudre mes difficultés si j'essaie assez fort.
- 407 Si quelqu'un s'oppose à moi, je peux trouver une façon pour obtenir ce que je veux.
- 408 C'est facile pour moi de maintenir mon attention sur mes objectifs et accomplir mes buts.
- 409 Je suis convaincu que je pourrais gérer efficacement les événements imprévus.
- 410 Grâce à ma débrouillardise, je sais comment faire face aux situations imprévues.
- 411 Je peux résoudre la plupart de mes problèmes si j'investis les efforts nécessaires.
- 412 Je peux rester calme lorsque je suis confrontés à des difficultés car je peux me fier à mes habiletés pour faire face aux problèmes.
- 413 Lorsque je suis confronté à un problème, je peux trouver plusieurs solutions.
- 414 Si je suis en difficulté, je peux trouver une bonne solution.
- 415 Peu importe ce qui arrive, je suis capable d'y faire face généralement.

COPE

- 416 Je me suis tourné vers le travail ou d'autres activités pour me détacher des choses.
- 417 Je concentre mes efforts sur la résolution de la situation dans laquelle je suis.
- 418 Je me suis dit "ce n'est pas réel".
- 419 J'ai consommé de l'alcool ou d'autres drogues pour me sentir mieux.
- 420 J'ai reçu le soutien émotionnel des autres.
- 421 J'ai renoncé à y faire face.
- 422 J'ai pris des mesures pour essayer d'améliorer la situation.
- 423 J'ai refusé de croire que c'était arrivé.
- 424 J'ai dit des choses pour laisser échapper mes sentiments désagréables.
- 425 J'ai reçu de l'aide et des conseils d'autres personnes.

- 426 J'ai consommé de l'alcool ou d'autres drogues pour m'aider à m'en sortir.
- 427 J'ai essayé de le voir sous un jour différent, pour le rendre plus positif.
- 428 Je me critiquais.
- 429 J'ai essayé de trouver une stratégie sur ce qu'il faut faire.
- 430 J'ai obtenu du réconfort et de la compréhension de quelqu'un.
- 431 J'ai renoncé à essayer de faire face.
- 432 J'ai cherché quelque chose de bien dans ce qui se passe.
- 433 J'en fais des blagues.
- 434 J'ai fait quelque chose pour y penser moins, comme aller au cinéma, regarder la télévision, lire, rêver, dormir ou faire du shopping.
- 435 J'ai accepté la réalité du fait que cela s'est produit.
- 436 J'ai exprimé mes sentiments négatifs.
- 437 J'ai essayé de trouver du réconfort dans ma religion ou mes croyances spirituelles.
- 438 J'ai essayé d'obtenir des conseils ou de l'aide d'autres personnes sur ce qu'il fallait faire.
- 439 J'ai appris à faire avec.
- 440 J'ai beaucoup réfléchi aux étapes à suivre.
- 441 Je me suis blâmé pour ce qui s'est passé.
- 442 J'ai prié ou médité.
- 443 Je me suis moqué de la situation.

PSS

- 444 J'aime être avec les gens.
- 445 J'essaye de structurer ma journée pour avoir toujours du temps pour moi.
- 446 Une caractéristique que je recherche dans un emploi est l'opportunité d'interagir avec des personnes intéressantes.
- 447 Après avoir passé quelques heures entouré de beaucoup de monde, je me retrouve généralement stimulé et énergique.
- 448 Le temps passé seul est souvent productif pour moi.
- 449 J'ai souvent un fort désir de m'en sortir seul.
- 450 J'aime passer des vacances dans des endroits où il y a beaucoup de monde et beaucoup d'activités.
- 451 Quand je dois passer plusieurs heures seul, je trouve le temps ennuyeux et désagréable.
- 452 Si je devais faire un voyage en avion de plusieurs heures, j'aimerais m'asseoir à côté de quelqu'un qui agréable de parler avec.
- 453 Le temps passé avec d'autres personnes est souvent ennuyeux et sans intérêt.
- 454 J'ai un fort besoin d'être entouré d'autres personnes.
- 455 Il y a de nombreuses fois où je dois juste m'éloigner et être seul.

IDFIAS

- 456 J'aime construire ou créer de nouvelles choses, objets ou personnages dans les jeux.
- 457 J'aime les jeux avec des styles artistiques uniques.
- 458 Je suis souvent émerveillé par les paysages ou d'autres images de jeu.
- 459 J'aime personnaliser l'apparence de mon personnage dans un jeu.
- 460 J'aime quand les jeux ont un élément d'exploration.
- 461 Je me soucie plus du gameplay que des graphismes et du son.
- 462 La qualité des graphismes et du son est vraiment importante pour mon appréciation d'un jeu.
- 463 J'aime passer du temps à explorer le monde du jeu.
- 464 J'aime quand les jeux sont uniques ou dynamiques.
- 465 Je choisis généralement des équipements, des armes ou d'autres objets de jeu en fonction de leur apparence.
- 466 J'aime les jeux qui me donnent l'impression d'être dans un endroit différent.
- 467 J'aime les récits complexes dans un jeu.
- 468 J'aime les jeux qui me permettent de prendre des décisions sur l'histoire.
- 469 J'aime les jeux avec des mondes détaillés ou des univers à explorer.
- 470 J'aime quand je peux être quelqu'un d'autre dans le jeu.
- 471 J'aime les jeux qui m'attirent avec leur histoire.
- 472 Je saute généralement les parties de l'histoire ou les cinématiques lorsque je joue.
- 473 J'ai l'impression que la narration empêche souvent de jouer au jeu.
- 474 L'histoire n'est pas importante pour moi lorsque je joue à des jeux.

- 475 J'aime quand jouer à un jeu me fait perdre la notion du temps.
- 476 Je m'en fiche généralement si je ne termine pas toutes les parties optionnelles d'un jeu.
- 477 J'apprécie les jeux qui m'offrent de nombreux objectifs optionnels.
- 478 J'aime les jeux avec beaucoup d'objets de collection à trouver.
- 479 Je commence souvent des quêtes dans des jeux que je ne termine pas.
- 480 Je ne me demande pas si je termine ou non un jeu.
- 481 Je me sens stressé si je n'effectue pas toutes les tâches d'un jeu.
- 482 J'aime accomplir toutes les tâches et tous les objectifs d'un jeu.
- 483 J'aime terminer les jeux à 100
- 484 J'aime terminer les quêtes.
- 485 J'ignore la plupart des quêtes secondaires lorsque je joue à des jeux.
- 486 J'aime interagir avec d'autres personnes dans un jeu.
- 487 Je préfère souvent jouer seul.
- 488 J'aime bien quand je dois collaborer avec d'autres joueurs pour résoudre un défi.
- 489 Je n'aime pas jouer avec les autres.
- 490 Je sens que je peux devenir ami avec les gens avec qui je joue en ligne.
- 491 J'aime jouer en ligne avec d'autres joueurs.
- 492 J'aime quand les jeux nécessitent une coopération entre les joueurs.
- 493 J'aime les jeux qui me permettent de jouer en guildes ou en équipe.
- 494 Je n'aime pas les jeux multijoueurs.
- 495 J'aime bien quand les jeux me permettent de communiquer avec d'autres joueurs en ligne.
- 496 J'aime les défis très difficiles dans les jeux.
- 497 Je joue généralement à des jeux avec le niveau de difficulté le plus élevé.
- 498 J'aime quand les jeux me mettent au défi.
- 499 J'aime quand les jeux font battre mon cœur vite.
- 500 J'aime quand garder mon personnage en vie est difficile.
- 501 J'évite généralement de jouer à des jeux avec le niveau de difficulté le plus élevé.
- 502 J'aime quand la progression dans un jeu demande des compétences (du skill).
- 503 J'aime les jeux faciles.
- 504 J'aime quand les objectifs sont difficiles à atteindre en jeu.
- 505 J'aime les jeux qui me permettent de bouger à grande vitesse.

C La carte du monde



Figure 53 – La carte dans sa totalité, sans la sous couche la plus basse et les objets/NPC.

D Les mots possibles pour le jeu "Mémoire textuelle"

La liste complète des mots possible est : Accessoiriste, Acrobate, Acteur, Agriculteur, Analyste, Anesthésiste, Anthropologue, Apiculteur, Architecte, Archéologue, Armurier, Artificier, Astronome, Astrophysicien, Auditeur, Auteur, Automaticien, Avocat, Balayeur, Barman, Berger, Bibliothécaire, Bijoutier, Biochimiste, Biographe, Biologiste, Botaniste, Boucher, Boulanger, Brodeur, Bruiteur, Buraliste, Cadreur, Caisier, Calligraphe, Calorifugeur, Caméraman, Carreleur, Caviste, Chanteur, Chapelier, Charcutier, Charpentier, Chaudronnier, Chauffagiste, Chausseur, Chercheur, Chimiste, Chirurgien, Chocolatier, Ciseleur, Clown, Cogniticien, Coiffeur, Commercial, Commis, Comportementaliste, Compositeur, Comptable, Comédien, Conducteur, Consolideur, Conteur, Contremaître, Copiste, Cordiste, Cordonnier, Correcteur, Corsetier, Costumier, Courtier, Coutelier, Couturier, Couvreur, Cryptologue, Crémier, Crêpier, Cuisinier, Cultivateur, Céramiste, Danseur, Dentellier, Designer, Dessinateur, Dialoguiste, Disquaire, Diététicien, Documentaliste, Dompteur, Drogiste, Déontologue, Détaillant, Développeur, Enlumineur, Enseignant, Ergothérapeute, Esthéticienne, Ethnologue, Explorateur, Exécutant, Fabricant, Façadier, Ferronnier, Figurant, Fiscaliste, Fleuriste, Forgeron, Frigoriste, Fromager, Gantier, Glacier, Glaciologue, Graphiste, Graveur, Greffier, Grossiste, Géologue, Géomètre, Horloger, Horticulteur, Humoriste, Illustrateur, Imitateur, Imprimeur, Infirmier, Infographiste, Ingénieur, Interprète, Intégrateur, Jardinier, Jongleur, Journaliste, Juge, Kinésithérapeute, Laborantin, Laitier, Laqueur, Libraire, Linguiste, Lithographe, Livreur, Logisticien, Magistrat, Maquettiste, Maquilleur, Margeur, Maroquinier, Marqueteur, Mathématicien, Maçon, Menuisier, Mime, Modéliste, Monteur, Musicien, Mécanicien, Médecin, Météorologue, Notaire, Opticien, Opérateur, Orfèvre, Orthophoniste, Ostréiculteur, Ouvrier, Parqueteur, Paysagiste, Peintre, Pharmacien, Photographe, Physicien, Pigiste, Pizzaiolo, Plombier, Plongeur, Plâtrier, Poissonnier, Potier, Prestidigitateur, Primeur, Procureur, Producteur, Professeur, Programmeur, Projectionniste, Proviseur, Psychiatre, Psychologue, Pâtissier, Pédiatre, Pêcheur, Qualiticien, Raffineur, Relecteur, Relieur, Reporter, Réalisateur, Réceptionniste, Rôtisseur, Saucier, Sculpteur, Scénariste, Secrétaire, Serrurier, Serveur, Sismologue, Sociologue, Sommelier, Soudeur, Statisticien, Surveillant, Sylviculteur, Sérigraphie, Tailleur, Tanneur, Taxidermiste, Technicien, Technologue, Teinturier, Testeur, Tisserand, Tonnelier, Trader, Traducteur, Traiteur, Trésorier, Typographe, Téléassistant, Téléphoniste, Télévendeur, Vendeur, Verrier, Vigneron, Vitrier, Webdesigner, Éboueur, Ébéniste, Éclairagiste, Économiste, Écrivain, Éditeur, Électricien, Éleveur, Épicier.

E La liste des succès

- **1ere partie** : Tu as joué ta premiere partie.
- **Commencement** : Tu as débuté ton aventure.
- **Planète en danger** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'space savior'
- **Sauveur de l'espace** : Tu as battu le boss du jeu 'space savior'
- **Bouclier planétaire** : Vous avez fini le jeu 'space savior' plus de 7 secondes avant la fin
- **Terreur des aliens** : Détruire 300 vaisseaux aliens au total
- **Pourfendeur d'aliens** : Détruire 1000 vaisseaux aliens au total, ils te craignent !
- **Tour accidenté** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'colored tower'
- **Tour solide** : Tu as eu plus de 6000 points au jeu 'colored tower' en normal
- **Tour de Pise** : Tu as eu plus de 8000 points au jeu 'colored tower' en difficile
- **Annihilateur de lignes** : Tu as fini plus de 1000 lignes à 'colored tower'
- **Tony M.** : Tu as fini plus de 2500 lignes à 'colored tower', accro non ?
- **Puzzle** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'puzzle'
- **Joueur consciencieux** : Tu as eu plus de 3000 points au jeu 'puzzle' en normal avec une efficacité supérieure à 65
- **Puzzle adict** : Tu as eu plus de 8000 points au jeu 'puzzle' en mode 'difficile'
- **Puzzle madness** : Tu as eu plus de 12000 points au jeu 'puzzle' en mode 'difficile'
- **Pluie de pièces** : Tu as fini 60 puzzle au jeu 'puzzle' au total
- **Avalanche de pièces** : Tu as fini 250 puzzle au jeu 'puzzle' au total
- **Poussin débutant** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'animal farm'
- **Poulet adepte** : Tu as fait un score de plus de 3000 à 'animal farm'
- **Coq vétérân** : Tu as fait un score de plus de 10000 à 'animal farm'. T'as de quoi te vanter !
- **Chèvre têtue** : Tu as fait plus de 250 lignes à 'animal farm' au total.
- **Vache inlassable** : Tu as fait 20 lignes d'une longueur de 4 à 'animal farm' au total.
- **Bourrin inexorable** : Tu as fait 10 lignes d'une longueur de 5 à 'animal farm' au total.
- **Canard tacticien** : Tu as fait un combo de plus de 2 lignes à 'animal farm'.
- **Cochon chanceux** : Tu as fait un combo de plus de 6 lignes à 'animal farm'. Tu l'as fait exprès ?
- **Dessinateur** : Finir 5 niveaux avec un score positif dans 'physical crayon'.
- **Peintre** : Finir 10 niveaux avec un score positif dans 'physical crayon'.
- **Artiste** : Finir les 27 niveaux avec un score positif dans 'physical crayon'.
- **Homme de Vitruve** : Avoir plus de 33.333 points au total dans 'physical crayon'.
- **Lisa Gherardini** : Avoir plus de 55.555 points au total dans 'physical crayon'.
- **Tireur** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'shooting'
- **Pistolero** : Vous avez fini le jeu 'shooting'
- **Cowboy solitaire** : Vous avez fini le jeu 'shooting' avec une précision de plus de 90
- **'Merica** : Vous avez touché 2000 cibles au jeu 'shooting'
- **Rōnin** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'samurai reflex'
- **Gardien du pont** : Tu as battu 100 enemies dans 'samurai reflex'
- **Bushido** : Tu as fini le jeu 'samurai reflex'
- **Iaijutsu** : Tu as des réflexes plus élevés que la moyenne (sur 'samurai reflex', au moins 10 stages)
- **Boulier** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'calcul mental'
- **Calculateur** : Tu as eu 250 bonnes réponses au total dans 'calcul mental'
- **Processeur** : Tu as eu 100 bonnes réponses dans 'calcul mental' en mode facile
- **IA** : Tu as eu 100 bonnes réponses dans 'calcul mental' en mode normal
- **Cyborg** : Tu as eu 100 bonnes réponses dans 'calcul mental' en mode difficile
- **You rule!** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'geomaster'
- **Maîtrise de la géométrie** : Tu as eu 250 bonnes réponses au total dans 'geomaster'
- **Cercle** : Tu as eu 50 bonnes réponses dans 'geomaster' en mode facile
- **Triangle** : Tu as eu 50 bonnes réponses dans 'geomaster' en mode normal
- **Carré** : Tu as eu 50 bonnes réponses dans 'geomaster' en mode difficile
- **Attentif** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'focus'
- **Vigilant** : Tu as eu 100 bonnes réponses au total dans 'focus'
- **L'œil du serpent** : Tu as eu 20 bonnes réponses dans 'focus'
- **L'œil de Lynx** : Tu as eu 30 bonnes réponses dans 'focus'
- **L'œil du faucon** : Tu as eu 40 bonnes réponses dans 'focus'

- **Frai** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'floppy fish'
- **Anguille** : Tu as passé 500 anguilles au total dans 'floppy fish'
- **Requin** : Tu as passé 1000 anguilles au total dans 'floppy fish'
- **Dauphin** : Tu as eu 100 pièces au total dans 'floppy fish'
- **Poisson rouge** : Tu as passé 50 anguilles dans 'floppy fish'
- **Thon espiegle** : Tu as passé 100 anguilles dans 'floppy fish'
- **Saumon sage** : Tu as passé 200 anguilles dans 'floppy fish'
- **Blob** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'monster merge'
- **Zombies** : Tu as créé 5 zombies au total dans 'monster merge'
- **Momies** : Tu as créé 5 momies au total dans 'monster merge'
- **Frankenstein** : Tu as créé 5 créatures de Frankenstein au total dans 'monster merge'
- **Fantôme** : Tu as créé 5 Fantômes au total dans 'monster merge'
- **Sorcière** : Tu as créé 5 sorcières au total dans 'monster merge'
- **Faucheur** : Tu as créé 5 faucheurs au total dans 'monster merge'
- **Diablotin** : Tu as créé 5 diabolins au total dans 'monster merge'
- **Démon** : Tu as créé 5 démons au total dans 'monster merge'
- **Cyclope** : Tu as créé 5 cyclopes au total dans 'monster merge'
- **Minotaure** : Tu as créé 5 minotaures ('le taureau de Minos') au total dans 'monster merge'
- **Dragon** : Tu as créé 5 dragons au total dans 'monster merge', à ne pas confondre avec les wyvernes!
- **Tennis ball** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'runner ball'
- **Volley ball** : Tu as passé 20 plateforme au jeu 'runner ball'
- **Basketball ball** : Tu as passé 100 plateforme au jeu 'runner ball'
- **Beach ball** : Tu as passé 500 plateforme au total dans 'runner ball'
- **Soccer ball** : Tu as passé 1000 plateforme au total dans 'runner ball'
- **Pirate wars** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'pirate wars'
- **Grand corsaire** : Tu as atteint le stage 17 à 'pirate wars'
- **Empereur** : Tu as atteint le stage 40 à 'pirate wars'
- **Nid-de-pie** : Tu as crée 20 tours au total à 'pirate wars'
- **Canons** : Tu as crée 50 tours au total à 'pirate wars'
- **Bartholomew Roberts** : Tu as détruit 500 bateaux au total à 'pirate wars'
- **Edward Teach** : Tu as détruit 1000 bateaux au total à 'pirate wars'
- **Queen Anne's Revenge** : Tu as détruit 10 boss au total à 'pirate wars'
- **P'tit wiki** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'mémoire textuelle'
- **Fiche** : Tu as bien répondu 5 fois en une partie à 'mémoire textuelle'
- **Dictionnaire** : Tu as bien répondu 10 fois en une partie à 'mémoire textuelle'
- **Encyclopédie** : Tu as bien répondu 20 fois en une partie à 'mémoire textuelle'
- **Compter sur les mains** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'mémoire des nombres'
- **Système binaire** : Tu as bien répondu 4 fois en une partie à 'mémoire des nombres'
- **Système décimal** : Tu as bien répondu 8 fois en une partie à 'mémoire des nombres'
- **Système hexadécimal** : Tu as bien répondu 12 fois en une partie à 'mémoire des nombres'
- **Errant** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'mémoire spatiale'
- **Panneaux** : Tu as bien répondu 10 fois en une partie à 'mémoire spatiale'
- **Carte** : Tu as bien répondu 20 fois en une partie à 'mémoire spatiale'
- **GPS** : Tu as bien répondu 30 fois en une partie à 'mémoire spatiale'
- **Aventurier** : Tu as joué une 1ere fois au jeu 'adventurers'
- **3 flèches** : Tu as attaqué 100 ennemies avec l'archer au total dans le jeu 'adventurers'
- **Piégé!** : Tu as ralenti 30 ennemies avec l'archer au total dans le jeu 'adventurers'
- **Medic!** : Tu as soigné 200 PV avec le mage au total dans le jeu 'adventurers'
- **Zap!** : Tu as fait 200 dégâts de zones avec le mage au total dans le jeu 'adventurers'
- **Tank** : Tu as reçu 200 dégâts avec le guerrier au total dans le jeu 'adventurers'
- **Facteur X** : Tu as régénéré 50 dégâts avec le guerrier au total dans le jeu 'adventurers'
- **Dragon slayer** : Tu as finis le jeu 'adventurers'

F Les jeux

F.0.1 Le jeu : Puzzle

Ce jeu est incontestablement le plus calme de tous, il s'agit d'un simple puzzle. Ce type de jeu ne devrait pas plaire à tous les types de joueurs et on peut même supposer que ça sera un jeu de niche. Ces puzzles sont tout simplement des découpages nets d'images variées, dont je possède les droits. Ce découpage est fait sans la forme caractéristique des pièces de puzzle (excroissances et trous). Toutes les images font 640 pixels par 640 pixels, les 22 images sont visibles dans la figure 54.

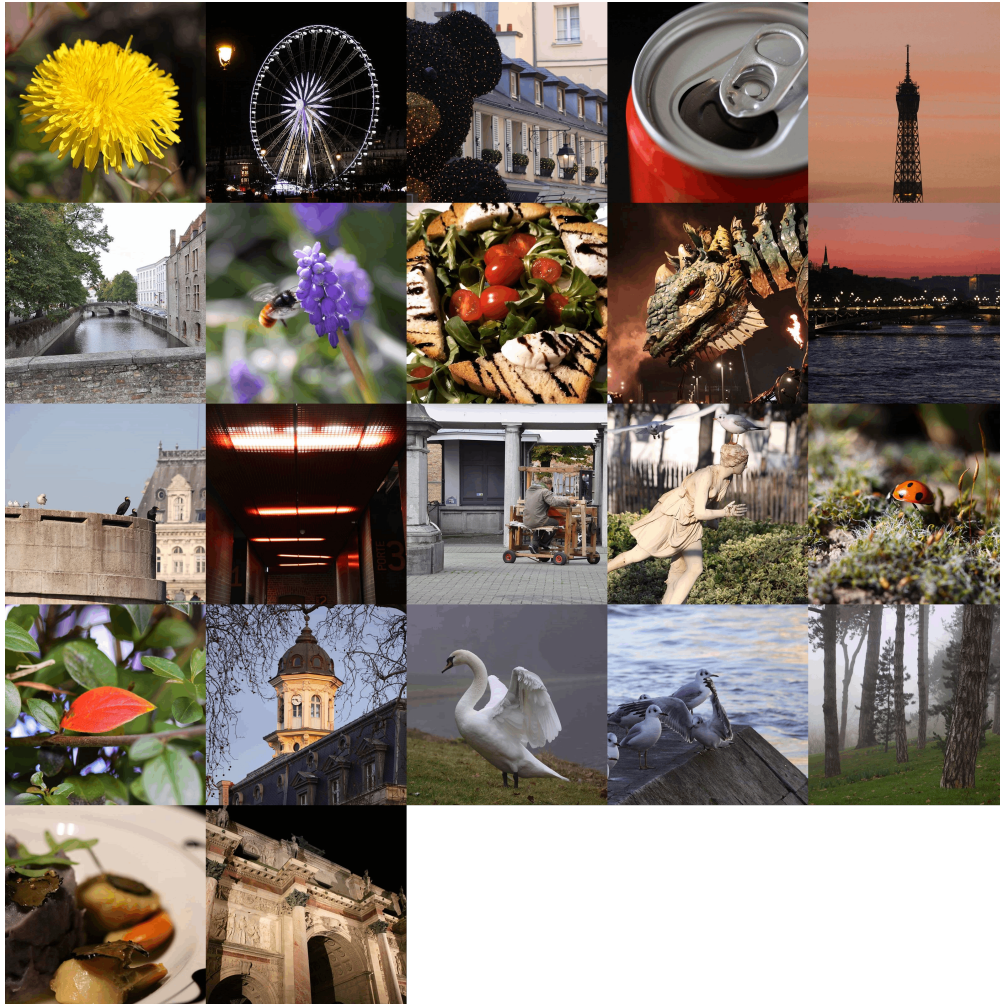


Figure 54 – Les 22 images du jeu.

Deux modes existent, le mode normal et le mode difficile. Le mode normal présente des puzzles découpés en 3 par 3 et le mode difficile en 4 par 4. Cette différence est suffisante pour rendre le puzzle 4 par 4 beaucoup plus dur. Ces choix sont de bons compromis entre difficulté, rapidité d'accomplissement et ergonomie pour les smartphones. Mais ce choix est également la raison de la non-prise en compte des formes communes du puzzle, sur un puzzle en 3 par 3 la prise en compte des bords et des coins le rendrait extrêmement facile (de même en 4 par 4).

Attention, dans la partie F.0.4 je parle de revues traitant du genre de jeu "puzzle". Ce genre de jeu est relié aux jeux d'énigmes en général, et ces jeux d'énigmes sont bien souvent plus complexes que notre petit puzzle en 3x3 ou 4x4.

Ce jeu possède plus de temps que les autres jeux de l'application (180 secondes), afin de ne pas mettre

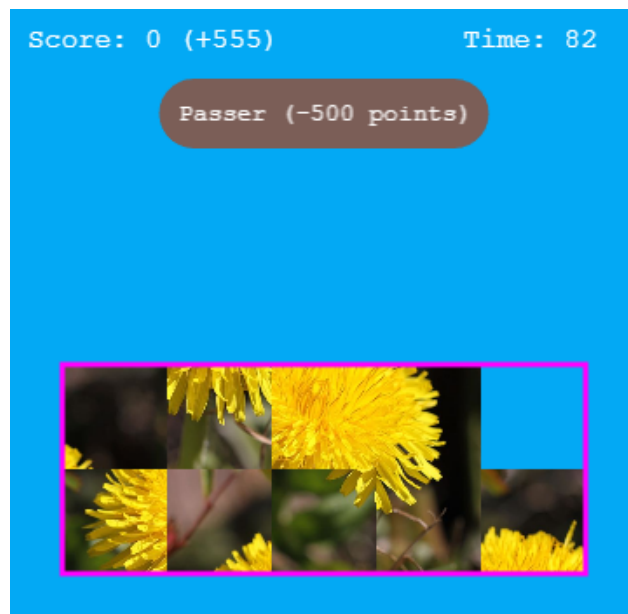


Figure 55 – Image du jeu du puzzle en 3 par 3 sans déplacement effectué (espace entre le bouton et les pièces raccourci sur l'image).

trop la pression aux joueurs. Les puzzles apparaissent tout le temps dans le même ordre, ce qui permet certaines analyses sur la comparaison entre joueurs (même si les pièces sont aléatoirement disposées).

Le joueur ne voyant pas le dessin initial du puzzle, nous pourrions donc voir 2 aspects du joueur : son adaptation et sa faculté d'analyse dans les premières parties ; sa mémoire dans les suivantes.

Les images n'ont pas été choisies au hasard, certaines sont très faciles à reconstruire de par un élément central facilitant le tout (tel que l'image de la figure 55, qui présente une fleur dont les formes arrondies rendent très simple la reconstruction). D'autres au contraire sont très difficiles à reconstruire, tel que l'image de la tour Eiffel qui consiste essentiellement en le remplacement de nuances de couleurs (à cause du ciel).

Le joueur gagne des points en fonction de sa rapidité à finir les puzzles, à noter que le joueur voit le nombre de points descendre au fur et à mesure que le temps avance, passant de 750 points, jusqu'à un minimum de 250 points. Le joueur peut aussi passer un puzzle au détriment de 500 points.

Design

Le jeu a un design épuré, il possède des codes simples et acquis de tous, d'autant plus que le nom du jeu ne laisse aucune ambiguïté. De ce fait, il est facile d'en comprendre l'objectif.

Juice

Pas de *Juice*. Le jeu ne présente comme animation qu'une simple transition en fondu accompagné d'un son. Il aurait été possible d'ajouter plus de *Juice* dans ce jeu, mais le fait de laisser quelques jeux sans, pourrait avoir son intérêt pour discriminer les profils.

Flow

Le *Flow* de ce jeu est très limité, il n'y a pas d'augmentation de difficulté direct sans avoir en tête l'envisie de performer un gros score.

Données générales

Dans cette partie la seule information qui ne se trouve pas dans les autres jeux est le nombre de puzzle résolu.

Données temporelles

Plusieurs données temporelles sont enregistrées :

- **Target** : la pièce tenue actuellement (si une pièce est tenue).
- **Positions** : X et Y de la pièce et du pointeur.
- **TilesRandom** : la disposition initiale des pièces.
- **PuzzlesDone** : le nombre de puzzles finis
- **Moves** : le nombre de mouvements effectué.
- **Score** : le score actuel.

Analyses possibles

Le placement des pièces se fait librement, il est possible que le positionnement dans l'espace choisi pour composer le puzzle ait une signification particulière.

Le jeu possède 22 images, il faut donc passer 8.18 secondes par images pour en voir la fin (ce qui engendre un gain de points supplémentaire). Parmi les profils qui joueront plusieurs fois à ce jeu, il y en aura deux types : ceux qui vont essayer de performer et ceux qui vont jouer tranquillement au jeu sans se mettre la pression.

Les indicateurs temporels sur la position du pointeur seront, un bon moyen de connaître l'hésitation du joueur lors du positionnement des pièces.

Il est possible de passer une image en perdant 500 points, une personne préférant rester longtemps sur une image sans réussir à la construire est peut-être plus sensible à l'aversion à la perte (un biais psychologique).

F.0.2 Le jeu : Animal Farm

Ce jeu s'inscrit dans la lignée des Bejeweled dont l'enfant le plus connu actuellement est Candy Crush, son genre explicite est la réflexion. Ce jeu ne possède qu'un seul mode, qui consiste à aligner des animaux de couleurs, dont la forme est suffisamment discriminante pour ne pas impacter les personnes souffrant de daltonisme (les seuls pouvant avoir un léger soucis sont ceux ayant une : achromatopsie, protanopie ou deutéranopie).

Le nombre de points donnés lors de la création d'une ligne est relativement limités (*taille*²) :

- **Ligne de 3** : 9 points.
- **Ligne de 4** : 16 points.
- **Ligne de 5** : 25 points.

Il est donc intéressant de viser une ligne de longueur 5 plutôt que d'en deux de longueur 3. Mais le fait d'effectuer des combos l'est encore plus, la formule étant :

$$combos^{1.5} * somme$$

Combos : taille du combo.

Somme : total des points issus des lignes.

De ce fait, un simple combo de 3 lignes de longueur 3 devient un total de 140 points, là où pour 6 lignes de longueur 3 il est de 793 points. Le joueur comprend assez vite de ce fait que les combos doivent être son objectif si il veut performer. D'autant plus que la réalisation de combo provoque des animations récompensant ce fait, avec noté en grand les points obtenus par le combo.

Contrairement à ce que l'on pourrait penser, la maîtrise du joueur sur le jeu est limité, il est impossible de dépasser des combos d'une certaine valeur sans chance, le genre implicite du jeu est à la limite du hasard,

étant donné qu'une partie des pièces seront générées pendant le combo. Il est tout de même possible de placer les pièces afin de garantir des combos. Mais de par le côté aléatoire trop présent, plusieurs parties doivent être prises en compte pour comparer deux joueurs au sujet de leurs performances.

Le caractère aléatoire proche du hasard de ce jeu (surtout pour un débutant) pourrait être un formidable marqueur de neuroticisme. Ce dernier trait étant souvent relié à certaines addictions comme les jeux de hasard[67]. Mais le caractère aléatoire étant implicite dans ce jeu, peut-être que cette supposition demeure inexacte.



Figure 56 – Le jeu animal farm, pendant un combo.

Design

Bejeweled et ses nombreux clones tels que Candy Crush sont bien connus, et ceci par une forte partie de la population, surtout grâce à la popularisation via Candy Crush (près de 29 millions de votes, soit encore plus de téléchargement sur Android).

Juice

Les éléments de *Juice* sont peu nombreux dans ce jeu. Il s'agit d'un *scaling* et d'un changement d'opacité lors de la disparition, d'un mouvement de rebond avec déformation avec une fonction d'accélération lors de la réapparition, d'une augmentation de l'opacité accompagné d'un *scaling* croissant (fonction de rebond) avec déformation aléatoire lors de la création et d'un texte avec beaucoup d'animations lors des combos (l'animation est de plus en plus forte en fonction de la grandeur du combo) et de sons.

Flow

L'impression de maîtrise est faussée par le caractère aléatoire. Le *Flow* est donc très bas mais peut être perçu différemment en fonction de la chance/malchance de l'utilisateur.

Données générales

Les données générales vues dans partie 3.11. À cela s'ajoute en données globales :

- **Rows** : Le nombre total de lignes.
- **Lines** : Le nombre de lignes au total triées par longueurs.
- **Combos** : Le nombre de combos au total triés par longueurs.
- **Clicks** : Le nombre total mouvements.

Données temporelles

Les données enregistrées à la *frame* sont :

- **Position du pointeur** : en X et Y aussi bien sur écran tactile que sur PC.
- **Nombre de cliques** un indicateur de performance quand couplé au nombre du combo.
- **Nombre de combo** nombre total de combos réalisés.

Analyses possibles

Comme dit précédemment, le caractère aléatoire de ce jeu rend impossible (non pertinent) l'analyse de deux joueurs sur 1 seule partie. Cependant la prise en compte de plusieurs parties couplées à la moyenne et l'écart type de certains attributs devrait se montrer pertinent.

Une des analyses simple à réaliser, est la relation entre les couleurs prédominantes à l'instant t et les couleurs des combos réalisés. Une stratégie simple pour augmenter la probabilité de combos est de se concentrer un maximum sur plusieurs couleurs pour qu'une ou deux autres soient très fréquentes.

Un joueur expert devrait avoir une moyenne de combos (taille) élevés avec une variance relativement basse dans ses différentes parties. Là où un débutant qui n'a eu que de la chance, devrait avoir une variance forte. Qui plus est, un novice chanceux devrait avoir une distribution multimodale, dont la première gaussienne (gauche) est la représentation de ses actions sans chance, la deuxième étant les moments de chance qu'il aura eu. L'expert malchanceux lui devrait avoir une loi normale avec une seule cloche possédant un coefficient d'asymétrie négatif. Ce coefficient d'asymétrie devrait de manière générale être un indicateur d'expertise, chance ou pas. Une fois ces notions en tête, il est vraisemblable que le score devrait n'être qu'un indicateur médiocre.

Le nombre total de mouvements, couplé avec un indicateur de réussite tel que le nombre de combos (non triés, combos d'une seule ligne compris) devrait être un indicateur de précision (mouvement ne donnant pas lieu à une ligne et donc des points). Même un utilisateur novice ne devrait presque pas faire d'erreur de mouvements, mais dans l'hypothèse ou un type d'utilisateur ferait ce genre d'erreur, déterminer la raison pourrait être particulièrement utile.

Le caractère aléatoire de ce jeu rend peu probable le fait de pouvoir utiliser une analyse séquentielle entre 2 joueurs via les données temporelles. Il se peut tout de même que d'autres traitements découlant de ça puisse nous être utile, tel que des analyses sur les fréquences.

F.0.3 Le jeu : Colored Tower

Ce jeu consiste à placer le carré de couleur le plus haut, sur la case de la ligne du dessous de la même couleur. Ce jeu est très typé arcade et réflexes. Ce jeu n'a pas de limitation de temps, mais la difficulté qui augmente de façon linéaire et illimitée, limite forcément le temps de jeu.

La tour de lignes va monter lentement (au début) jusqu'à atteindre le haut de l'écran, le but du joueur est de ne pas atteindre le haut de l'écran le plus longtemps possible.

À noter qu'un seul type de daltonisme présente un réel problème à discerner 2 des couleurs utilisés (deutéranopie). Pour trois autres (protanopie, protanomalie et deutéranomalie) la nuance n'est pas élevé, mais perceptible.

Design

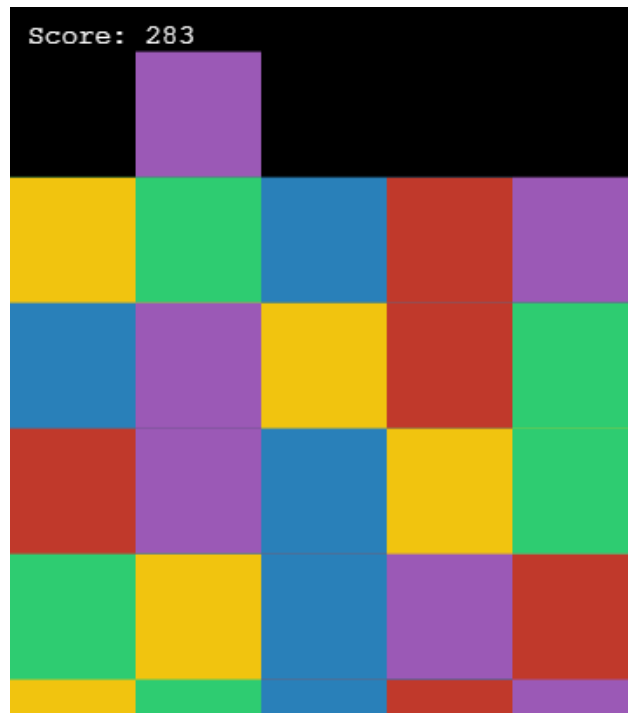


Figure 57 – Le jeu Colored Tower, avec un joueur très proche de la défaite.

Le carré solitaire, que le joueur peut déplacer est d'une des couleurs de la ligne du bas, ce qui rend le jeu relativement simple à comprendre. Si malheureusement le joueur ne comprend pas directement le but en regardant, le fait d'appuyer va déplacer le carré solitaire, ce qui va dans un premier temps lui faire prendre conscience des actions possibles.

Il est impossible de perdre sans avoir passé la première ligne, de ce fait, on laisse le temps au joueur d'appri-voiser sa première partie, et même un joueur n'ayant strictement rien compris en regardant le jeu dans son état initial, finira, à tâtons, par effectuer l'action attendue. Ce qui opérera chez lui comme un renforcement.

Une fois cette première ligne passée, le jeu reste suffisamment lent pour que même un joueur n'ayant pas encore fait la relation entre actions et conditions de victoires (ce qui en soi est une donnée particulièrement intéressante), puisse avoir le temps de comprendre.

Juice

Le *Juice* est légèrement présent, des modifications de l'opacité lors de la destruction de lignes, une animation de placement initial à la fois linéaire et randomisé¹³⁷ des carrés, du son lors des passages de lignes et une animation de destruction de la tour lors de la défaite.

Flow

La difficulté incremental vient de l'augmentation de vitesse à chaque ligne passée. Cette notion présente dans les 2 modes permet d'assurer le *Flow* assez facilement.

Il existe deux modes de jeux, le mode normal et le mode difficile. Dans le mode normal le carré du haut est toujours de couleur violette. De ce fait le joueur doit se concentrer uniquement sur l'action. À noter que passer la vitesse des 250 pixels par seconde, le mode normal évolue 2 fois plus vite en matière de vitesse que le mode difficile.

¹³⁷. L'aléatoire a aussi ces bienfaits en terme de *Juice*.

Le mode difficile présente la particularité, de changer la couleur du carré solitaire à (quasiment) chaque ligne passée. Ce qui demande un effort de concentration supplémentaire pour réussir à avancer dans le jeu.

Ces différences qui peuvent sembler anodines, changent radicalement la façon de percevoir et d’appréhender le jeu. Le mode normal ne demande que des réflexes et de la rapidité, là où le mode difficile demande de l’adaptation et plus de concentration.

Données générales

Les données générales sont :

- **La taille du carré solitaire** : cela permet de contextualiser les différences de format des écrans.
- **La taille de la scène et les *offsets*** : idem.
- **Le nombre de colonnes/lignes** : inutile, sauf si l’on modifie à un moment le mode difficile.
- **La vitesse initiale du jeu** : à contextualiser avec la taille de l’écran pour la difficulté. Utile si des changements sont faits.
- **Le nombre de lignes faites** : indicateur de performance.
- **Le nombre de combos** : permet de contextualiser la performance du joueur en rapport à la chance qu’il a eue durant la partie. Parfois les lignes se positionnent d’une façon qui permet au joueur d’en passer plusieurs d’un coup.

Données temporelles

Les données temporelles sont :

- **Le nombre de clics** : est un indicateur de progression du joueur quand il est couplé avec le nombre de lignes passées.
- **Le nombre de lignes passées** : est un indicateur de performance, ce dernier doit tout de même être nuancé car la vitesse de montée du terrain est dépendante de ce nombre de lignes. De ce fait, le joueur atteint un cap, où il ne voit plus les lignes du bas.
- **Position du carré solitaire** : bien que le joueur ne voie pas les lignes du bas une fois passé un cap, il peut toujours passer des lignes. Cette information permet donc de voir les joueurs qui vont essayer de jouer à l’aveugle ou ceux qui vont attendre.
- **Les 3 lignes suivantes** : les lignes suivantes ont sûrement une légère influence sur la performance du joueur, et par conséquent doivent être prises en considération, surtout en mode difficile. Je n’enregistre pas les 20 lignes pour des raisons de taille en base de données.
- **Le nombre de clics quand le carré ne peut pas bouger** : pendant l’animation de descente du carré solitaire, le joueur n’a plus la possibilité de bouger pendant 60 ms. Cette information est importante pour la relation nombre de clics/nombre de lignes passées. Et est peut-être même un indicateur de performance de par la grande vitesse du joueur.
- **Le nombre de clics à la même position** : indicateur de performance (précision), voire même d’incompréhension du joueur quand on le prend avec son caractère temporel.
- **Le nombre de combos faits** : voir partie précédente sur les combos.

Analyses possibles

De par le côté aléatoire du jeu, les analyses possibles semblent principalement sur des méthodes ne prenant pas en compte la comparaison de 2 joueurs via des séquences.

Il est important encore une fois de prendre en compte les informations sur l’appareil. Car la vitesse de montée de la tour se fait en pixels par seconde. La taille des éléments a aussi leur importance pour contextualiser la précision du joueur.

Le nombre de lignes faites est notre indicateur principal de performance dans ce jeu. Il est cependant à contextualiser, bien que l'aléatoire est peu présent malgré tout dans ce jeu, la notion aléatoire la plus impactante dans notre analyse est le nombre de combos.

Lors de sa partie (surtout la première), le nombre de lignes passées par rapport à la vitesse devrait suivre une loi exponentielle. Le jeu demandant une concentration élevée, hors cette concentration va fluctuer dans le temps à cause de la fatigue en fonction des individus. Qui va réussir à maintenir un rythme élevé long-temps ? Bien évidemment cette information est à prendre en compte avec les autres perturbations que nous trouverons potentiellement.

Cette notion de concentration peut aussi être visible par la position du smartphone.

Jouer quand on ne voit pas le bord pourrait être un indicateur également.

Nos tests préliminaires ont montré chez certaines personnes un point de rupture dans le jeu, les conduisant à l'échec, il s'agit d'un moment ou lorsque les lignes sont trop hautes, bien que le joueur ait encore les capacités en matière de reflex de largement continuer, celui-ci se laisse déborder.

Nous ne savons pas exactement ce qui produit ce phénomène, le fait de gérer une nouvelle chose qui est un déplacement sur l'axe des Y des yeux ? Induisant qu'une partie de la concentration est perdue à cet effet peut-être ou une augmentation du stress. Il existe une possibilité pour que certains *patterns* dans le placement des lignes affectent de manière particulière le joueur. Si une telle anomalie existe, il est important de la détecter, et si possible d'en déterminer la cause.

F.0.4 Le jeu : Physical Crayon

Le but de ce jeu de réflexion est de ramener une balle, dans une zone verte avec un drapeau. Le genre du jeu est purement de la réflexion (même si les limitations inhérentes au fait de penser le jeu pour mobile à posé des limites d'horizontalité). Le jeu est constitué de 27 niveaux et a une physique qui s'adapte à l'appareil. Cette adaptation (indispensable) peut causer des légères différences de physique dans le jeu et doit être pris en compte dans la partie analyse. Différents obstacles vont s'ajouter au fur et à mesure que le joueur avance dans les niveaux, des pièges, des téléporteurs et des *bumpers* ("ressort"). Qui plus est, il va devoir apprendre à se servir de l'inertie de la balle pour passer certains niveaux. Et certains niveaux n'ont pas de bordures.

Dans le jeu le score est défini sur 2 critères visibles par le joueur. Mais en réalité, il y en a 3 : le déplacement de la balle en X et Y et la taille du dessin. Pour maximiser le score, il est nécessaire de minimiser ces paramètres. Qui plus est, le score final, visible dans le *leaderboard* est la somme de tous les meilleurs scores du joueur. Si ce dernier veut optimiser son score total, il va donc devoir bien réfléchir aux niveaux qu'il doit travailler.

Un *burger menu* permet de quitter le jeu ou de passer le niveau de jeu rapidement. Lors de nos tests, certains joueurs avaient cependant du mal à les voir.

Lors de la résolution de puzzle (au sens large), il est important d'apporter du challenge pour engager l'utilisateur[248]. Cependant, comme vu précédemment notamment dans la partie *Flow*, ce challenge doit être progressif, et un travail doit être fait pour guider l'utilisateur lors de son apprentissage des différentes mécaniques de *gameplay*. Les niveaux sont vus par les extravertis comme utiles et amusants[136] et l'attrait pour les puzzles (au sens large) serait relié au trait de l'ouverture selon [274].

Design

Ce jeu aurait potentiellement pu être l'un de ceux, si ce n'est celui, qui aurait posé le plus de problèmes de compréhension. Pour palier à ce souci, un minutieux travail à dû être fait sur le *game design* et l'affordance.

Le point de départ de la balle est en rouge, alors que le niveau est dans un style "dessin au crayon" (voir figure 59). Ce choix permet d'avoir un point focal extrêmement fort sur la balle.

Les niveaux ont été conçus pour prendre le joueur par la main, ainsi un joueur qui ne regarde pas les tutoriels (et pour rappel, c'est la majorité des joueurs) va pouvoir comprendre ce qu'il doit faire. Cela se traduit par

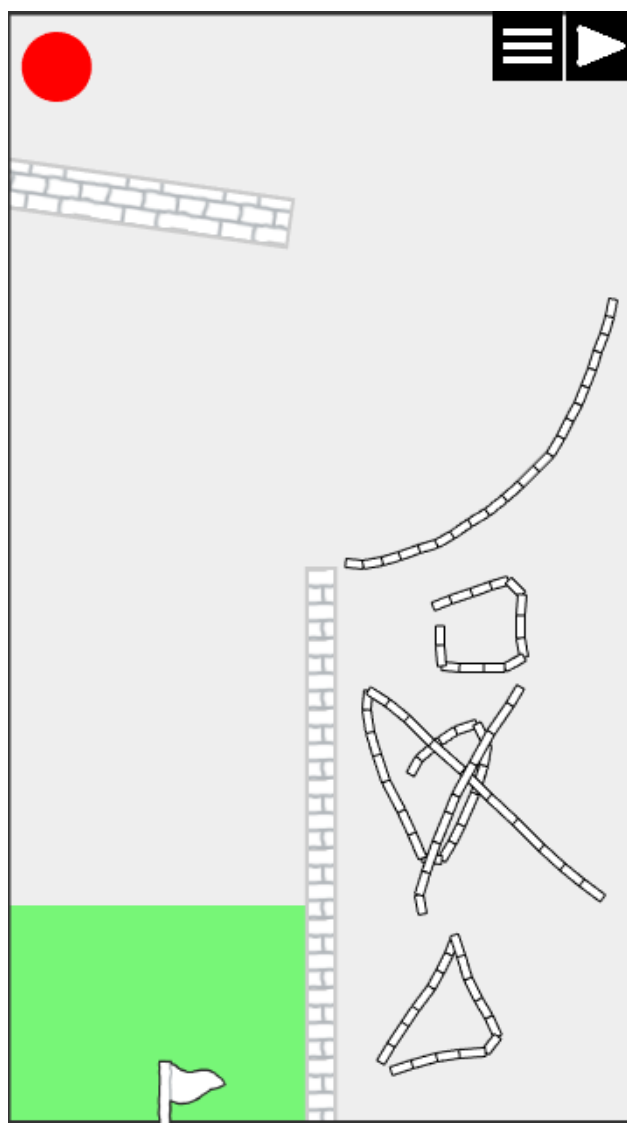


Figure 58 – Le premier niveau de physical crayon. Ainsi que le moyen de le résoudre (le dessin courbé qui est le plus haut des 4) accompagné de 3 dessins d’un niveau artistique discutable.

une augmentation progressive de la difficulté, afin de s’assurer que le joueur assimile toutes les mécaniques de jeu avant d’en introduire de nouvelles.

Le premier niveau est celui qui est le plus important à ce dessein (voir figure 59). La première plateforme que la balle touche est inclinée, ce qui va accentuer le fait de montrer au joueur que le jeu possède une physique et qu’il devra l’apprivoiser. Si le joueur qui n’a pas lu le tutoriel lance la physique du jeu, la balle va tomber lentement dans un trou. Juste à côté de ce trou se trouve l’objectif, qui lui aussi est un point focal fort (bien que le rouge ait un plus fort pouvoir focalisant), le vert et le drapeau étant des éléments connotés positivement, le joueur sait qu’il doit l’atteindre. Si le joueur touche l’écran, il devrait comprendre que ces dessins, qui sont ces seules interactions sont les moyens de réussir le niveau.

Un autre point sur lequel j’ai porté mon attention est la défaite. Elle peut vite devenir une source de frustration énorme si la transition entre défaite et état initial est trop lente. À l’instar d’un Super Meat Boy, j’ai donc opté pour un retour à l’état initial instantané lors de la défaite.

Cette rapidité se trouve aussi dans la victoire ou le joueur peut passer au niveau suivant où le recommencer s’il veut performer un meilleur score.

Juice

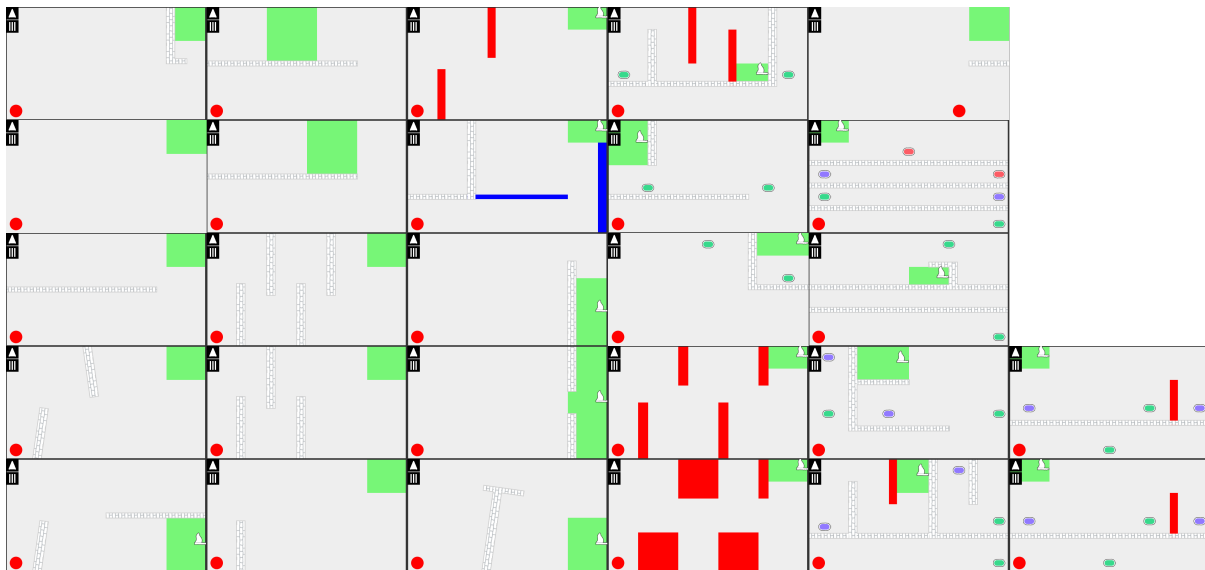


Figure 59 – Les 27 niveaux du jeu. Les images ont été tournées avec un angle de 90°.

Ce jeu, tout comme celui du puzzle ne présente pas de *Juice*.

Flow

Le *Flow* est géré par les différents niveaux, où le challenge augmente progressivement.

Données générales

Les informations enregistrées sont :

- **La force de gravité** : qui aura une légère influence sur le *gameplay*.
- **Les déplacements de la balle en X et Y** : étant l'un des éléments de *scoring*, c'est un indicateur de performance.
- **La taille totale du dessin** : idem.

Données temporelles

La seule information temporelle ici est le dessin que le joueur fait.

Analyses possibles

Pour performer il faut dessiner le moins possible, dans les faits, certains niveaux peuvent être passés en ne dessinant qu'un petit point. Cet indicateur de performance est crucial et va créer de fortes divergences entre les utilisateurs.

Certains joueurs seront motivés seulement par le fait de réussir les challenges, d'autres joueurs vont optimiser leurs scores finaux, ces personnes voulant performer au maximum ne vont pas choisir leurs niveaux dans un ordre linéaire, une fois un premier cycle de complétion effectué, mais de manière précise. Cela pourra être très simplement détecté via le système d'évènements et de score.

On devrait donc avoir 3 grands types de comportements sur ce jeu : celui qui veut avoir un gros score, celui qui veut réussir les niveaux et celui qui va juste essayer en n'accordant pas d'importance au fait de finir les niveaux.

Évidemment ces comportements sont éminemment reliés aux motivations du joueur.

Certains challenges vont être plus durs à comprendre que d'autres, mes tests préliminaires ont montré par exemple que l'utilisation de l'inertie pour résoudre l'un des problèmes est particulièrement problématique pour certaines personnes.

Nous enregistrons aussi les tentatives menant à des échecs, cette information est utile en soi mais d'autant plus si on s'attarde sur l'évolution du dessin du joueur suite à ses échecs.

F.0.5 Le jeu : Shooting

Ce jeu est un jeu de tir fixe où il faut toucher des cibles. Le jeu ressemble plus à un rail shooter du type "Time Crisis" sans les mouvements de caméra qu'aurait un FPS moderne.

Le jeu prend fin quand les 240 cibles ont été touchées, ou que le *timer* arrive à 0. Le *timer* est initialement à 123 secondes, ce qui permet d'arriver à atteindre les 240 cibles avec un peu de marge lorsque l'on est suffisamment expérimenté.

Il y a un total de 3 plans (voir figure 60). La difficulté augmente au fur et à mesure via 4 paramètres :

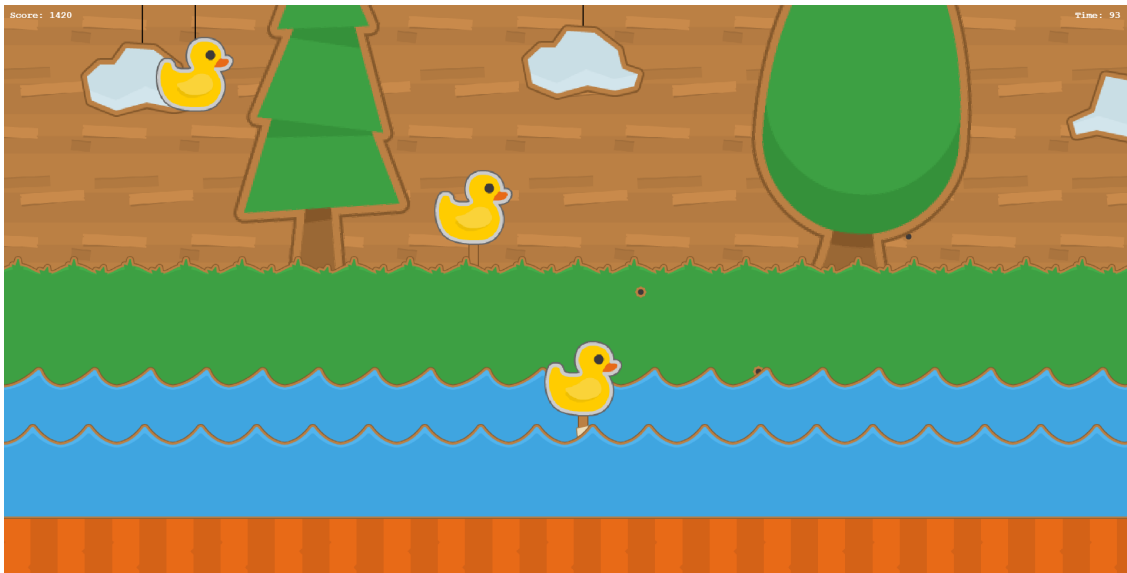


Figure 60 – Le jeu "shooting". On peut voir les 3 plans sur lesquelles les cibles peuvent apparaître.

- **L'augmentation du nombre de plans** : plus le nombre de cibles touchées augmente, plus le nombre de plans dans lesquelles elles apparaissent augmente, sachant que le 3ème plan présente la particularité de générer un mouvement de haut en bas.
- **L'augmentation du nombre de cibles en même temps** : à partir de 20 cibles touchées, le nombre de cibles simultanées peut dépasser les 1.
- **Le mouvement des cibles** : à partir de 70 cibles touchées, les cibles bougent de gauche à droite avec une rapidité équivalant à 1/20 d'écran en largeur par seconde.
- **Les cibles groupées** : à partir de 145 cibles touchées, les cibles peuvent être par paquets de 3.

Les conditions sont :

- **Avant 10** : plan 1.
- **Avant 20 et après 10** : plan 1 ou 2.
- **Avant 40 et après 20** : plan 1 et 2.
- **Avant 70 et après 40** : plan 1, 2 et 3.
- **Avant 100 et après 70** : plan (1 et 2) ou (1 et 3) ou (2 et 3) — cibles mouvantes.

- **Avant 145 et après 100** : plan 1, 2 et 3 — cibles mouvantes.
- **Avant 195 et après 145** : plan 1, 2 et 3 dont 1 avec un groupe de 3 cibles — cibles mouvantes.
- **Avant 240 après 195** : plan 1, 2 et 3 avec des groupes de 3 cibles — cibles mouvantes.

Dans ce jeu, il est possible de détruire totalement les cibles en tirant 3 fois dessus, mais cela n'a aucun intérêt en matière de *scoring*. Il est aussi possible de "dessiner" en tirant sur les éléments du décor. Le fait de réaliser l'une de ces 2 actions est donc un marqueur de motivation ou de performance.

Les positionnements initiaux possibles sont sur toute la largeur de l'écran avec une marge de 10% à droite et à gauche. Les placement de groupes ont une marge de 15%.

Chaque cible donne un nombre de points qui est égal à $30 + \text{"nombre_de_cibles_touchées"}/30$ (arrondi). L'augmentation du score par cible au fur et à mesure de l'avancée est clairement montrée pour inciter à la rapidité. Qui plus est les joueurs atteignant les 240 cibles ont un bonus en fin de partie en fonction du temps qu'il leur reste.

La perception de la facilité des FPS est inversement corrélée à la conscienciosité[54]. Cependant, ce jeu n'est pas un FPS, bien qu'ayant des similarités avec le genre, ce qui montrera peut être des divergences.

Le jeu se trouve être maniable sur smartphone. Cependant la différence entre souris et smartphone devrait exister.

Design

Le design rappelle un stand de tir de fête foraine avec ses cibles accrochées sur un bâton ou à une ficelle. Le contraste fort entre le canard jaune et le reste du décor est grand (surtout en phase 1), ce qui, couplée à l'icologie dernière ce canard permet également une grande affordance.

Juice

Les éléments de *Juice* sont les sons des impacts, les impacts visuels et les éléments de destruction.

Flow

Le *Flow* se matérialise dans ce cas principalement par l'envie de *scorer*, nos tests préliminaires tendent à aller dans le sens où les joueurs de FPS compétitifs sont plus sensibles à ce jeu que les autres.

Données générales

- **Le nombre de cibles touchées** : indicateur de performance.
- **Le nombre total de touches** : indicateur de performance, si cet indicateur est plus grand que le précédent le joueur est peut-être moins précis, voire plus agressif/tendu dans sa façon de jouer.
- **Destructions** : indicateur de performance, également avec une notion d'exploration des possibilités de jeu. Quels sont les joueurs qui vont s'amuser à détruire entièrement les cibles alors que ça n'a pas d'intérêt en matière de *scoring* ?
- **Tirs ratés** : on peut voir ce dernier comme un indicateur de performance de plus, mais il y a aussi un aspect "créatif" dernier. Il y a tout à parier que certains utilisateurs vont (principalement dans 1eres seconde de jeux) se démarquer grandement et négativement de la gaussienne des joueurs "normaux". Ces derniers se seront sûrement amusés à dessiner sur les murs du jeu.
- **Nombre de tirs totaux** : indicateur de performance.
- **Stage** : indicateur de performance.
- **Précision** : indicateur de performance.
- **Mouvements totaux en X** : cette somme des mouvements en X permet d'évaluer si un joueur est optimal dans ces déplacements. La prise en compte de ce paramètre est meilleure dans la partie temporelle, car dans cette partie il n'y a pas la notion de positions des cibles. Il est peut-être tout de même possible d'utiliser cette donnée, mais cela doit être fait en prenant en compte les tailles des

- écrans.
- **Mouvements totaux en Y** : idem.

Données temporelles

- **Informations sur les cibles** : nombre de fois touchées, ligne et position X initiale.
- **Positions lors des 20 dernières frames avant une touche** : quand on touche une cible. Le fait d'enregistrer ça permettra d'évaluer la façon d'interagir avec la cible. La majorité des joueurs auront une courbe d'approche qui évoluera avec une fonction en "puissance", ce qui est un indicateur de ralentissement à l'approche de la cible. Mais certains joueurs avancés auront une fonction linéaire.
- **Position des tirs loupés** : une variance des Y trop forte serrait signe (sur la majorité des cibles) d'une volonté de "dessiner" plutôt que de toucher une cible. Qui plus est certaines zones sont des zones où il ne devrait pas y avoir d'impact, un nombre répété d'impacts dans ces zones est donc aussi un indicateur d'une volonté de faire autre chose que de jouer.
- **Éléments touchés** : il se peut que certains joueurs pensent que les nuages ou les arbres sont des éléments de *scoring*, voir qu'ils soient simplement interactifs. les tirs sont donc détectés par élément, même l'eau (séparé en 2 éléments) ou le bord inférieur.

Analyses possibles

Ce jeu à un certain potentiel d'exploration, cette exploration se fait par le biais de l'interaction avec le décor ou les cibles. Il me semble peu probable de tirer involontairement sur les nuages en début de partie, un tel comportement serait donc imputable à une volonté de découverte. Un autre aspect allant dans le sens du jeu indirect est le dessin, certains joueurs s'amuseront sûrement à dessiner des figures simples du fait que les impacts restent 10 secondes. Ce comportement devrait apparaître chez une niche de joueurs assez restreinte et devrait faire des figures simples (des smileys, entre autres ...). Bien évidemment, il existera également une catégorie qui de par sa nature ne voudra que *scorer* et ne se laissera pas distraire.

Une analyse des accélérations et décélérations avant de toucher une cible pourrait être un formidable indicateur. Malheureusement cet indicateur ne devrait être pertinent que sur PC.

Cet indicateur est en plus un double indicateur de réflexes :

- Le nombre de *frames* avant une touche, qui indique la rapidité du joueur à se mettre en action.
- La vitesse, qui indique la capacité du joueur à cliquer au bon moment lors d'un mouvement.

Malheureusement, ce jeu fait partie de ceux tournant à 100 FPS¹³⁸, pour le premier des 2 points cela va poser problème car nous n'enregistrons que les 20 derniers *frames* (soit 200 ms pour un appareil optimal, donc moins que la moyenne des réflexes chez les humains). Cela va surtout impacter la première cible de chaque mise en place.

Quand plusieurs cibles sont présentées au joueur, ce dernier ne devrait pas avoir son temps de reflexe imputé à chaque cible. Il devrait planifier un chemin de déplacement, il y a donc à parier si ce cas est avéré que la première cible d'une mise en avant est celle qui prendra le plus de temps. Des différences devraient tout de même exister entre les joueurs. Indiquant peut-être par la même occasion une capacité moindre à planifier des routes de déplacement. Bien entendu, les séquences touchées sont aussi importantes.

F.0.6 Le jeu : Runner ball

Runner Ball est un jeu de timing où il faut appuyer au bon moment pour que la balle fasse un piqué et rebondisse sur les surfaces et ne tombe pas dans les trous. Plus la balle va passer de plateformes, plus elle va gagner en vitesse horizontale et en vitesse lors du piqué (à partir de la 20ème plateforme).

138. Pour minimiser l'impact matériel sur le calcul des réflexes.

Bien que nous soyons typiquement dans un jeu de rythme tel que les Guitare Hero, le principe est ici simplifié dans le nombre d'interactions et modifié dans sa nature. L'une des principales différences avec un jeu de rythme classique est qu'il est possible sans malus de ne pas cliquer pour atteindre chaque plateforme. Cela permet aux joueurs avisés de se rendre compte qu'il existe deux stratégies possibles.

La première stratégie est bien entendue à toucher toutes les plateformes, cette stratégie est de toute façon obligatoire au début. À partir de la 20ème plateforme la vitesse lors du piqué augmente linéairement. Cette augmentation de la vitesse du piqué lors du clic a pour effet d'augmenter également la force de rebond. Adopter cette stratégie est efficace car le timing augmente de façon linéaire. Ce qui induit une notion de rythme (avec un peu d'aléas). Cette stratégie est cependant rapidement éprouvante, de par l'augmentation linéaire relativement rapide de la vitesse horizontale.

La seconde stratégie est de profiter de l'augmentation de la vitesse lors des clics pour passer plusieurs plateformes à la fois. Cette stratégie diminue la charge mentale inhérente à la partie, mais rend parfois hasardeux la continuation de par le fait que la balle peut dépasser le haut de l'écran.

La vitesse horizontale initiale est égale à $5/12$ ème de la hauteur de l'écran par seconde. Une fois 20 plateformes passées, cette vitesse augmente de 1,25% (additif) par nouvelle plateforme. Ainsi, à la 21ème plateforme la vitesse est de 101,25% à la 30ème elle est de 112,5%, à la 130ème de 225%. La vitesse initiale attribuée à la balle, verticalement et vers le bas lors du clic est de 2 hauteurs d'écran par seconde. Cette puissance de piqué augmente de la même façon que précédemment.

Les distances possibles entre les plateformes sont de $5/12$ ème hauteur d'écran à 1 hauteur d'écran. Les plateformes ont une largeur pouvant aller de 48 pixels à 72 pixels. Initialement la position en Y des plateformes est à $4/5$ de hauteur l'écran, mais une fois la 100ème plateforme passée, il y a une variation possible allant de $+1/12$ à $-1/12$ de hauteur d'écran.



Figure 61 – Le jeu runner ball.

Juice

Les éléments de *Juice* sont : le son, des effets de particules en continu, des déformations de la balle lors du clic pour donner un effet de vitesse, une colorisation des plateformes accompagnée d'un petit effet de *scaling* avec retour à l'état initial.

Flow

Le *Flow* est garanti principalement par l'augmentation de vitesse et l'arrivée de l'aléatoire passé un certain seuil. Le jeu étant tout de même difficile, il peut être frustrant pour les joueurs les moins réactifs.

Design

Au début de la partie la balle ne bouge pas sur l'axe des X (en réalité elle ne bouge jamais, c'est les plateformes et les effets de particules qui bougent), ce qui permet au joueur de voir que la balle rebondit sur la plateforme.

Chaque plateforme touchée devient rouge et a une petite animation. Il en va de même pour la première lorsque la balle est fixe, afin de montrer l'interaction au joueur. Le choix du rouge dans notre cas n'est pas fait pour montrer un danger, mais pour son fort contraste avec le fond bleu.

Analyse

Les éléments permettant l'analyse sont : les positions du pointeur, le nombre de clics, le temps passé avant le tout premier clic et le nombre de plateformes passées.

Le nombre de plateformes passées est notre indicateur de performance pour ce jeu. Une analyse en parallèle avec le nombre de clics peut nous indiquer la stratégie adoptée par le joueur. Ces données étant enregistrées avec leur *timestamp*, il est possible de comparer deux joueurs adoptant la seconde stratégie présentée (moins de clics que de plateformes passées), même si la disposition des X avec de l'aléatoire va poser quelques soucis.

Le temps passé avant le premier clic surtout lors de la première partie pourrait être un formidable indicateur de patience et d'un caractère précautionneux.

De par la nature de ce jeu, il est sans doute très important de contextualiser le fait de jouer sur un smartphone ou non. Le ratio taille/hauteur de l'écran devrait être particulièrement impactant pour ce jeu.

Ce jeu n'a aucun besoin en matière de déplacement de souris, un déplacement trop prononcé pourrait être un indicateur de stress ou d'un individu plus actif que les autres. La position du curseur sur l'écran à aussi un intérêt, placer le curseur trop bas où trop à gauche pourrait légèrement gêner le joueur.

F.0.7 Le jeu : Floppy Fish

Floppy Fish est fortement basé sur Flappy Bird, un jeu bien connu. Dans notre cas le but est de faire aller un poisson le plus loin possible en lui faisant éviter les anguilles.

Le *scrolling* est forcé vers la droite, la seule action possible pour le joueur est de monter ou de laisser descendre le poisson via la gravité. Ce qui rend l'opération plus compliquée car inhabituelle comparativement aux autres jeux du genre.

Lors du clic le joueur va augmenter en Y la vitesse d'une puissance égal à $2/5$ de la hauteur de l'écran. Si le joueur clique à nouveau avant que la vitesse redevienne négative, un bonus s'applique à chaque clic à hauteur de $1/50$ de hauteur en plus par clic. La constante g de la gravité est ici de 1,2 fois ma hauteur d'écran.

La vitesse horizontale est de $1/2$ largeur d'écran par seconde.

Les anguilles font au moins $1/10$ de la hauteur de l'écran. La distance d'un couple d'anguilles à l'autre est de $2/5$ à $4/5$ de largeur d'écran. L'espace formé par un couple d'anguilles va de $2/10$ à $3/10$ de hauteur d'écran.

Chaque couple d'anguilles passé donne 100 points. Une fois passé les 25 couples à peu près, des pièces apparaissent et donnent 50 points. Ces pièces sont placées de manière à pouvoir être obtenues, mais se focaliser dessus peut nuire à l'esquive des anguilles.



Figure 62 – Le jeu Floppy Fish lors du démarrage de la partie.

Juice

Le *Juice* est très peu présent dans ce jeu.

Flow

Le *Flow* de ce jeu vient principalement de sa difficulté à maîtriser les mécaniques.

Design

Les éléments de design sont du parallaxe au niveau du fond. Un changement de fond tous les 50 couples d'anguilles passés. Le tout en ayant une cohérence entre *gameplay* et design.

Analyse

Les éléments permettant l'analyse sont : totaux des mouvements de souris, positions de la souris, vitesse de clic, le nombre de pièces récoltées, le nombre de couples d'anguilles passé.

Les indicateurs de performance sont le nombre de couples d'anguilles passé, et le nombre de pièces récolté. Pour ce qui est des pièces, les collecter rend la partie plus dangereuse. Les profils les privilégiant sont peut-être spécifiques.

Il n'y a pas de raison de déplacer le curseur. Sauf dans le cas où le joueur utilise le curseur pour cibler ce qu'il fait, mais de par la vitesse de jeu cela semble peu probable.

Encore une fois les déplacements de curseur devraient être plutôt un indicateur de stress ou de manque de contrôle.

F.0.8 Le jeu : Calcul mental

Ce jeu est tout simplement un jeu de calcul mental, où le joueur doit répondre à une équation en 10 secondes. le tout avec 3 vies et un temps total maximum de 3 minutes.

Ce jeu est l'un des rares qui possède 3 niveaux de difficulté, ce qui permet au joueur d'avoir une difficulté en adéquation avec ces capités supposées. Mais surtout nous permet de voir qui choisissent la voie de la facilité.

Le score est basé sur la vitesse de réponse du participant, à hauteur de :

$$(10000 - t)/50$$

Avec t qui est égal au temps passé avant de répondre en millisecondes.

Ainsi le score augmente à chaque réponses de 0 à 200 points.

Ce jeu présente une progression dans la difficulté, qui sur le principe diffère très peu entre le mode normal et le mode difficile. La seule différence majeure se situe dans le mode facile.

Tous les modes suivent cette règle jusqu'au 40ème calcul :

- **avant 10** : addition
- **de 10 à 19** : soustraction
- **20** : "piège"
- **de 21 à 29** : multiplication
- **de 30 à 39** : division
- **40** : "piège"
- **après 40** : le mode facile propose des opérations aléatoires parmi les 4 possibles, pas de pièges. Les 2 autres modes proposent de refaire les opérations dans l'ordre précédant sans pièges jusqu'à arriver à 80 calculs.

Le mode facile : ne permet pas aux deux membres (avant et après opération) de dépasser le nombre 9.

Le mode normal : ne permet pas aux deux membres de dépasser le nombre 9, avant les 40 calculs. Puis ils ne peuvent pas dépasser les 99. Le mode difficile : ne permet pas aux deux membres de dépasser le nombre 99, avant les 40 calculs. Puis ils ne peuvent pas dépasser les 999.

Dans tous les cas le membre qui divise ne peut être égal qu'à : 1, 2, 4, 5, 8 et 10. Afin de rendre moins difficile les calculs avec virgules et éviter des soucis de *game design*. À noter que l'utilisateur a droit à 0.01 des marges sur sa réponse.

Les 2 pièges présents au calcul 20 et au calcul 40 sont juste des opérations du genre $X = Y$ (sans opérateur), le but est simplement de dérouter l'utilisateur et de voir sur qui cette déroute sera la plus grande.

Le premier piège est un nombre de 1 à 99, le second de 101 à 999.

Il est possible pour le joueur d'utiliser soit le clavier de son ordinateur, soit la calculatrice du jeu pour répondre aux calculs. Le choix de l'un ou de l'autre, voire le simple fait d'essayer, pourrait être un indicateur intéressant.

Juice

Le *Juice* est très peu présent pour déconcentrer le moins possible le joueur, le son est le principale élément de *Juice*. Le seul autre élément, qui est plus fort que le son mais moins présent est l'affichage de textes toutes les 10 bonnes réponses.

Ces phases sont : "Pas mal!", "Super!", "Impressionnant!", "Grandiose!", "Génial!", "Dingue!", "Sensationnel!", "Extraordinaire!", "Incroyable!", "Parfait!"

Flow

Le jeu est peu ludique en soi les utilisateurs qui vont essayer de performer dans ce jeu doivent avoir des profils assez particuliers. Il devrait s'agir principalement de joueurs voulant monter dans le *leaderboard* ou d'aficionado de maths.

Design

Le design est assez simple, avec un design ayant une forte représentation scolaire. Cette représentation est faite via un tas d'éléments : le tableau, la craie pour les chiffres et les vies, la calculatrice, le coup de règle

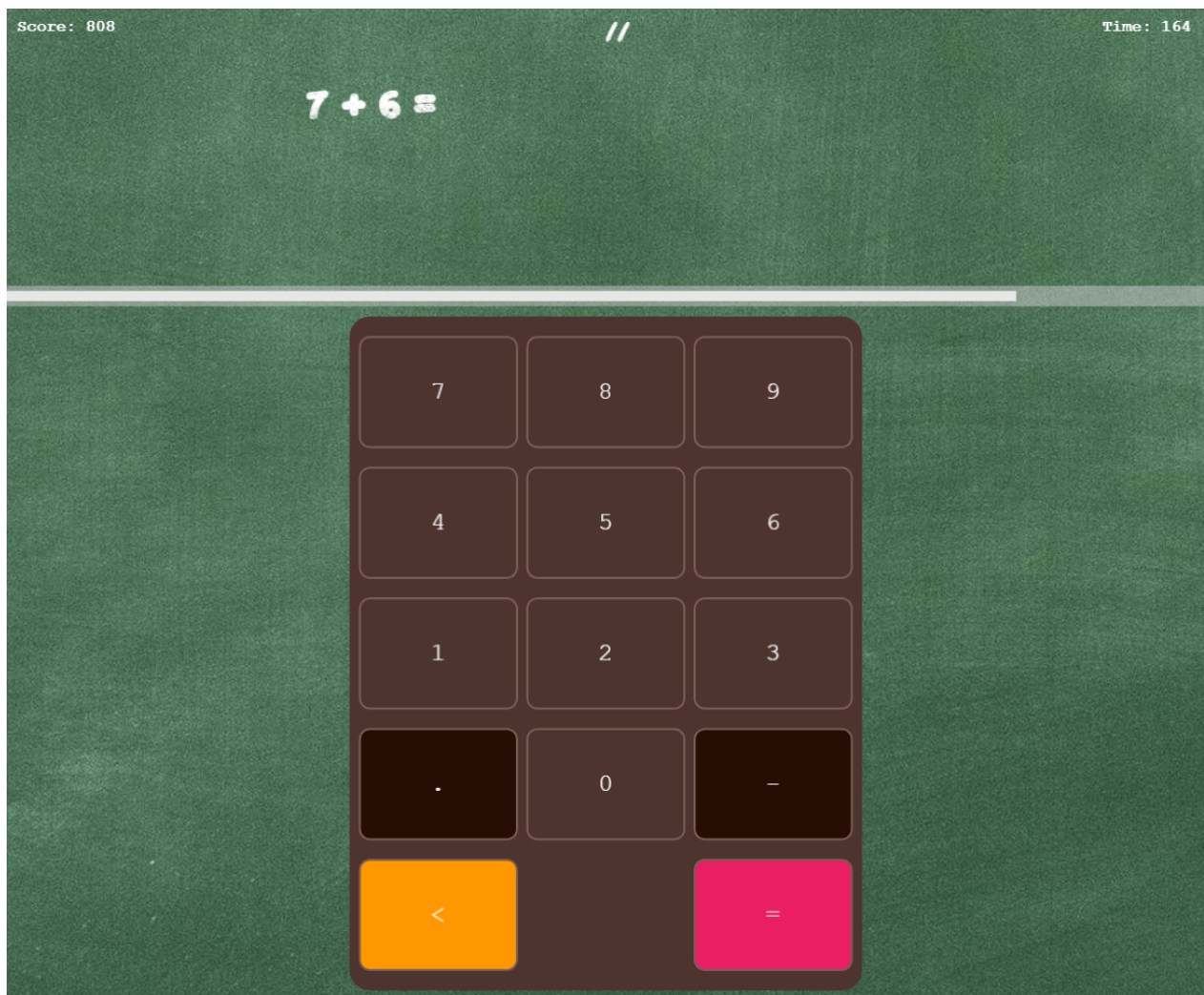


Figure 63 – Le jeu Calcul Mental.

lors d'une mauvaise réponse.

Analyse

En fin de compte ce jeu ne présente que peu d'éléments d'analyse lors des parties. Ce qui devrait être le plus intéressant en soi l'information de lancement de partie. Lors de mes tests préliminaires, j'ai eu beaucoup de messages disant : "je n'aime pas les calculs mentaux", "je suis nul en math", ...

Ce type de phrase a conduit les individus à choisir le mode facile, peut-être pas seulement pour avoir un jeu adapté à leurs niveaux, mais aussi pour ne pas contrarier leur ego. Or il se trouve que des personnes ayant adopté cette stratégie de fuite face à la difficulté ont fait plusieurs parties, cela est-il représentatif d'une envie de se surpasser ou finalement de la découverte d'un plaisir de jeu lors de la réponse à de petits calculs simples ?

Le fait d'utiliser ou non le clavier est un indicateur qui pourrait être intéressant, plusieurs jeux présentent cette possibilité sans l'indiquer explicitement, les joueurs cherchant à découvrir ce genre de mécaniques sont peut-être du type "explorers" ?

Le score est un indicateur de performance intéressant mais imprécis en l'état, quitte à l'utiliser il est préférable de le contextualiser avec le nombre de réponses. Car un joueur avec un score de 1900 et seulement 10 calculs à mis en moyenne 1 seconde à répondre, là où un joueur avec 1900 de score et 38 calculs à mis 7,5 secondes en moyenne.

Dans le cas précédent, il est fort probable que le premier joueur à abandonné par ennui, ses capacités rendent improbable la défaite après seulement 10 calculs. La détection des individus qui abandonnent est donc intéressant, mais encore plus de comprendre pourquoi : pour augmenter la difficulté ensuite? pour arrêter totalement après? pour continuer l'aventure?

Certains segments devraient présenter des difficultés pour certains joueurs mais pas d'autres. Beaucoup de joueurs devraient présenter des difficultés avec la partie division étant donné qu'elle donnera souvent lieu à des fractions. Le temps de réponse pour les pièges et le fait de bien y répondre ou non est aussi un indicateur qui peut être particulièrement intéressant.

Le fait d'essayer de répondre pendant les phases de non-calculs est enregistré, ce comportement pourrait être la représentation d'une impatience ou d'un esprit en quête de découvertes.

Les erreurs telles que l'utilisation de deux symboles négatifs sont également enregistrées.

Le total de mouvements est enregistré, mais semble peu pertinent pour le moment.

F.0.9 Le jeu : Geomaster

Le jeu Geomaster consiste à déterminer laquelle des 4 figures présente la plus grande surface. Le joueur doit répondre en moins de 10 secondes. Avec un temps total limite de 90 secondes. Cela fait uniquement appel aux capacités de perception du joueur pour répondre.

Tout comme le jeu "Calcul Mental", ce jeu présente 3 niveaux de difficulté. La différence est que pour Geomaster, le joueur n'a, soit aucune idée de ce qui l'attend, soit une vision faussée de ce qui l'attend. Cette différence devrait conduire à des différences d'attitude par rapport au jeu "Calcul Mental".

Le jeu alterne les formes présentes à discriminer tel que, pour n'égale le nombre de réponses bonnes :

- $n \% 10 \subseteq [0, 1]$: 4 cercles à discriminer.
- $n \% 10 \subseteq [2, 3]$: 4 carrés à discriminer.
- $n \% 10 \subseteq [4, 5]$: 4 rectangles à discriminer.
- $n \% 10 \subseteq [6, 7]$: 4 triangles à discriminer.
- $n \% 10 \subseteq [8, 9]$: les formes en même temps.

Les tailles varient en fonction du nombre de réponses et de la difficulté. Une variable définit la difficulté actuelle du jeu, cette dernière est définie à 0 en mode facile, à 2 en normal et à 4 en mode difficile. Toutes les 10 réponses bonnes cette difficulté augmente d'un cran, quel que soit le mode. Le maximum possible est le niveau 11 de difficulté.

Lors de la création d'une figure, une des figures va avoir 100% de sa surface attendue (la plus grande), une autre X% (la plus petite), les 2 autres figures auront des tailles intermédiaires tel que, l'une aura $X + (100 - X)/3$ et la dernière $X + (100 - X)/2$.

Les tailles de X possibles sont, dans l'ordre de difficulté (en pourcents) : 50, 60, 70, 80, 90, 92, 94, 95, 96, 97, 98, 99. Ainsi, le mode facile commence à 50, le mode normal à 70 et le mode difficile à 90. Passé la difficulté 11 semble très difficile avec seulement 1% de différences de surfaces. Le triangle est la forme la plus difficile à discriminer par rapport aux autres.

Il est possible que certains joueurs s'aident des lignes de séparation entre les figures, et ainsi se servent non pas de la surface des figures mais de leurs distances par rapport à une ligne. Cette stratégie est intéressante car la distance entre la figure faisant 100% de sa taille et les bords ne changeront jamais.

Flow et Juice

Ces deux éléments sont exactement les mêmes que le jeu "Calcul Mental" (voir partie F.0.8).

Design

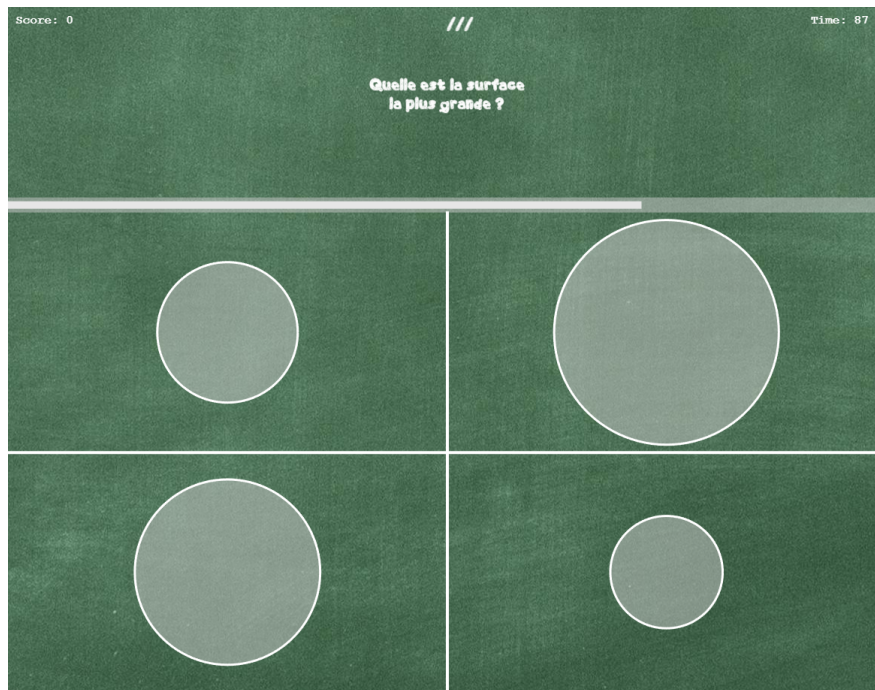


Figure 64 – Le jeu Geomaster, début de partie en mode Facile.

Le design est similaire au jeu "Calcul Mental", avec toujours cet aspect scolaire et craie. Afin de limiter les ambiguïtés, le texte "Quelle est la surface la plus grande?" est écrite au début du jeu.

Analyse

Tout comme "Calcul Mental" le choix de la difficulté est peut-être plus important que le jeu en lui-même. D'autant plus que dans le cas de Geomaster, pour certains le but sera incertain avant de lancer le jeu.

Les mouvements totaux entre les clics et les passages faits au-dessus des figures sont pris en compte, cela pourrait servir à déterminer une quelconque hésitation.

Les formes et leurs surfaces sont enregistrées pour voir si certains passages sont plus compliqués pour certains types de joueurs.

La surface maximale possible des formes est enregistrée au cas où cela une influence sur le fait de répondre.

F.0.10 Le jeu : Mémoire textuelle

Ce jeu est basé sur le test de mémoire des mots de humanbenchmark.com "verbal memory". Le but est de dire si un mot est déjà apparu ou non. Le joueur n'a qu'une seule vie dans ce jeu. Rater le premier mot est un formidable indicateur d'incompréhension dans notre cas. Car il est impossible que le premier mot est déjà apparu. Il en va de même pour les 2 mots suivants, mais le joueur n'est pas sensé le savoir.

Les 244 mots possibles appartiennent tous aux lexiques des métiers, de par la thématique *serious game* de l'application. Ces mots ont été choisis afin de limiter au mieux les soucis d'incompréhension et de méconnaissance pouvant conduire à une difficulté d'assimilation. Les mots possibles sont disponibles en annexe.

Les mots ont une chance sur 2 d'être un nouveau mot. En théorie, une fois atteints les 244 mots déjà vus, il suffirait de faire tout le temps "OUI" pour tendre vers l'infini, mais il paraît peu probable d'atteindre ce nombre. Chaque bonne réponse donne 500 points. Le jeu ne présente pas de limite de temps, pour répondre. Le jeu étant affiché via un canvas, il est facile de tricher en faisant un clic droit pour enregistrer l'image.

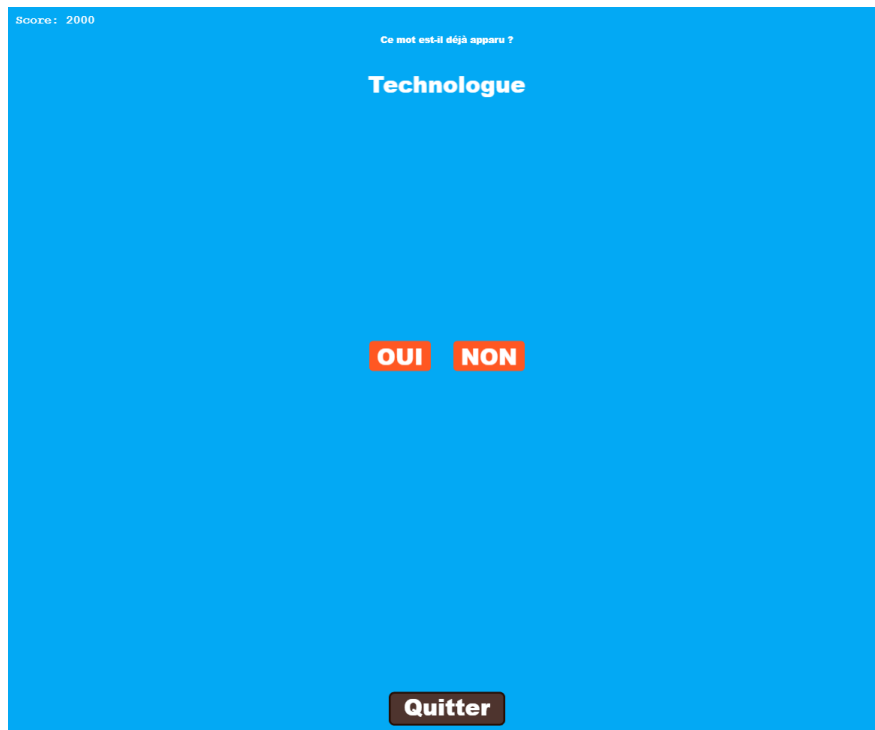


Figure 65 – Le jeu Mémoire textuelle.

Ce jeu est l'un des rares où il est possible d'abandonner.

Juice

Très peu de *Juice*, simplement un texte de réussite et du son.

Flow

Le *Flow* dans ce cas de figure me semble peu pertinent.

Design

Afin de limiter les incompréhensions, le texte "Ce mot est-il déjà apparu?" apparaît tout le temps. Le design est extrêmement sobre afin de maximiser l'attention sur l'important.

Analyse

Les indicateurs de performance sont, le score, mais aussi le temps passé avant de répondre. Il serait intéressant de voir si ce temps varie avant la mauvaise réponse. Si c'est le cas, ceci serait un indicateur montrant que l'individu savait qu'il ne savait pas.

Le total de mouvement est enregistré, la distance entre les boutons étant tout le temps la même d'un appareil à l'autre. Il serait intéressant de voir qui bouge de façon anormale. Le tout bien sûr en prenant en compte le nombre de réponses, mais aussi le nombre de mouvements nécessaires (OUI puis NON ou NON puis OUI). À noter qu'il est possible d'abandonner, mais il est peu probable qu'une personne qui abandonne soit une personne qui ne sait pas ce qu'il doit répondre, il s'agira sûrement plus de personnes lassées.

Le fait de faire un clic droit et la perte de focus est pris en compte afin de détecter les tricheurs. Le fait de tricher pourrait être intéressant d'un point de vue personnalité.

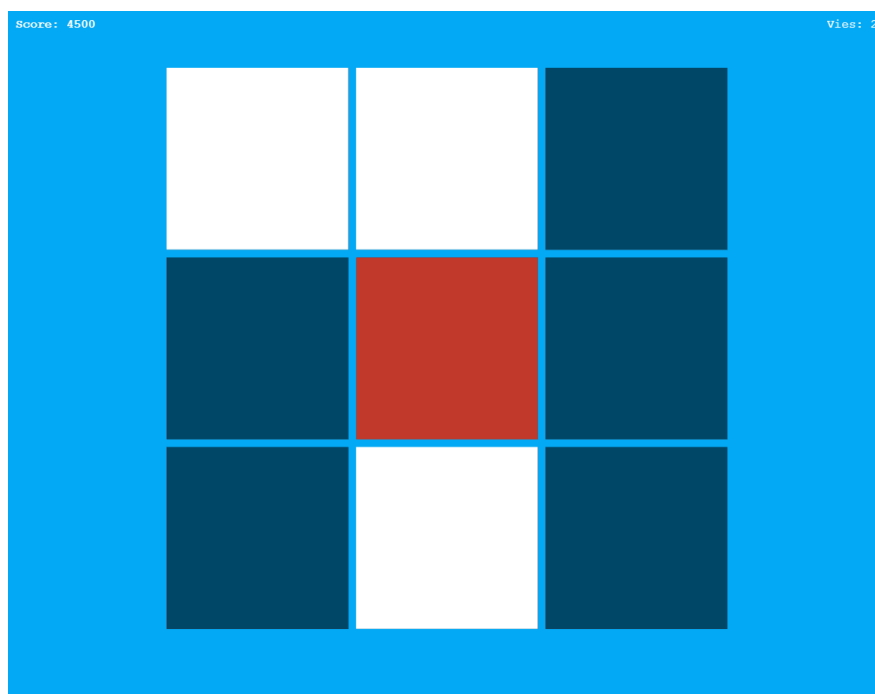


Figure 66 – Le jeu Mémoire spatiale, avec une erreur faite au centre.

F.0.11 Le jeu : Mémoire spatiale

Ce jeu est basé sur le test de mémoire des nombres de humanbenchmark.com "visual memory". Le but est de se souvenir de l'emplacement des tuiles blanches placées aléatoirement, en ayant droit à 3 erreurs au total.

Les premiers tableaux sont en 3 tuiles par 3, jusqu'à un maximum possible de 8 par 8. À chaque bonne réponse, le nombre de tuiles à retenir augmente de 1, jusqu'à atteindre les $n * 1,75$ arrondi au plus bas, avec n égal à la taille du tableau. Ainsi, le maximum à prédire est pour les tableaux de 3x3, 4x4, 5x5, 6x6 et 7x7 tuiles : 5, 7, 8, 10, 12 tuiles. Chaque dépassement de maximum augmente la taille du tableau et fait revenir le nombre de tuiles à retenir à une.

Le tableau en 8x8 à comme maximum 32 tuiles à retenir pour augmenter la difficulté au niveau maximum.

Chaque tuile trouvée donne 100 points, chaque tableau fini donne 500 points.

Le jeu ne présente pas de limite de temps, pour répondre. Le jeu étant affiché via un canvas, il est facile de tricher en faisant un clic droit pour enregistrer l'image.

Juice

Très peu d'éléments de *Juice* pour limiter l'impact sur la concentration du joueur. Seuls des effets de retournement de tuiles et du son sont présents.

Flow

Des trois jeux de mémoire il s'agit du plus amusant et celui sur lequel les possibilités de progression sont les plus grandes. Il est cependant possible que certains individus ne puissent progresser sur ce jeu, qui demande de retenir le placement d'éléments.

Design

Lors du premier tableau, les chances de perdre en répondant au hasard 3 fois sont de 25%. Il paraît peu probable à répondre au hasard par pure incompréhension, la distraction semble plus probable. Cette probabilité faible devrait en dire long sur les joueurs tout en limitant le fait de ne pas comprendre le but du jeu.

Un joueur qui va se tromper et a été attentif devrait comprendre ensuite que ce n'était pas les tuiles bleues qu'il fallait retrouver, les tuiles blanches opéreront alors comme un renforcement positif.

Analyse

Le score, le nombre de tuiles retrouvées et le nombre de tableaux passés sont des indicateurs de performance.

Les tableaux générés sont tous enregistrés dans l'éventualité ou le *pattern* à une influence sur certaines personnes.

Pour détecter les hésitations nous enregistrons les passages de souris au-dessus des tuiles, un éventuel facteur d'hésitation peut en découler. Bien entendu il est nécessaire de prendre en compte le fait que certaines tuiles vont être passées pour en atteindre d'autres, notamment celles aux extrémités.

Le fait de cliquer avant le début de la fenêtre de clics est enregistré. Cela pourrait être représentatif d'une impatience ou d'une incompréhension. Le *timestamp* de chaque clic est enregistré. Peut-être que le temps mis à répondre est différent d'une typologie d'utilisateurs à l'autre.

Se tromper au début peut être un facteur d'incompréhension, comme un facteur de distraction. Dans les deux cas l'information est intéressante.

Le fait d'utiliser ou non le clavier est un indicateur qui pourrait être intéressant, plusieurs jeux présentent cette possibilité sans l'indiquer explicitement, les joueurs cherchant à découvrir ce genre de mécaniques sont peut-être du type "explorers" ?

Le fait de faire un clic droit et la perte de focus est prise en compte afin de détecter les tricheurs. Le fait de tricher pourrait être intéressant d'un point de vue personnalité.

F.0.12 Le jeu : Pirate wars

Ce jeu est un tower defense très classique avec un seul niveau. Le but est de survivre le plus longtemps possible en plaçant des tours pour empêcher les bateaux pirates de passer. Le joueur dispose de 10 vies, il a donc le droit de laisser passer 10 bateaux avant la défaite. Laisser passer un bateau ne donne pas de points et d'or, ce qui est problématique en soi pour le joueur.

Le joueur est donc confronté à des vagues de bateaux ennemis, les types de bateaux affrontés sont fixes et dépendent de la vague. Les bateaux sont :

- **Normal** : le bateau de base, moyen aussi bien en matière de vitesse que de PV. De base ils ont 5 PV et mettent 20 secondes à traverser le terrain. Leur destruction rapporte 5 points et 5 d'or.
- **Vitesse** : le bateau rapide, il a une grande vitesse mais peu de PV. De base ils ont 4 PV et mettent 10 secondes à traverser le terrain. Leur destruction rapporte 10 points et 10 d'or.
- **Tank** : le bateau résistant, il a une faible vitesse mais beaucoup de PV. De base ils ont 50 PV et mettent 50 secondes à traverser le terrain. Leur destruction rapporte 10 points et 10 d'or.
- **Danger** : ce bateau est entre résistance et rapidité. De base ils ont 25 PV et mettent 20 secondes à traverser le terrain. Leur destruction rapporte 10 points et 10 d'or.
- **Boss** : les bateaux qui apparaissent toutes les 10 vagues. Ils sont très résistants mais très lents. Ils ont 250 PV de base et mettent 100 secondes à traverser le terrain.

Tous les bateaux deviennent de plus en plus forts au fur et à mesure des vagues (v). Les bateaux qui ne sont pas des tanks ou boss augmentent leurs PV tel que : $PV = base^{1,07*v}$. Pour les autres la formule est

Tour	Coût	Porté	Dégât	Vitesse
Rapide	10	1.5	1	200
Puissant	20	1	60	4000
Sniper	80	2.5	10	1000
Mortier	150	1	5	3000
Feu	75	1.5	0.2	-
Glace	75	2	0.2	-
Or	100	0	0.1	-

Table 42 – Les tours et leurs statistiques.

$PV = base^{1,1*v}$ Les bateaux de types vitesses gagnent en rapidité, tel que : $rapidité = base^{1,05*v}$ avec une limite à 1 seconde pour traverser tout le terrain.

Cette augmentation brusque fait qu'un débutant peut perdre rapidement. Ceci a été choisi pour limiter la frustration due à la longueur de la partie, mais le fait d'ajouter un bouton quitter aurait été plus judicieux.

Pour détruire les bateaux, il faut placer des tours, ayant chacune à ses spécificités. Il est possible de placer 21 tours au total et la façon de les placer est la chose la plus importante dans ce type de jeux. D'autant plus que certaines tours sont spécifiques à un type de bateau à détruire et que certaines tours ont une synergie avec d'autres.

Il existe 4 tours d'attaque et 3 tours spéciales, leurs spécificités sont :

- **Rapide** : une tour rapide qui fait de faibles dégâts.
- **Puissant** : une tour lente qui fait de gros dégâts.
- **Sniper** : une tour lente qui fait de gros dégâts à longue portée.
- **Mortier** : une tour à faible portée qui fait des dégâts dans une zone.
- **Feu** : augmente les dégâts des tours alliées.
- **Glace** : ralentit les unités ennemies.
- **Or** : gagne plus d'or pour la destruction d'unités.

Les statistiques des tours sont décrites dans le tableau 42.

Afin de réussir à survivre, il est nécessaire de bien positionner les différentes tours, en vue de maximiser leurs zones d'effets utiles, mais aussi pour répondre aux particularités des différents ennemis. Chaque tour peut gagner des niveaux, ces niveaux demandent de l'or pour les rendre plus puissantes. Cependant, le retour sur investissement (ROI) d'une augmentation de niveau est plus basse que celui de la création d'une nouvelle tour. L'une des complexités du jeu vient alors du fait que ce ROI va en fin de compte également dépendre de la zone d'effet utile également, changeant ainsi la donne pour certaines configurations de placement.

À chaque vague, des groupes d'ennemis différents apparaissent, il est obligatoire de diversifier les types de tours pour vaincre certains de ces ennemis. Si 20 ennemis passent, la partie est perdue.

F.0.13 Le jeu : monster merge

Monster merge est tout simplement une réplique du jeu de réflexion "2048", 2048 consiste à déplacer sur les 2 axes des cases se trouvant en jeu (toutes les cases à chaque mouvement). Dans le but de se faire rencontrer des cases d'égaux valeurs.

Ce jeu est donc une copie conforme, si ce n'est que les cases qui apparaissent sont forcément des "2" et que par défaut nous avons remplacé les nombres par des images de monstres. Ce remplacement a 2 buts, le premier est de nourrir la narration et la crédibilité de l'hub en insufflant une cohérence entre le jeu fait, l'environnement et le dialogue avec le PNJ. Le second but est de déterminer qui va préférer les nombres aux images, ce cas de figure sera sûrement plus présent chez les joueurs experts (ayant déjà joué à ce jeu) qui trouveront déroutant les monstres à la place des nombres.



Figure 67 – Le jeu Pirate Wars, avec sélection d’une tour à construire.

Le *scoring* est très simple, la fusion de deux cases donne un nombre de points égal à leur somme. Nous n’avons ici pas de limites de temps contrairement à la majorité des jeux, ce qui permettra à certains de s’épanouir plus que dans les autres jeux.

Ce jeu présente une stratégie pour aller loin qui est relativement simple à trouver : l’emploi d’un coin. Il est inconcevable de jouer à ce jeu de manière efficace en n’adoptant pas une réelle stratégie étant donné le besoin vital de minimiser la proximité des cases de mêmes valeurs.

Ce jeu est l’un des rares permettant le fait d’être quitté, car il vaut mieux avoir les données d’une longue partie abandonnée que rien du tout.

Juice

Le jeu comme tous nos jeux de réflexion ne présente que très peu de *Juice*. Dans notre cas présent il s'agit juste d'une augmentation du *scaling* de la case qui vient de fusionner avec une fonction bounce, ainsi que d'un petit son qui devient de plus en plus grave quand on avance dans le jeu.

Flow

Le *Flow* sur le jeu de base est assuré par l'envie d'arriver à faire un 2048 (d'où le nom du jeu de base). Dans notre cas pour un nouveau joueur il s'agira plutôt de 4 paliers principaux qui vont le maintenir dans le *Flow* : la découverte, perte rapide ; l'apprentissage des mécaniques, perte un peu plus lente ; la découverte d'une stratégie de placement, jeu normal ; la maîtrise de cette stratégie, *scoring* et *leaderboard*.

Design

Le design est dans la lignée de 2048 et reprendre des couleurs de fond et d'interface utilisateur assez similaires. Nous avons cependant changé les couleurs des cases, les variantes allant du jaune au marron n'étaient pas des plus chatoyantes.

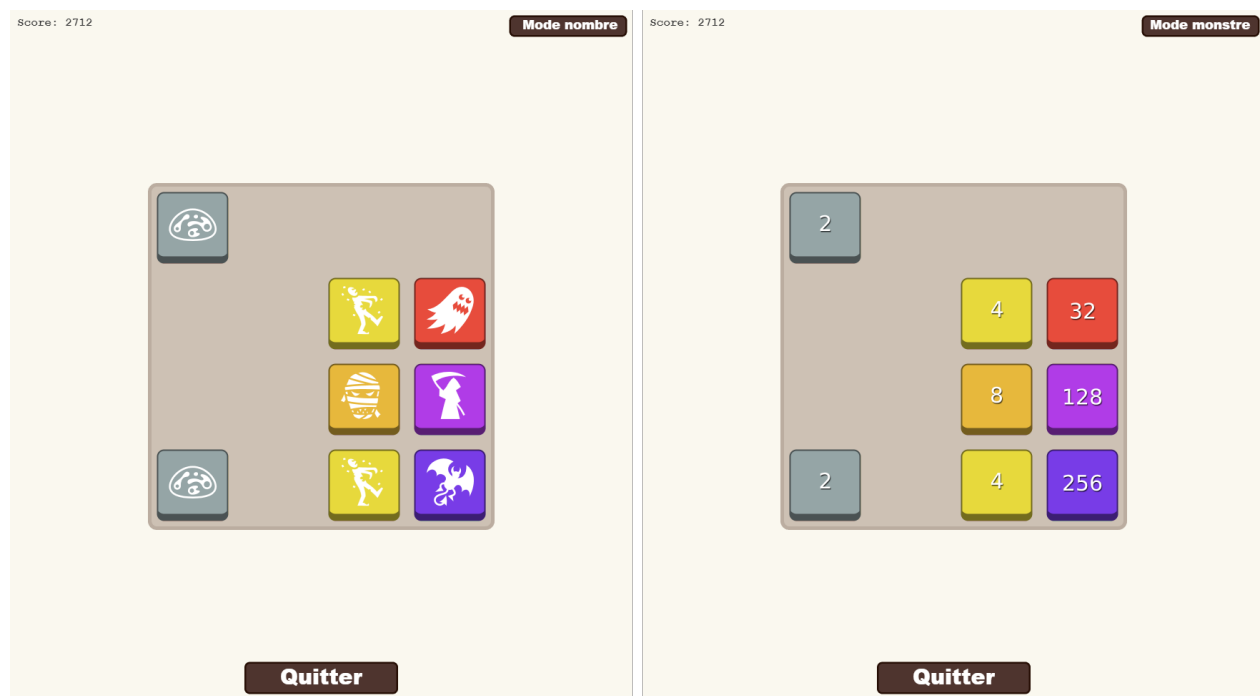


Figure 68 – Le jeu Monster Merge, avec à gauche la version modifiée du 2048 et à droite la version concordante.

Analyse

Nous enregistrons les modifications de design (passage aux nombres), ce qui nous permettra à la fois de savoir qui sont les experts réfractaires, mais aussi qui a tendance à explorer tout ce qu'un jeu lui offre.

Chaque input est enregistré, il est possible de jouer avec ZQSD et avec la souris. Les flèches n'ont malheureusement pas pu être ajoutées. L'utilisation de ZQSD devrait être marginale et réservée à un public de joueurs initiés. Pour ce qui est du *swipe* à la souris, nous enregistrons le delta, ce qui peut être une information intéressante.

Comme vu précédemment, différentes stratégies existent, parmi ces stratégies il y a l'utilisation d'un coin. Les sommes des directions employées sont un moyen simple de déterminer s'il y a ou non une stratégie (surtout en prenant les ratios). Il est aussi possible que le simple fait de choisir un coin particulier est en soi un indicateur utile. De ma propre expérience, j'utilise tout le temps le coin inférieur droit, et éventuellement le

coin supérieur droit (mais très minoritairement). Peut-être qu'il ne s'agit pour le côté "droit" que d'un reflet du fait que je sois droitier. Mais il est aussi possible que ça soit un reflet d'autres facteurs.

Nous avons les habituels indicateurs de performance : le score, le nombre de fusions, le maximum atteint en fusion et le nombre de mouvements.

Le joueur le plus performant sera en toute logique celui atteignant le plus haut score avec le moins de mouvements.

Nous enregistrons chaque position des carrés à chaque mouvement, ce qui nous permet de faire une analyse la plus approfondie possible si besoin.

Certains joueurs pourraient être mûs principalement par une envie de découvrir les différents monstres. Dans ce cas de figure différencié cette envie de découverte pourrait être intéressant pour discriminer les différents types de joueurs. Une variation différente de la moyenne lors de la fusion de nouveaux éléments pourrait être un indicateur allant dans ce sens.

Une comparaison des mouvements des joueurs entre eux après transformation pourrait également être un bon moyen simple de regrouper les types de joueurs.

G Les réseaux de neurones

La première étude évoquant le "neurone artificiel" (ou neurone formel, qui est la représentation mathématique et informatique d'un neurone biologique), date de 1943, par Mc-Culloch et Pitts. L'idée était de simuler les fonctionnalités du système nerveux humain, en se basant sur les capacités des neurones biologiques et un modèle d'apprentissage. Le résultat fut que de simples neurones binaires pouvaient reproduire n'importe quel fonction logique. En 1958, un psychologue Américain du nom de Frank Rosenblatt développera le premier perceptron (couches des neurones en entrées reliés à une couche en sortie)[235, 109].

Dans sa version la plus simple, le neurone artificiel va calculer la somme des activations des entrées reçues, pondéré la valeur des connexions synaptiques (poids des liaisons) des neurones d'entrées auquel il est relié, puis finalement appliqué une fonction de sortie pour donner un résultat. Ici, contrairement à la biologie, nous n'allons pas utiliser une quelconque hormone pour effectuer un renforcement positif ou négatif. Mais des métriques permettant d'évaluer les résultats, pour augmenter ou diminuer les poids des connexions entre les neurones. Le but étant ainsi de trouver l'ensemble des poids qui va minimiser l'erreur de sortie, jusqu'à trouver un bassin attracteur (minimum local ou global, voir figure 69) dont la découverte se fait via la dérivée[8].

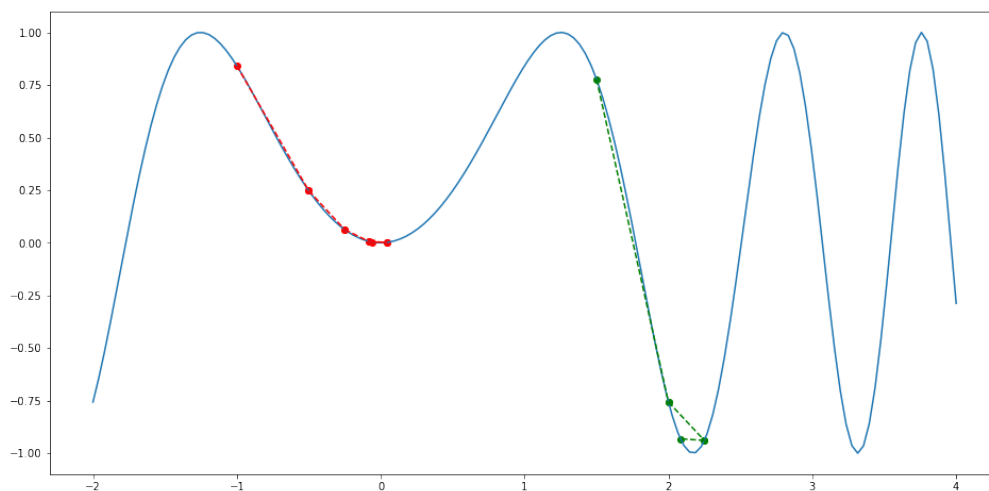


Figure 69 – Exemple de descente de gradient terminant dans un minimum local ou global.

L'une des particularités des réseaux de neurones est que les incréments des poids des liaisons se fait via plusieurs itérations que l'on appelle itérations, rappelant encore une fois la biologie, notamment la courbe de l'oubli que nous avons vu en section 3. Le modèle d'apprentissage est l'utilisation de la rétropropagation du gradient (backpropagation) évoqué par Werbos en 1975, et qui vise à minimiser les erreurs, en mettant à jour les poids des liaisons en partant de la dernière couche vers la première[282]. Lors de l'ajustement d'un réseau de neurones, la rétropropagation calcule le gradient de la fonction de perte (loss function) par rapport aux poids du réseau pour un seul exemple d'entrée/sortie. Cette méthode efficace permet d'utiliser des méthodes de gradient pour former des réseaux multicouches, en mettant à jour les poids pour minimiser les pertes. L'algorithme de rétropropagation fonctionne en calculant le gradient de la fonction de perte par rapport à chaque poids par la règle de chaîne, en calculant le gradient une couche à la fois, en itérant vers l'arrière à partir de la dernière couche pour éviter les calculs redondants de termes intermédiaires dans la règle de chaîne (voir equation 4).

$$\delta_j^L = \sum_k \frac{\partial C}{\partial a_k^L} \frac{\partial a_k^L}{\partial z_j^L} \quad (4)$$

L'erreur est alors corrigée selon l'importance de la contribution de chaque élément à celles-ci. Dans le cas des réseaux de neurones, les poids synaptiques qui contribuent plus à une erreur seront modifiés de manière plus importante que les poids qui provoquent une erreur marginale.

Depuis, les réseaux de neurones ont beaucoup évolués. Historiquement on peut noter trois grandes périodes. Tout d'abord les réseaux classiques (par exemple les MLP (perceptrons multicouches ou "multilayers perceptron", et beaucoup d'autres structures dédiées à des tâches précises) sont apparus. Puis une deuxième

évolution notable a été apportée par les réseaux à support de vecteurs (SVM), associés à des algorithmes d'apprentissage de type optimisation sous contraintes. Enfin la révolution des réseaux profonds des années 2000, surtout connue par les succès des CNNs (réseaux neuronaux convolutifs ou convolutional neural networks), associés à des algorithmes d'apprentissage adaptés (sgbd, Adam, ...). Ces architectures évoluent très rapidement. On peut évoquer les GANs (Generative Adversarial Networks), qui permettent un apprentissage semi-supervisé (voire non supervisé). En effet ces réseaux "profonds" (DNNs ou Deep Neural Networks) nécessitent des bases d'apprentissage très importantes. Les techniques classiques restent donc souvent d'actualité. Des réseaux "hybrides" peuvent alors être proposés, en fonction d'un besoin précis, comme celui qui est utilisé dans notre travail, et qui est décrit ci-dessous.

Le réseau hybride, utilisé dans notre système de recommandation, est construit sur deux entités. Une entité dite "embedding" et une entité neuronale multi-couche.

Les réseaux de neurones entièrement connectés sont des approximateurs universels[228]. L'une de leurs particularités est qu'ils tendent à mémoriser entièrement les données d'apprentissage, ce qui veut aussi dire que ces réseaux finissent par apprendre les biais et anomalies d'un jeu de données. Il est essentiel de ne pas sur-apprendre le jeu de données, pour ne pas être impacté par ce souci. Des techniques de régularisation peuvent limiter la mémorisation du modèle et donc, d'augmenter sa généralisation sur un problème donné. Parmi ces techniques, on notera :

- Le "dropout"[252] : il provoque une non-utilisation aléatoire d'un ratio donné de neurones pour une couche donnée. Cette méthode permet d'éviter la coadaptation, dont le principe est que si un neurone apprend une information, alors ce dernier va devenir indispensable à d'autres neurones des couches supérieures¹³⁹.
- Le "early stopping" : il s'agit de stopper l'entraînement du réseau lorsque ce dernier commence à obtenir de moins bons résultats. Et donc, à moins généraliser le problème.
- La régularisation des poids : tel que les régressions de lasso[258] et de ridge[259] (régularisation de Tikhonov).

La minimisation de l'erreur peut être optimisée via une descente de gradient. La représentation imagée la plus courante est d'imaginer une plaine vallonnée sur laquelle une boule va se mettre à rouler et finit dans un creux (minimum local ou global). Pour certains algorithmes de descente de gradient, il n'est pas possible d'atteindre réellement un minimum local, le taux d'apprentissage ("learning rate") qui représente ici la vitesse de la boule ne pouvant décroître et ainsi se fixer dans un creux. D'autres algorithmes, permettent cela. Ce principe est appelé momentum et va consister en une décroissance progressive du "learning rate" en fonction du nombre d'époques.

139. Il est cependant impératif de désactiver cette fonction pendant la phase de prédiction.

G.1 Architectures multimodales

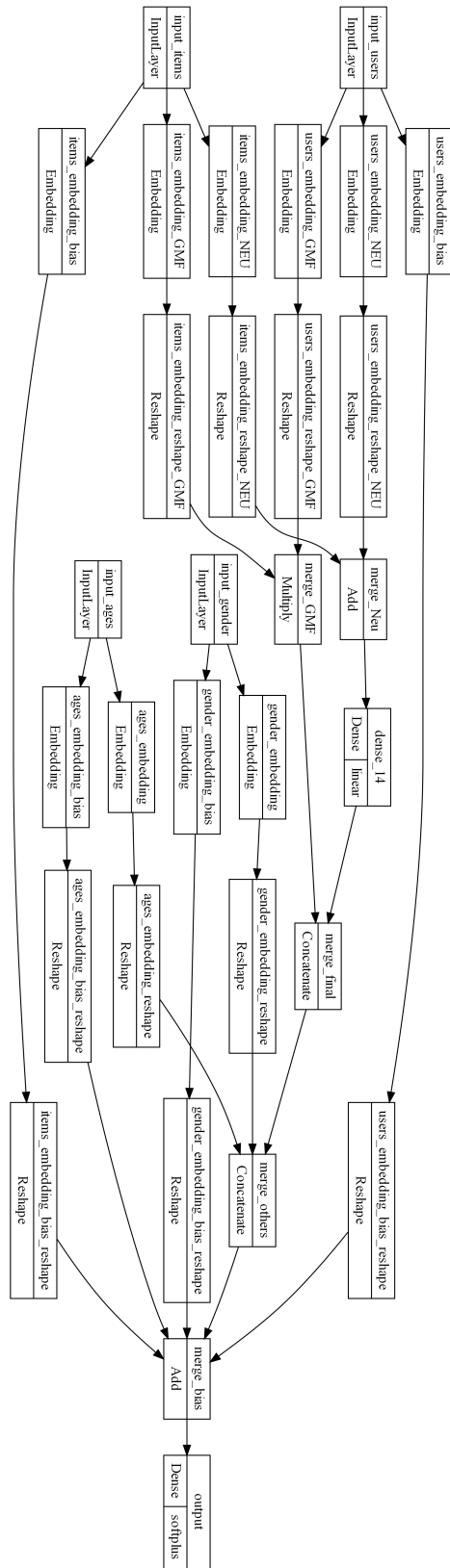


Figure 70 – Une des architectures multimodales utilisée. Correspond à NCF+bias+(âge/genre).

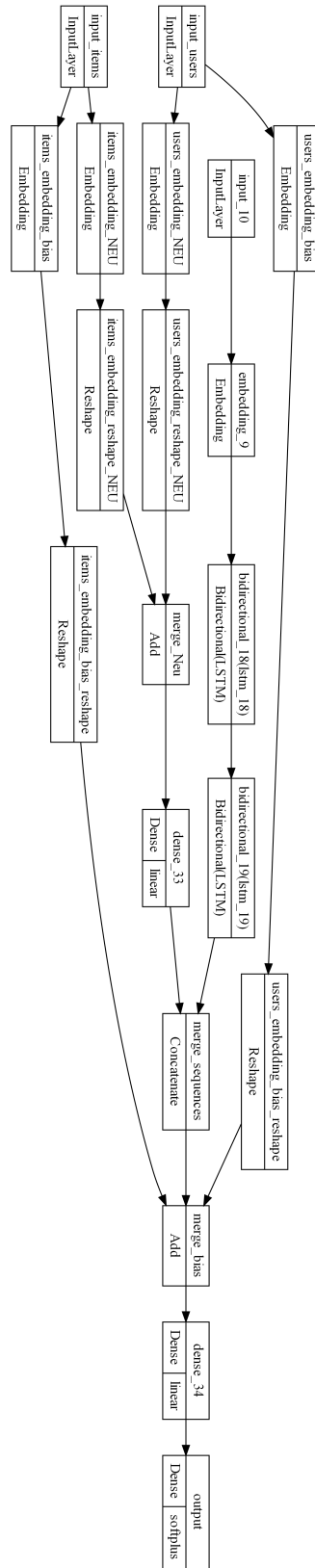


Figure 71 – Une des architectures multimodales utilisée. Correspond à NCF+bias+séquences.

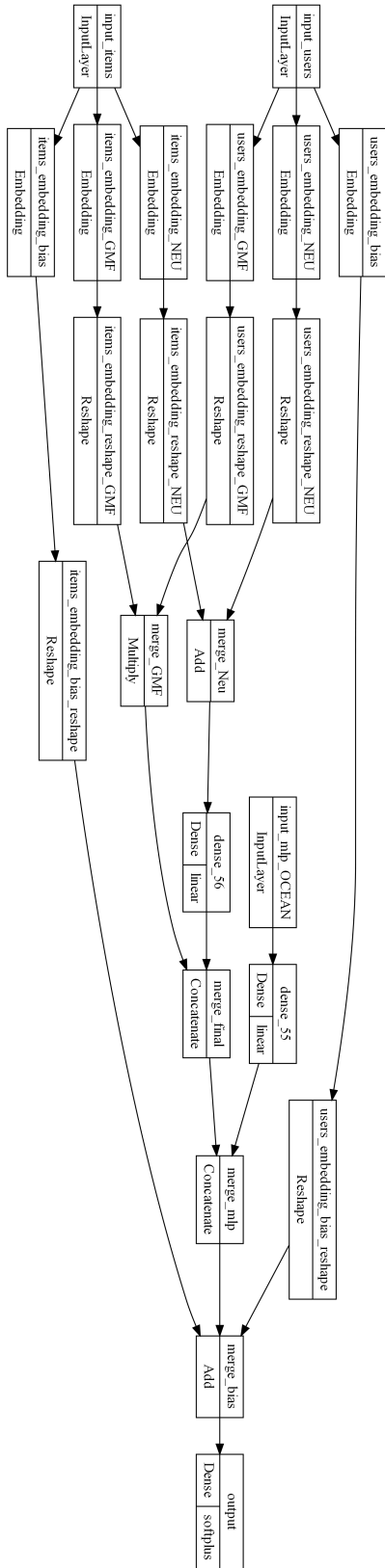


Figure 72 – Une des architectures multimodales utilisée. Correspond à NCF+bias+MLP.

H Corrélations de la partie analyse

Typologie	O	C	E	A	N
Aesthetic	0.248****	-0.054	-0.106	-0.024	0.104
Action	-0.062	0.052	0.06	0.067	-0.175****
Goal	0.055	0.141**	-0.033	0.086	0.118*
Immersion	0.127*	-0.022	-0.169**	-0.035	0.004
Social	-0.082	0.077	0.254****	0.149**	-0.129*

Table 43 – Corrélation de Spearman entre les données *IDFIAS*T en 25 questions et le *Big Five*, via le jeu de données [260].

Typologie	O	C	E	A	N
Esthétique	0.389****	-0.034	-0.018	-0.054	0.089
Action	0.059	-0.034	0.19	0.02	-0.28*
Objectif	0.035	-0.124	-0.162	0.025	0.167
Immersion	0.433****	0.101	0.001	0.102	0.025
Social	0.115	-0.249*	0.162	0.021	-0.094

Table 44 – Corrélation de Spearman entre les données *IDFIAS*T en 50 questions et le *Big Five*, via le jeu de données Neuro.

Typologie	O	C	E	A	N
Aesthetic	0.455****	0.032	0.055	-0.072	0.053
Action	0.093	-0.059	0.19	0.147	-0.297*
Goal	-0.025	-0.231	-0.173	0.02	0.209
Immersion	0.419****	0.105	0.014	-0.01	0.146
Social	0.161	-0.223	0.175	-0.026	-0.032

Table 45 – Corrélation de Spearman entre les données *IDFIAS*T en 25 questions et le *Big Five*, via le jeu de données Neuro.

Question	O	C	E	A	N
456	0.337**	-0.029	0.056	-0.066	-0.017
457	0.134	-0.101	-0.305**	-0.079	0.041
458	0.472****	0.071	0.147	0.123	-0.066
459	0.216	0.076	0.045	-0.046	-0.03
460	0.196	-0.024	-0.091	-0.022	0.05
461	-0.032	-0.022	-0.054	0.113	-0.163
462	0.232*	0.069	0.133	0.016	0.159
463	0.252*	-0.099	-0.149	-0.11	0.033
464	0.115	-0.151	-0.056	-0.029	0.001
465	0.246*	-0.075	-0.02	0.026	0.16
466	0.353**	-0.036	-0.04	0.054	0.01
467	0.322**	0.173	0.044	0.087	0.016
468	0.299**	0.144	0.091	0.056	-0.034
469	0.181	0.055	-0.024	0.053	-0.012
470	0.101	0.013	0.099	-0.087	0.159
471	0.226*	0.127	-0.019	0.097	0.054
472	-0.255*	-0.142	0.12	-0.158	-0.011
473	-0.39****	0.069	0.01	-0.096	-0.046
474	-0.347**	-0.097	0.005	-0.05	-0.077
475	0.334**	-0.036	-0.018	0.087	-0.162
476	0.02	0.21	0.146	-0.035	-0.082
477	0.076	-0.013	-0.201	-0.09	0.076
478	-0.067	0.198	0.074	-0.126	0.063
479	-0.059	-0.012	0.115	-0.149	0.068
480	0.038	0.062	-0.013	0.002	-0.141
481	-0.078	-0.35**	-0.24*	-0.064	0.393****
482	0.16	0.003	-0.063	0.109	0.061
483	-0.139	-0.131	-0.134	0.054	0.084
484	0.09	-0.088	-0.114	0.106	0.023
485	-0.294**	0.06	0.039	0.022	-0.084
486	0.232*	-0.138	0.103	0.046	0.044
487	0.039	0.186	-0.184	0.076	-0.078
488	0.166	-0.088	0.132	0.229*	-0.18
489	-0.206	0.132	-0.244*	0.041	0.08
490	-0.018	-0.185	-0.041	0.073	-0.077
491	0.116	-0.246*	0.122	-0.117	0.0
492	0.136	-0.254*	0.12	0.208	-0.138
493	0.046	-0.224*	0.07	0.016	-0.059
494	-0.09	0.15	-0.161	0.112	0.086
495	-0.021	-0.255*	0.151	-0.061	-0.18
496	0.019	-0.127	0.156	-0.021	-0.152
497	-0.029	0.07	0.225*	0.083	-0.272*
498	0.099	-0.059	0.147	0.091	-0.213
499	0.165	-0.167	0.026	-0.203	-0.024
500	0.108	0.108	0.306**	0.011	-0.292**
501	0.124	-0.028	-0.089	-0.01	0.15
502	0.23*	-0.039	0.02	0.131	-0.248*
503	-0.002	-0.326**	-0.269*	-0.043	0.301**
504	0.129	-0.091	0.124	0.154	-0.158
505	-0.147	-0.283*	-0.14	-0.083	-0.045

Table 46 – Corrélation de Spearman entre les questions de *IDFIAS*T et le *Big Five*, via le jeu de données Neuro.

Question	O	C	E	A	N
192	0.193****	0.037	0.416****	0.246****	-0.037
193	0.197****	0.166**	0.244****	0.427****	0.075
194	0.273****	0.168**	0.281****	-0.039	-0.051
195	0.129*	-0.029	0.346****	0.265****	0.013
196	0.124*	-0.119*	0.209****	-0.226****	-0.058
197	0.078	0.002	0.278****	-0.047	-0.111*
198	0.142**	0.09	0.312****	0.193****	0.029
199	0.255****	-0.14**	0.361****	-0.015	0.056
200	0.238****	0.028	0.183***	-0.138*	-0.0
201	-0.008	-0.271****	0.124*	-0.129*	-0.038
202	0.375****	0.129*	0.387****	0.203****	-0.174***
203	0.257****	0.215****	0.239****	0.094	-0.009
204	0.333****	0.194****	0.255****	0.259****	-0.052
205	0.213****	-0.333****	0.292****	-0.33****	-0.034
206	0.147**	-0.033	0.384****	0.371****	-0.081
207	0.087	0.532****	-0.007	0.114*	0.005
208	0.031	-0.376****	0.179***	-0.269****	-0.054
209	0.39****	0.162**	0.217****	0.148**	0.03
210	0.097	0.327****	-0.027	-0.006	0.139*
211	-0.037	-0.087	0.196****	-0.09	-0.028
212	0.245****	0.002	0.104	-0.22****	0.009
213	0.204****	0.148**	0.219****	0.049	-0.054
214	0.23****	0.137*	0.215****	0.418****	0.092
215	-0.013	-0.219****	0.06	-0.153**	-0.136*

Table 47 – Corrélation de Spearman entre les questions de *HEXAD* et le *Big Five*, via le jeu de données [216].

Question	O	C	E	A	N
192	0.248*	0.019	0.33**	0.226	-0.072
193	0.319*	0.1	0.046	0.33**	-0.121
194	0.354**	0.099	0.262*	-0.061	-0.203
195	0.164	0.12	0.241	-0.015	-0.109
196	0.113	-0.21	0.2	-0.489****	0.104
197	-0.151	-0.106	0.171	-0.162	0.009
198	0.189	0.015	0.04	0.369**	-0.155
199	0.37**	0.076	0.309*	0.088	-0.143
200	0.412****	0.194	0.118	-0.038	-0.062
201	0.203	0.094	0.207	0.13	0.004
202	0.583****	0.221	0.32**	0.137	-0.21
203	0.317*	0.125	0.272*	0.044	-0.266*
204	0.104	-0.011	0.048	0.036	-0.174
205	0.324**	0.082	0.157	-0.16	-0.006
206	0.386**	0.025	0.397***	0.191	-0.178
207	0.315*	0.259*	0.282*	0.248*	-0.235
208	0.335**	-0.192	0.069	0.024	0.032
209	0.284*	0.089	0.268*	0.096	-0.22
210	0.216	0.032	-0.037	-0.015	-0.192
211	-0.177	-0.141	-0.064	0.034	-0.053
212	0.083	0.176	0.122	0.025	-0.22
213	0.338**	0.105	0.298*	-0.03	-0.256*
214	0.115	0.017	-0.07	0.476****	-0.135
215	0.212	-0.094	0.076	-0.229	0.078

Table 48 – Corrélation de Spearman entre les questions de *HEXAD* et le *Big Five*, via le jeu de données Neuro.

Question	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
456	-	0.33	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
457	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
458	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.27	-	-	-
459	-	0.28	-	-	-	-	-	-	-	0.27	-	-	-	-
460	-	-	-	-	0.28	-	-	-	-	-	0.27	-	-	-
461	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
462	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
463	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
464	-	-	-	-	-	0.32	-	-	-	-	-	-	-	-
465	0.3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
466	0.31	-	-	-	-	-	-	-	-	0.28	-	-	-	-
467	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.28	-	-
468	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.27	-	-
469	0.28	-	-	-	0.32	0.29	-	-	-	0.32	0.27	-	-	-
470	0.36	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
471	-	0.27	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
472	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
473	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.38	-	-
474	-	-0.3	-	-	-	-	-	-	-	-0.29	-	-0.34	-	-
475	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
476	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.4	-	-	-
477	-	-	-	-0.28	-	-	-	-	-	-	0.27	-	-	-
478	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
479	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
480	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
481	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
482	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.3	-	-
483	-	-0.27	-	-	0.31	-	-	-	-	-	0.38	-	-	-
484	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
485	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.28	-	-
486	-	0.33	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
487	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
488	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.27	-	-	-	-	-
489	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
490	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
491	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
492	-	-	-	-	-	-	0.28	-	-	-	-	-	-	-
493	-	-	-	-	0.26	-	-	-	-	-	-	-	-	-
494	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
495	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
496	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
497	-	-	-	-	-	0.37	-	0.28	-	-	-	-	-	-
498	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
499	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
500	-	-0.27	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
501	-	-	-	-	-	-0.44	-	-0.34	-0.36	-	-	-	-	-
502	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
503	-	-	-	-	-	-	-	-0.27	-	-	-	-	-	-
504	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
505	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Table 49 – Corrélation de Spearman entre les questions de [260] et le *Big Five*, via le jeu de données Neuro.

Question	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
216	-	-	-	-	-	0.29	0.24	-	-	-	-	-	-	-
217	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.26	0.45	-	-	-
218	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.29	-
219	-	-	-	0.27	-	-	0.29	-	-	-	-	-	-	-
220	-	-0.55	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.45	-	-
221	-	-	-	0.24	-	-	0.33	-	-	-	-	-	-	-
222	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.31	-	-	-
223	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.27	-
224	-	-	-	-	-	-	0.27	-	-	-	-	-	-	-
225	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.23	-	-
226	-	-	-	-	-	-	-	-	0.26	-	-	-0.3	-	-
227	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
228	-	-	-	0.22	-	-	-	-	-	-	-	-	0.28	-
229	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.3	-
230	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.28	-	-	-	-
231	-	-	-	-	0.24	-	-	-	-	-	-	-	-	0.22
232	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.34	-	-	-
233	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
234	-	-	-	-	-	-	-0.24	-	-	-	-	-	-	-
235	-	0.45	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.46	-	-
236	-	-	0.22	0.35	-	-	0.28	-	-	-	-	-	0.39	-
237	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.28	-0.39	-	-	-
238	-	-	-0.26	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.32	-
239	-	-	-	0.24	-	-	0.35	-	-	-	-	-	-	-
240	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
241	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.24	-
242	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
243	-	-0.32	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.31	-	-
244	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
245	-	-0.29	-	-	-	-	-	-	0.27	-	-	-0.34	-	-
246	-	-	-	-	-	-0.24	-	-	-	-	-	-	-0.31	-
247	-	-	-	-	-	-	0.27	-	-	-	0.34	0.29	-	-
248	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
249	-	0.28	-	-	-	-	-0.26	-	-	-	-	-	-0.22	-
250	-	0.52	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.32	-	-
251	-	-	-	-	-0.27	-	-0.25	-	-	-	-	-0.26	-	-
252	-	-	-	-0.3	-	-	-	-	-	-	-0.28	-	-0.29	-0.3
253	-	-	-	-	-	0.24	-	0.23	-	-	-	-	-	-
254	-	-	-	-0.23	-	-	-0.25	-	-	-	-	-	-0.26	-
255	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.32	0.23	-	-
256	-	-	-	-	-	0.25	0.27	-	-	-	-	-	0.35	-
257	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.24	-	-	-
258	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
259	-	-	-	0.23	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
260	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.22	-0.33	-	-
261	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
262	-0.33	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
263	-0.27	-	-0.23	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.32	-
264	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
265	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.35	-	-
266	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.3	-
267	-	-0.26	-	-	-	-	-	-	-	-	0.32	-	-	-
268	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.3	-
269	-	-	-0.27	-0.33	-	-	-0.29	-	-	-	-	-	-0.39	-
270	-	-	-	-	-	-	-	-	0.38	-	-	-0.34	-	-
271	-	-	-	-	-	-	0.25	-	-	-	-	-	-	-
272	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.36	-	-	-
273	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.28	-
274	-	0.25	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
275	-	-	-	0.23	0.34	-	0.28	-	-	-	-	-	0.3	-

Table 50 – Corrélation de Spearman entre les questions de *IDFIAS*T et les domaines, via le jeu de données Neuro.

Question	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
192	0.33	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
193	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.34	-	-	-
194	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
195	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
196	-	-	-	-	0.47	-	-	-	-	-	-	-	-	-
197	-	-	-	-	-	0.29	-	0.29	0.29	-	-	-	0.28	0.55
198	0.35	-	-	-	-	-	-	-	-	0.28	0.29	-	-	-
199	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.31	-	-	-
200	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
201	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.32	-	-	-
202	0.32	-	-	-	-	-	0.3	-	-	-	0.28	-	-	-
203	-	-	-	-	0.29	-	0.29	-	-	-	-	-	-	-
204	-	-	-	-	-	-	0.32	-	-	-	-	-	-	-
205	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
206	-	0.31	-	-	-	-	0.51	-	-	-	-	0.34	-	-
207	0.35	-	-	-	-	-	0.3	-	-	-	0.32	-	-	-
208	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.36	-	-	-
209	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
210	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
211	-	-0.3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
212	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.34	-	-
213	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
214	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.35	-	0.28	-	-	-0.29
215	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Table 51 – Corrélation de Spearman entre les questions de *HEXAD* et les domaines, via le jeu de données Neuro.

I Liste des sous-domaines

- A11 : Engins agricoles et forestiers
- A12 : Espaces naturels et espaces verts
- A13 : Etudes et assistance technique
- A14 : Production
- A15 : Soins aux animaux
- B11 : Arts plastiques
- B12 : Céramique
- B13 : Décoration
- B14 : Fibres et papier
- B15 : Instruments de musique
- B16 : Métal, verre, bijouterie et horlogerie
- B17 : Taxidermie
- B18 : Tissu et cuirs
- C11 : Assurance
- C12 : Banque
- C13 : Finance
- C14 : Gestion administrative banque et assurances
- C15 : Immobilier
- D11 : Commerce alimentaire et métiers de bouche
- D12 : Commerce non alimentaire et de prestations de confort
- D13 : Direction de magasin de détail
- D14 : Force de vente
- D15 : Grande distribution
- E11 : Edition et communication
- E12 : Images et sons
- E13 : Industries graphiques
- E14 : Publicité
- F11 : Conception et études
- F12 : Conduite et encadrement de chantier - travaux
- F13 : Engins de chantier
- F14 : Extraction
- F15 : Montage de structures
- F16 : Second oeuvre
- F17 : Travaux et gros oeuvre
- G11 : Accueil et promotion touristique
- G12 : Animation d'activités de loisirs
- G13 : Conception, commercialisation et vente de produits touristiques
- G14 : Gestion et direction
- G15 : Personnel d'étage en hôtellerie
- G16 : Production culinaire
- G17 : Accueil en hôtellerie
- G18 : Service
- H11 : Affaires et support technique client
- H12 : Conception, recherche, études et développement
- H13 : Hygiène Sécurité Environnement -HSE- industriels
- H14 : Méthodes et gestion industrielles
- H15 : Qualité et analyses industrielles
- H21 : Alimentaire
- H22 : Bois
- H23 : Chimie et pharmacie
- H24 : Cuir et textile
- H25 : Direction, encadrement et pilotage de fabrication et production industrielles
- H26 : Electronique et électricité
- H27 : Energie
- H28 : Matériaux de construction, céramique et verre

- H29 : Mécanique, travail des métaux et outillage
- H31 : Papier et carton
- H32 : Plastique, caoutchouc
- H33 : Préparation et conditionnement
- H34 : Traitements thermiques et traitements de surfaces
- I11 : Encadrement
- I12 : Entretien technique
- I13 : Equipements de production, équipements collectifs
- I14 : Equipements domestiques et informatique
- I15 : Travaux d'accès difficile
- I16 : Véhicules, engins, aéronefs
- J11 : Praticiens médicaux
- J12 : Praticiens médico-techniques
- J13 : Professionnels médico-techniques
- J14 : Rééducation et appareillage
- J15 : Soins paramédicaux
- K11 : Accompagnement de la personne
- K12 : Action sociale, socio-éducative et socio-culturelle
- K13 : Aide à la vie quotidienne
- K14 : Conception et mise en oeuvre des politiques publiques
- K15 : Contrôle public
- K16 : Culture et gestion documentaire
- K17 : Défense, sécurité publique et secours
- K18 : Développement territorial et emploi
- K19 : Droit
- K21 : Formation initiale et continue
- K22 : Nettoyage et propreté industriels
- K23 : Propreté et environnement urbain
- K24 : Recherche
- K25 : Sécurité privée
- K26 : Services funéraires
- L11 : Animation de spectacles
- L12 : Artistes - interprètes du spectacle
- L13 : Conception et production de spectacles
- L14 : Sport professionnel
- L15 : Techniciens du spectacle
- M11 : Achats
- M12 : Comptabilité et gestion
- M13 : Direction d'entreprise
- M14 : Organisation et études
- M15 : Ressources humaines
- M16 : Secrétariat et assistance
- M17 : Stratégie commerciale, marketing et supervision des ventes
- M18 : Systèmes d'information et de télécommunication
- N11 : Magasinage, manutention des charges et déménagement
- N12 : Organisation de la circulation des marchandises
- N13 : Personnel d'encadrement de la logistique
- N21 : Personnel navigant du transport aérien
- N22 : Personnel sédentaire du transport aérien
- N31 : Personnel navigant du transport maritime et fluvial
- N32 : Personnel sédentaire du transport maritime et fluvial
- N41 : Personnel de conduite du transport routier
- N42 : Personnel d'encadrement du transport routier
- N43 : Personnel navigant du transport terrestre
- N44 : Personnel sédentaire du transport ferroviaire et réseau filo guidé

J Les données de l'application Neuro

Une fois extraites, les données de Neuro donnent place à une multitude d'informations. Ce qui donne finalement plus de 5500 paramètres, informations sans nettoyyages.

J.1 Users : informations diverses sur l'utilisateur

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	406	Quant.	406	[1, 422]	219.5	0	Id unique
pseudo	406	Qual.	406	{ Mr.Crocodile, Nico, Z-test... }		0	Pseudonyme unique
email	406	Qual.	49	{ gmail.com, orientoi.fr... }		1	Hebergeur (ex : @gmail.com, ...)
birthdate	406	Qual.	232	{ 1990, 1991... }		0	Date de naissance
gender	406	Qual.	2	{ M, F }		0	Genre (H, F)
acceptedmail	406	Quant.	2	[0, 1]	1.0	0	Accepte d'être recontacté par mail
temps_register	406	Quant.	405	[1337.0, 49417626.0]	237220.0	1	Temps pour s'enregistrer
code	406	Quant.	20	[1, 40]	10.0	0	Code utilisé pour l'inscription
level	406	Quant.	8	[1, 8]	5.0	0	Niveau d'étude (nombre)
job	406	Qual.	257	{ nan, Developpeur... }		103	Métier du participant (écrit)
annee_xp_pro	406	Quant.	25	[0.0, 34.0]	1.0	10	Nb. d'année de pratique du métier
desc	406	Qual.	76	{ nan, HPE... }		331	Description libre
emailPrefix	406	Qual.	406	{ siegfried.delannoy4... }		0	Prefix du mail
diplome	406	Qual.	8	{ ... }		0	Nom du diplome ('level')
total_month	406	Quant.	222	[184, 978]	306.0	0	Nombre total de mois vécus
annee_naissance	406	Qual.	43	{ 1990, 1991, 1993, 1992... }		0	Année de naissance
mois_naissance	406	Quant.	13	[1.0, 12.0]	6.0	6	Mois de naissance
createdAt_hour	406	Quant.	22	[0, 23]	14.0	0	Heure de création du compte
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 52 – preprocessed/users/global.csv : Informations diverses sur les utilisateurs.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	406	Quant.	406	[1, 422]	219.5	0	Id unique
pseudo_taille	406	Quant.	18	[2, 60]	7.0	0	Longueur du pseudo
pseudo_1st_maj	406	Qual.	2	{ True, False }		0	1er lettre est majuscule ?
pseudo_nombres	406	Quant.	8	[0, 11]	0.0	0	Nombres de chiffres
pseudo_majuscules	406	Quant.	8	[0, 28]	1.0	0	Nombre de majuscules
pseudo_minuscules	406	Quant.	18	[0, 18]	5.0	0	Nombre de minuscules
pseudo_voyelles	406	Quant.	10	[0, 13]	3.0	0	Nombre de voyelles
pseudo_consonnes	406	Quant.	11	[1, 32]	4.0	0	Nombre de consonnes
pseudo_autres	406	Quant.	4	[0, 4]	0.0	0	Nombre autre caractères
pseudo_1st_consonne	406	Qual.	2	{ True, False }		0	Le 1er car. est une consonne ?
pseudo_1st_voyelle	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Le 1er car. est une voyelle ?
pseudo_1st_nombre	406	Qual.	1	{ False }		0	Le 1er car. est un nombre ?
pseudo_1st_char	406	Qual.	28	{ m, n, z, s, a, e, f, t, b... }		0	Quel est le 1er car. ?
pseudo_last_char	406	Qual.	39	{ e, o, t, 0, a, 4, y, d, m... }		0	Quel est le dernier car. ?
pseudo_last_consonne	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Le der. car. est une consonne ?
pseudo_last_voyelle	406	Qual.	2	{ True, False }		0	Le der. car. est une voyelle ?
pseudo_last_nombre	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Le der. car. est un nombre ?
pseudo_majuscules_ratio	406	Quant.	26	[0.0, 1.0]	0.14	0	Ratio de majuscules
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 48

Table 53 – preprocessed/users/pseudos.csv : Informations diverses sur les pseudos des utilisateurs. Les autres informations sont notamment les occurrences de caractères.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	406	Quant.	406	[1, 422]	219.5	0	Id unique
mail_taille	406	Quant.	20	[4, 60]	12.0	0	Longueur du pseudo
mail_1st_maj	406	Qual.	2	{ False, True }		0	1er lettre est majuscule ?
mail_nombres	406	Quant.	8	[0, 12]	0.0	0	Nombres de chiffres
mail_majuscules	406	Quant.	5	[0, 22]	0.0	0	Nombre de majuscules
mail_minuscules	406	Quant.	21	[2, 24]	11.0	0	Nombre de minuscules
mail_voyelles	406	Quant.	11	[0, 12]	4.0	0	Nombre de voyelles
mail_consonnes	406	Quant.	13	[2, 32]	6.0	0	Nombre de consonnes
mail_autres	406	Quant.	4	[0, 7]	0.0	0	Nombre autre caractères
mail_1st_char	406	Qual.	25	{ s, j, n, k, x, v, t, l, p... }		0	Quel est le 1er car. ?
mail_last_char	406	Qual.	35	{ 4, e, s, 2, 0, d, 9, n, y... }		0	Quel est le dernier car. ?
mail_1st_consonne	406	Qual.	2	{ True, False }		0	Le 1er car. est une consonne ?
mail_1st_voyelle	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Le 1er car. est une voyelle ?
mail_1st_nombre	406	Qual.	1	{ False }		0	Le 1er car. est un nombre ?
mail_last_consonne	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Le der. car. est une consonne ?
mail_last_voyelle	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Le der. car. est une voyelle ?
mail_last_nombre	406	Qual.	2	{ True, False }		0	Le der. car. est un nombre ?
mail_majuscules_ratio	406	Quant.	17	[0.0, 0.54]	0.0	0	Ratio de majuscules
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 41

Table 54 – preprocessed/users/suffix_mail.csv : Informations diverses sur les suffixes de mail des utilisateurs. Les autres informations sont notamment les occurrences de caractères.

J.2 Secrets : découvertes du joueur

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
secret_count	406	Quant.	20	[0.0, 31.0]	0.0	0	Nombre total de secrets trouvés
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 36							

Table 55 – preprocessed/secrets/table_found+count.csv : Secrets que l'utilisateur a trouvé.
Les autres informations sont notamment les secrets trouvés.

J.3 Register : informations diverses lors de l'inscription

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
uppercase_percent_code	398	Quant.	6	[0.0, 1.0]	1.0	0	Pourcentage de majuscules
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 1							

Table 56 – preprocessed/register/code_lowercase.csv : Pourcentages du code d'enregistrement en majuscule. Le code est toujours indiqué d'une façon laissant penser qu'il faut l'écrire en majuscules.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
chars	406	Quant.	58	[1.0, 291.0]	46.0	331	Nombre de caractères.
words	406	Quant.	30	[1.0, 51.0]	8.0	331	Nombre de mots.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 1							

Table 57 – preprocessed/register/description.csv : Informations sur le champs de description libre.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
browser	406	Qual.	6	{ nan, Chromium, Chrome... }		5	Navigateur internet
platform	406	Qual.	8	{ nan, Linux x86_64... }		2	Plateforme (ex : Win32, Linux armv8l, ...)
vendor	406	Qual.	3	{ nan, Google Inc.... }		74	Informations sur le fabriquant (smartphone)
width	406	Quant.	66	[320.0, 3072.0]	829.5	2	Largeur de l'écran
height	406	Quant.	235	[179.0, 1613.0]	679.0	2	Hauteur de l'écran
hardwareConcurrency	406	Quant.	10	[2.0, 16.0]	8.0	35	Nombre de threads.
langages	406	Quant.	17	[6.0, 50.0]	27.0	2	Nombre de langages installés.
devicePixelRatio	406	Quant.	23	[0.9, 4.0]	2.0	2	Tailles du pixel...
platform2	406	Qual.	7	{ nan, X11, Linux, Windows... }		2	Version simplifié (Linux, Android, Windows, ...)
version	406	Qual.	109	{ nan... }		10	Information complète sur le navigateur.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 5							

Table 58 – preprocessed/register/devices_inscription.csv : Informations sur l'appareil utilisé lors de l'inscription.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
all_changes	406	Quant.	92	[0.0, 323.0]	52.0	0	Nombre de modifications totales.
no_textes	406	Quant.	44	[0.0, 289.0]	20.0	0	[+] sans les champs textes.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 1							

Table 59 – preprocessed/register/hesitation_count.csv : Nombre d'actions totales sur les champs.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
pseudo	406	Quant.	13	[1.0, 18.0]	2.0	8	Le pseudo du joueur.
email	406	Quant.	16	[1.0, 15.0]	4.0	8	L'email du joueur.
birthdate	406	Quant.	4	[1.0, 3.0]	1.0	8	Date de naissance.
gender	406	Quant.	4	[1.0, 3.0]	1.0	8	Le genre.
level	406	Quant.	4	[1.0, 3.0]	1.0	8	Le niveau d'études.
job	406	Quant.	55	[3.0, 98.0]	16.0	104	Le métier (champ libre).
xp	406	Quant.	14	[1.0, 132.0]	2.0	162	Années d'expérience pour le métier.
changePage	406	Quant.	6	[3.0, 11.0]	3.0	8	Nombre de changements de pages.
gamesTypeLiked	406	Quant.	6	[1.0, 5.0]	1.0	22	Types de jeux aimés.
whysYouPlay	406	Quant.	16	[1.0, 15.0]	5.0	14	Raisons de jouer.
yourDevices	406	Quant.	11	[1.0, 12.0]	4.0	11	Appareils possédés.
timePlay	406	Quant.	5	[1.0, 4.0]	1.0	8	Temps de jeu (jours/semaine).
timePlay2	406	Quant.	4	[1.0, 3.0]	1.0	8	Temps de jeu (heures/jour).
timePlay3	406	Quant.	39	[1.0, 270.0]	2.0	8	Temps de jeu (années total).
code	406	Quant.	24	[1.0, 27.0]	5.0	8	Le code d'inscription
gamesTypeHated	406	Quant.	5	[1.0, 4.0]	1.0	92	Types de jeux détestés.
desc	406	Quant.	24	[1.0, 33.0]	4.0	324	Description libre.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 2

Table 60 – preprocessed/register/hesitation.csv : Nombre d'actions par champs

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
debouncesPseudo	398	Quant.	12	[1, 18]	2.0	0	Nombre de debounce*.
debouncesEmail	398	Quant.	15	[1, 15]	4.0	0	Nombre de debounce*.
time_cgu	398	Quant.	397	[4625, 498501]	17106.5	0	Temps passé sur les CGU
time_code	398	Quant.	360	[0.0, 951694.08]	300.75	0	Temps passé à taper le code.
time_job	398	Quant.	302	[99.18, 27499.7]	287.88	96	Temps passé à écrire son métier.
raw_total_time_register	398	Quant.	397	[34473.0, 49417626.0]	236589.5	0	Temps total inscription (avec chargement).
total_time_register	398	Quant.	398	[27260, 49404327]	224830.5	0	Temps total sans chargement.
time_page1	398	Quant.	397	[12528, 49279200]	72440.0	0	Temps total page 1.
time_page2	398	Quant.	398	[1197, 6566218]	77607.5	0	Temps total page 2.
time_page3	398	Quant.	395	[6139, 1360120]	30404.5	0	Temps total page 3.
time_page4	398	Quant.	397	[13535, 1389311]	57602.0	0	Temps total page 4.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 61 – preprocessed/register/register_time.csv : Temps passé sur certains éléments de la page d'inscription. Debounce* = passer 500 ms sans faire d'action.

J.4 Pagesviewed : informations diverses sur les pages vues

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
total_count	406	Quant.	224	[1.0, 18011.0]	57.0	0	Nombre total d'événements.
page_flux	406	Quant.	120	[1.0, 5525.0]	14.0	0	Nombre total de pages vues.
change_avatar	406	Quant.	6	[0.0, 10.0]	0.0	0	Nombre de changements d'avatars.
delete_avatar	406	Quant.	7	[0.0, 9.0]	0.0	0	Nombre de suppressions d'avatars.
npc-npcs	406	Quant.	107	[0.0, 904.0]	15.0	0	Nombre de PNJ parlés.
npc-item	406	Quant.	8	[0.0, 17.0]	0.0	0	Nombre d'interactions avec les objets (hub).
npc-secret	406	Quant.	22	[0.0, 82.0]	0.0	0	Nombre d'interactions avec les secrets.
npc-TP	406	Quant.	11	[0.0, 10.0]	0.0	0	Nombre d'interactions avec les téléporteurs.
teleport	406	Quant.	11	[0.0, 63.0]	0.0	0	Nombre de téléportations.
traps	406	Quant.	12	[0.0, 35.0]	0.0	0	Nombre de fois tombés dans les pièges.
change	406	Quant.	53	[0.0, 750.0]	4.0	0	Changement du champ select du leaderboard
propose_avatar	406	Quant.	2	[0.0, 1.0]	0.0	0	Proposition d'un avatar pour le concours.
add_friend	406	Quant.	5	[0.0, 10.0]	0.0	0	Ajout d'amis.
vote_avatar	406	Quant.	5	[0.0, 4.0]	0.0	0	Votes pour le concours.
showPath	406	Quant.	95	[0.0, 419.0]	7.5	0	Nombre de fois où le path* est apparu.
crashed	406	Quant.	4	[0.0, 3.0]	0.0	0	Nombre de crashes.
anonymisation	406	Quant.	3	[0.0, 2.0]	0.0	0	Si le joueur à anonymisé son compte.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 62 – preprocessed/pagesviewed/multiple.infos.csv : Informations diverses. path* = aide qui apparait pour guider le joueur (si il reste 10 secondes sans bouger).

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
total_page_viewed	406	Quant.	224	[1, 18011]	57.0	0	Nombre total d'événements.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 63 – preprocessed/pagesviewed/total.csv : Nombre total d'événements.

J.5 Autres : diverses informations

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
count	6	Quant.	3	[1, 4]	1.0	0	Nombre d'amis ajoutés.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 1							

Table 64 – preprocessed/others/friends_numbers.csv : Nombre d'amis ajoutés.

J.6 Npcs : interactions avec les personnages non-joueurs

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
npc_interaction_count	406	Quant.	107	[0, 904]	15.0	0	Nombre d'interactions
npc_interaction_count_goals	406	Quant.	77	[0, 515]	11.0	0	Nombre d'interactions avec les PNJ obligatoires
npc_interaction_count_not_goals	406	Quant.	63	[0, 389]	4.0	0	Nombre d'interactions avec les PNJ secondaires.
npc_interaction_goals_ratio	406	Quant.	146	[0.25, 1.0]	0.7	104	Ratio d'interaction avec les PNJ obligatoires.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 1							

Table 65 – `preprocessed/npcs/interaction_count.csv` : Interactions avec les personnages non-joueurs.

J.7 Metas : informations générales

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
achievement	83	Qual.	83	{ 1st_play, poussin... }		0	Nom du succès.
percents	83	Quant.	44	[0.0, 0.87]	0.04	0	Pourcentage de complétion.

Table 66 – preprocessed/meta/achievements.csv : Pourcentage de complétion des succès.

J.8 Messages : actions relatives aux messages dans le hub

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
message_left	7	Quant.	3	[1.0, 3.0]	1.0	0	Nombre de messages laissés.
mean_vote	7	Quant.	7	[0.37, 1.0]	0.89	0	Ratio des votes reçus.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 67 – preprocessed/messages/left.csv : Messages laissés aux autres joueurs.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	145	Quant.	145	[1, 422]	272.0	0	Id du votant.
message_voted	145	Quant.	10	[1, 11]	2.0	0	Total de messages votés.
total_vote	145	Quant.	11	[-1, 11]	2.0	0	Somme des votes.
vote_ratio_following	145	Quant.	12	[0.0, 1.0]	1.0	0	Ratio positif des votes.
mean_vote	145	Quant.	12	[-1.0, 1.0]	1.0	0	Vote moyen.

Table 68 – preprocessed/messages/votes.csv : Votes sur les messages des autres joueurs.

J.9 Logins : informations sur les connexions

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
devices_updates	406	Quant.	8	[1, 35]	1.0	0	Nombre de connexions.
devices	406	Quant.	4	[1, 5]	1.0	0	Nombre de types d'appareils différents.
sizes	406	Quant.	10	[1, 65]	1.0	0	Nombre de tailles des fenêtres.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 1							

Table 69 – preprocessed/logins/numbers.csv : Informations sur les connexions des utilisateurs.

J.10 Leaderboard : informations sur le leaderboard

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
count	56	Quant.	9	[1.0, 198.0]	1.0	0	Nombre de visites.
std	56	Quant.	23	[0.0, 3615463.0]	0.0	0	Temps : écart type.
mean	56	Quant.	39	[1.0, 3615478.0]	8.5	0	Temps : moyenne.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 70 – preprocessed/leaderboard/time_spend_on_page.csv : Temps passé sur la page leaderboard.

J.11 Items : comportements d'achats sur les objets

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
buy	29	Quant.	5	[0.0, 6.0]	0.0	0	Nombre total d'achats directs.
lootbox	29	Quant.	7	[0.0, 29.0]	1.0	0	Nombre total d'achats de lootboxes
total_item	29	Quant.	19	[1.0, 725.0]	25.0	0	Nombre total d'objets possédés.
total_spent	29	Quant.	18	[5.0, 2320.0]	80.0	0	Argent total dépensé.
lootbox-80	29	Quant.	6	[0.0, 29.0]	1.0	0	Nb. achats lootbox (25).
buy-5	29	Quant.	4	[0.0, 4.0]	0.0	0	Nb. d'achats normaux.
lootbox-6	29	Quant.	2	[0.0, 1.0]	0.0	0	Nb. achats lootbox (1).
buy-30	29	Quant.	2	[0.0, 2.0]	0.0	0	Nb. d'achats rares.
lootbox-40	29	Quant.	3	[0.0, 2.0]	0.0	0	Nb. achats lootbox (10).
lootbox-15	29	Quant.	3	[0.0, 2.0]	0.0	0	Nb. achats lootbox (3)
buy-100	29	Quant.	2	[0.0, 1.0]	0.0	0	Nb. d'achats légendaires.
ratio_loot_buy	29	Quant.	8	[0.0, 1.0]	1.0	0	Ratio d'achats de lootbox vs directs.
mean_spent_by_item	29	Quant.	15	[3.2, 11.54]	4.1	0	Coût moyen par objets.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 71 – preprocessed/items/buys_lootbox.csv : Informations sur les achats d'objets et de lootbox.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
Hat	9	Quant.	3	[0.0, 4.0]	1.0	0	Nb. achats de chapeaux.
Hand	9	Quant.	3	[0.0, 2.0]	1.0	0	Nb. achats d'objets en mains.
Shoes	9	Quant.	2	[0.0, 2.0]	0.0	0	Nb. achats de chaussures.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 72 – preprocessed/items/buys_number_type.csv : Nombre d'achats par types d'objets.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
Hat	9	Quant.	5	[0.0, 1.0]	0.5	0	Ratio achats de chapeaux.
Hand	9	Quant.	4	[0.0, 1.0]	0.5	0	Ratio achats d'objets en mains.
Shoes	9	Quant.	2	[0.0, 0.33]	0.0	0	Ratio achats de chaussures.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 73 – preprocessed/items/buys_percent_type.csv : Ratio d'achats par types d'objets.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
buy-5	9	Quant.	3	[0.0, 1.0]	1.0	0	Ratio rareté achats normaux.
buy-30	9	Quant.	3	[0.0, 1.0]	0.0	0	Ratio rareté achats rares.
buy-100	9	Quant.	3	[0.0, 1.0]	0.0	0	Ratio rareté achats légendaires.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 74 – preprocessed/items/buys_percent_rarity.csv : Ratio d'achats par rareté des objets.

J.12 Hub : informations sur le hub

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
timespend	406	Quant.	247	[0.0, 9991.17]	17.67	0	Temps passé dans le hub (minutes).
played	406	Quant.	67	[0.0, 262.0]	2.0	23	Total de jeux joués.
collide	406	Quant.	255	[0.0, 64431.0]	257.0	24	Nombre de collisions (frames).
walked	406	Quant.	276	[0.0, 580022.78]	1518.83	24	Distance de marche.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 75 – preprocessed/hub/general_infos.csv : Informations diverses.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
total	406	Quant.	26	[0, 28]	3.0	0	Nombre total d'objectifs réalisés.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 29

Table 76 – preprocessed/hub/goals.csv : Ordre de réalisation des objectifs.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
village-house-3	406	Quant.	154	[203.0, 19691135.0]	1565.0	252	Exemple de trigger.
village-place	406	Quant.	240	[8.0, 1566356.0]	3057.5	164	Exemple de trigger.
forest-passage-1	406	Quant.	59	[6.0, 7089.0]	117.0	331	Exemple de trigger.
city-road-10	406	Quant.	17	[35.0, 828.0]	72.0	389	Exemple de trigger.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 939

Table 77 – preprocessed/hub/triggers.csv : Nombre de frames passées dans les triggers (exemple non exhaustif)

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
village	406	Quant.	293	[1.0, 39412361.0]	24064.0	109	Frames passées dans le village.
city	406	Quant.	55	[42.0, 240963.0]	16135.5	352	Frames passées dans la ville.
houses	406	Quant.	87	[43.0, 31265.0]	4173.5	320	Frames passées dans les maisons.
mountain	406	Quant.	40	[124.0, 81297.0]	8795.0	367	Frames passées dans la montagne.
forest	406	Quant.	125	[3.0, 72042.0]	12897.0	281	Frames passées dans la forêt.
plain	406	Quant.	96	[4.0, 68404.0]	5200.0	311	Frames passées dans la plaine.
desert	406	Quant.	31	[148.0, 177584.0]	8238.5	376	Frames passées dans le désert.
beach	406	Quant.	21	[271.0, 6952.0]	3277.5	386	Frames passées dans la plage.
castle	406	Quant.	17	[559.0, 57738.0]	7931.5	390	Frames passées dans le château.
atlantis	406	Quant.	10	[646.0, 1075206.0]	3134.0	397	Frames passées dans la zone finale.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 2

Table 78 – preprocessed/hub/zones.csv : Temps passés (frames) par zones.

J.13 Game habits : diverses informations sur les habitudes de jeux

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
sums	406	Quant.	9	[0, 8]	3.0	0	Total de consoles.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 79 – preprocessed/game_habits/consoles_sum.csv : Nombre total de consoles différentes (par constructeurs et types) de l'utilisateur.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
Smartphone	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Possède un smartphone
PC (ordinateur)	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Possède un ordinateur
Console Nintendo	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Possède une console Nintendo
Console Sony	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Possède une console Sony
Console Xbox	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Possède une console Xbox
VR (réalité virtuelle)	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Possède un casque VR
Console Autre	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Possède une autre console
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 2

Table 80 – preprocessed/game_habits/consoles.csv : Consoles possédés par l'utilisateur.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
total_like_gametype	406	Quant.	22	[0, 22]	6.0	0	Nombre de genres aimés.
total_dislike_gametype	406	Quant.	9	[0, 9]	1.0	0	Nombre de genres détestés.
sum_like_dislike_gametype	406	Quant.	26	[-5, 21]	4.0	0	Sommes des genres aimés et détestés.
Réflexion	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Sport	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
ratio_like_dislike_gametype	406	Quant.	59	[0.0, 22.0]	1.5	0	[+] ratio
Aventure	406	Quant.	2	[0.0, 1.0]	1.0	0	Aime ou déteste.
Gestion	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Beat them all	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Action	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	1.0	0	Aime ou déteste.
Combat	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Course	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Simulation	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Tir (FPS)	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Infiltration	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
MMORPG	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
RPG	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.5	0	Aime ou déteste.
Sims	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Stratégie	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Casual	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Party game	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Plate-forme	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Musique	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
RTS	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Survival horror	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Rogue-like	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
Hack'n'slash	406	Quant.	3	[-1.0, 1.0]	0.0	0	Aime ou déteste.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 81 – preprocessed/game_habits/liked_game_type.csv : Genres de jeux favoris et détestés, avec d'autres informations relatives.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
timePlayWeek	406	Quant.	5	[0.0, 6.5]	4.5	5	Jours de jeux par semaine.
timePlayDay	406	Quant.	5	[0.0, 5.0]	1.5	5	Heures de jeux par jours.
yearsPlayed	406	Quant.	41	[-1.0, 2014.0]	15.0	5	Années de jeux.
total	406	Quant.	134	[-1.5, 65260.0]	101.25	5	[+] Produit des 3 valeurs.
current_total	406	Quant.	15	[0.0, 32.5]	8.75	5	Total sans les années.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 82 – preprocessed/game_habits/temps_de_jeu_nombre.csv : Informations sur le temps de jeu (version numérique).

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
timePlayWeek	406	Qual.	6	{ nan, 2-3, 0, 1, 6-7, 4-5 }		5	Jours de jeux par semaine.
timePlayDay	406	Qual.	7	{ nan, 0.5-1, 0, 1-2, 0-0.5... }		5	Heures de jeux par jours.
yearsPlayed	406	Quant.	41	[-1.0, 2014.0]	15.0	5	Années de jeux.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 83 – preprocessed/game_habits/temps_de_jeu.csv : Informations sur le temps de jeu (catégorie).

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
M'amuser	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Raison de jouer
Me distraire	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Raison de jouer
Me relaxer	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Raison de jouer
Le scénario	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Raison de jouer
Stimuler mon imagination	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Raison de jouer
Augmenter mes capacités dans le réel	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Raison de jouer
Avoir des sujets de discussion	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Raison de jouer
La curiosité	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Raison de jouer
Améliorer mon avatar (personnage)	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Raison de jouer
Les relations sociales	406	Qual.	2	{ False, True }		0	Raison de jouer
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 84 – preprocessed/game_habits/why_you_play.csv : Raisons de jouer aux jeux vidéo.

J.14 Favorites : jeux favoris de l'utilisateur

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
Super Meat Boy	41	Qual.	2	{ True, False }		0	Exemple
Monster Hunter	41	Qual.	2	{ True, False }		0	Exemple
Guild Wars	41	Qual.	2	{ True, False }		0	Exemple
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 157

Table 85 – `preprocessed/favorites/favorites_simple_no_custom.csv` : Jeux favoris avec nettoyage.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
Super Meat Boy	41	Qual.	2	{ True, False }		0	Exemple
Super metroid	41	Qual.	2	{ True, False }		0	Exemple
Monster Hunter	41	Qual.	2	{ True, False }		0	Exemple
Guild Wars	41	Qual.	2	{ True, False }		0	Exemple
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 201

Table 86 – `preprocessed/favorites/favorites_simple_all_uncleaned.csv` : Jeux favoris sans nettoyage.

J.15 Devices : informations sur les appareils

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
loading_time1	406	Quant.	346	[436.0, 61794.0]	2358.0	53	Temps de chargement des assets.
loading_time2	406	Quant.	353	[3773.0, 1546749.0]	13197.0	53	Temps de chargement total.
mean_fps	406	Quant.	333	[9.9, 59.0]	47.57	64	FPS moyen dans le hub.
std_fps	406	Quant.	300	[0.0, 16.4]	2.82	64	[+] écart type.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 1							

Table 87 – preprocessed/devices/loading_and_fps.csv : Informations sur les performances des appareils de l'utilisateur.

J.16 Concours : informations sur le concours d'avatars

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
votes_count	3	Quant.	3	[2, 4]	3.0	0	Nb. de votes.
mean_style	3	Quant.	3	[3.0, 5.67]	5.0	0	Moyenne votes en styles
mean_original	3	Quant.	2	[5.0, 5.25]	5.0	0	Moyenne votes en originalité
mean_time	3	Quant.	3	[2049.0, 13918.0]	8853.0	0	Temps moyen.
std_style	3	Quant.	3	[1.15, 2.83]	2.16	0	Écart type votes.
std_original	3	Quant.	3	[0.0, 5.66]	3.59	0	Écart type votes.
std_time	3	Quant.	3	[846.67, 7601.67]	1547.15	0	Écart type temps.
min_style	3	Quant.	3	[1, 5]	2.0	0	Minimum votes.
min_original	3	Quant.	3	[0, 5]	1.0	0	Minimum votes.
min_time	3	Quant.	3	[1480, 9342]	7759.0	0	Temps minimum.
max_style	3	Quant.	2	[5, 7]	7.0	0	Maximum votes.
max_original	3	Quant.	3	[5, 9]	8.0	0	Maximum votes.
max_time	3	Quant.	3	[3022, 25272]	9947.0	0	Temps maximum.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 88 – preprocessed/concours/votes_global_infos.csv : Informations générales sur les votes.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
style	3	Quant.	3	[-1.33, 1.11]	-0.17	0	Votes sur l'originalité.
original	3	Quant.	3	[-0.21, 0.33]	0.06	0	Votes sur le style.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 89 – preprocessed/concours/votes_mean_diff.csv : Écart des votes par rapport à la moyenne.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
votes_count	3	Quant.	3	[2, 4]	3.0	0	Nb. de votes.
mean_style	3	Quant.	3	[3.0, 5.67]	5.0	0	Moyenne votes en styles.
mean_original	3	Quant.	2	[5.0, 5.25]	5.0	0	Moyenne votes en originalité.
mean_time	3	Quant.	3	[2049.0, 13918.0]	8853.0	0	Temps moyen.
std_style	3	Quant.	3	[1.15, 2.83]	2.16	0	Écart type votes.
std_original	3	Quant.	3	[0.0, 5.66]	3.59	0	Écart type votes.
std_time	3	Quant.	3	[846.67, 7601.67]	1547.15	0	Écart type temps.
min_style	3	Quant.	3	[1, 5]	2.0	0	Minimum votes.
min_original	3	Quant.	3	[0, 5]	1.0	0	Minimum votes.
min_time	3	Quant.	3	[1480, 9342]	7759.0	0	Temps minimum.
max_style	3	Quant.	2	[5, 7]	7.0	0	Maximum votes.
max_original	3	Quant.	3	[5, 9]	8.0	0	Maximum votes.
max_time	3	Quant.	3	[3022, 25272]	9947.0	0	Temps maximum.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 90 – preprocessed/concours/votes_global_infos.csv : Informations générales sur les votes.

J.17 Behavior : éléments comportementaux de l'utilisateur

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
focus_change	406	Quant.	35	[0.0, 79.0]	2.0	24	Changements (perte ou retour).
focus_lost1	406	Quant.	23	[0.0, 39.0]	1.0	24	Perte de focus onglet/fenêtre.
focus_lost2	406	Quant.	15	[0.0, 31.0]	1.0	24	Perte de focus superposition.
focus_back	406	Quant.	23	[0.0, 40.0]	1.0	24	Retours sur la page.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 91 – preprocessed/behavior/focus.csv : Perte de focus de l'application. Exemple : changement de page, répondre à un sms ou sur messenger, ...

J.18 Avatars : éléments sur la création d'avatars

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
nth	491	Quant.	23	[1, 23]	1.0	0	Énième avatar de l'utilisateur.
shirtCol-armCol	491	Quant.	27	[0.13, 0.91]	0.57	350	Complémentarité des couleurs entre...
shirtCol-pantCol	491	Quant.	42	[0.13, 0.96]	0.72	353	Complémentarité des couleurs entre...
shirtCol-shoesCol	491	Quant.	28	[0.34, 0.97]	0.72	429	Complémentarité des couleurs entre...
shirtCol-skinCol	491	Quant.	34	[0.17, 0.93]	0.63	385	Complémentarité des couleurs entre...
shirtCol-rgbCol	491	Quant.	122	[0.07, 0.93]	0.56	330	Complémentarité des couleurs entre...
armCol-shirtCol	491	Quant.	27	[0.13, 0.91]	0.57	350	Complémentarité des couleurs entre...
armCol-pantCol	491	Quant.	36	[0.13, 0.96]	0.72	358	Complémentarité des couleurs entre...
armCol-shoesCol	491	Quant.	24	[0.4, 0.97]	0.72	431	Complémentarité des couleurs entre...
armCol-skinCol	491	Quant.	35	[0.17, 0.93]	0.65	390	Complémentarité des couleurs entre...
armCol-rgbCol	491	Quant.	115	[0.07, 0.93]	0.56	336	Complémentarité des couleurs entre...
pantCol-shirtCol	491	Quant.	42	[0.13, 0.96]	0.72	353	Complémentarité des couleurs entre...
pantCol-armCol	491	Quant.	36	[0.13, 0.96]	0.72	358	Complémentarité des couleurs entre...
pantCol-shoesCol	491	Quant.	29	[0.34, 0.97]	0.8	431	Complémentarité des couleurs entre...
pantCol-skinCol	491	Quant.	36	[0.17, 0.93]	0.56	392	Complémentarité des couleurs entre...
pantCol-rgbCol	491	Quant.	120	[0.22, 0.96]	0.59	342	Complémentarité des couleurs entre...
shoesCol-shirtCol	491	Quant.	28	[0.34, 0.97]	0.72	429	Complémentarité des couleurs entre...
shoesCol-armCol	491	Quant.	24	[0.4, 0.97]	0.72	431	Complémentarité des couleurs entre...
shoesCol-pantCol	491	Quant.	29	[0.34, 0.97]	0.8	431	Complémentarité des couleurs entre...
shoesCol-skinCol	491	Quant.	18	[0.42, 0.89]	0.77	441	Complémentarité des couleurs entre...
shoesCol-rgbCol	491	Quant.	56	[0.28, 0.96]	0.66	428	Complémentarité des couleurs entre...
skinCol-shirtCol	491	Quant.	34	[0.17, 0.93]	0.63	385	Complémentarité des couleurs entre...
skinCol-armCol	491	Quant.	35	[0.17, 0.93]	0.65	390	Complémentarité des couleurs entre...
skinCol-pantCol	491	Quant.	36	[0.17, 0.93]	0.56	392	Complémentarité des couleurs entre...
skinCol-shoesCol	491	Quant.	18	[0.42, 0.89]	0.77	441	Complémentarité des couleurs entre...
skinCol-rgbCol	491	Quant.	120	[0.1, 0.95]	0.44	351	Complémentarité des couleurs entre...
rgbCol-shirtCol	491	Quant.	122	[0.07, 0.93]	0.56	330	Complémentarité des couleurs entre...
rgbCol-armCol	491	Quant.	117	[0.07, 0.93]	0.56	336	Complémentarité des couleurs entre...
rgbCol-pantCol	491	Quant.	120	[0.22, 0.96]	0.59	342	Complémentarité des couleurs entre...
rgbCol-shoesCol	491	Quant.	55	[0.28, 0.96]	0.66	428	Complémentarité des couleurs entre...
rgbCol-skinCol	491	Quant.	121	[0.1, 0.95]	0.44	351	Complémentarité des couleurs entre...
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 92 – preprocessed/avatars/complementarity.csv : Complémentarité des couleurs entre 2 parties de l'avatar. shirtCol = torse. armCol = bras. shoesCol = chaussures. skinCol = peau. rgbCol = le fond.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
nth	491	Quant.	23	[1, 23]	1.0	0	Ènième avatar de l'utilisateur.
shirtCol-armCol	491	Quant.	29	[0.21, 0.99]	0.75	350	Complémentarité des couleurs entre...
shirtCol-pantCol	491	Quant.	46	[0.25, 1.0]	0.9	353	Complémentarité des couleurs entre...
shirtCol-shoesCol	491	Quant.	28	[0.56, 1.0]	0.91	429	Complémentarité des couleurs entre...
shirtCol-skinCol	491	Quant.	36	[0.3, 0.99]	0.81	385	Complémentarité des couleurs entre...
shirtCol-rgbCol	491	Quant.	142	[0.13, 0.99]	0.76	330	Complémentarité des couleurs entre...
armCol-shirtCol	491	Quant.	29	[0.21, 0.99]	0.75	350	Complémentarité des couleurs entre...
armCol-pantCol	491	Quant.	39	[0.25, 1.0]	0.9	358	Complémentarité des couleurs entre...
armCol-shoesCol	491	Quant.	24	[0.6, 1.0]	0.91	431	Complémentarité des couleurs entre...
armCol-skinCol	491	Quant.	36	[0.3, 0.99]	0.85	390	Complémentarité des couleurs entre...
armCol-rgbCol	491	Quant.	130	[0.13, 0.99]	0.75	336	Complémentarité des couleurs entre...
pantCol-shirtCol	491	Quant.	46	[0.25, 1.0]	0.9	353	Complémentarité des couleurs entre...
pantCol-armCol	491	Quant.	39	[0.25, 1.0]	0.9	358	Complémentarité des couleurs entre...
pantCol-shoesCol	491	Quant.	29	[0.56, 1.0]	0.96	431	Complémentarité des couleurs entre...
pantCol-skinCol	491	Quant.	37	[0.3, 0.99]	0.74	392	Complémentarité des couleurs entre...
pantCol-rgbCol	491	Quant.	138	[0.38, 1.0]	0.79	342	Complémentarité des couleurs entre...
shoesCol-shirtCol	491	Quant.	28	[0.56, 1.0]	0.91	429	Complémentarité des couleurs entre...
shoesCol-armCol	491	Quant.	24	[0.6, 1.0]	0.91	431	Complémentarité des couleurs entre...
shoesCol-pantCol	491	Quant.	29	[0.56, 1.0]	0.96	431	Complémentarité des couleurs entre...
shoesCol-skinCol	491	Quant.	18	[0.61, 0.98]	0.93	441	Complémentarité des couleurs entre...
shoesCol-rgbCol	491	Quant.	60	[0.46, 1.0]	0.87	428	Complémentarité des couleurs entre...
skinCol-shirtCol	491	Quant.	36	[0.3, 0.99]	0.81	385	Complémentarité des couleurs entre...
skinCol-armCol	491	Quant.	36	[0.3, 0.99]	0.85	390	Complémentarité des couleurs entre...
skinCol-pantCol	491	Quant.	37	[0.3, 0.99]	0.74	392	Complémentarité des couleurs entre...
skinCol-shoesCol	491	Quant.	18	[0.61, 0.98]	0.93	441	Complémentarité des couleurs entre...
skinCol-rgbCol	491	Quant.	128	[0.18, 1.0]	0.64	351	Complémentarité des couleurs entre...
rgbCol-shirtCol	491	Quant.	142	[0.13, 0.99]	0.76	330	Complémentarité des couleurs entre...
rgbCol-armCol	491	Quant.	130	[0.13, 0.99]	0.75	336	Complémentarité des couleurs entre...
rgbCol-pantCol	491	Quant.	138	[0.38, 1.0]	0.79	342	Complémentarité des couleurs entre...
rgbCol-shoesCol	491	Quant.	60	[0.46, 1.0]	0.87	428	Complémentarité des couleurs entre...
rgbCol-skinCol	491	Quant.	128	[0.18, 1.0]	0.64	351	Complémentarité des couleurs entre...
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 93 – preprocessed/avatars/complementarity2.csv : Complémentarité au carré des couleurs entre 2 parties de l'avatar. shirtCol = torse. armCol = bras. shoesCol = chaussures. skinCol = peau. rgbCol = le fond.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
nth	491	Quant.	23	[1, 23]	1.0	0	Ènième avatar de l'utilisateur.
shirtCol-armCol	491	Quant.	22	[1.0, 8.01]	1.0	350	Contrastes des couleurs entre...
shirtCol-pantCol	491	Quant.	39	[1.0, 8.01]	2.08	353	Contrastes des couleurs entre...
shirtCol-shoesCol	491	Quant.	28	[1.01, 5.58]	1.76	429	Contrastes des couleurs entre...
shirtCol-skinCol	491	Quant.	36	[1.02, 7.85]	2.53	385	Contrastes des couleurs entre...
shirtCol-rgbCol	491	Quant.	142	[1.0, 15.98]	2.56	330	Contrastes des couleurs entre...
armCol-shirtCol	491	Quant.	22	[1.0, 8.01]	1.0	350	Contrastes des couleurs entre...
armCol-pantCol	491	Quant.	33	[1.0, 8.01]	1.77	358	Contrastes des couleurs entre...
armCol-shoesCol	491	Quant.	24	[1.01, 5.58]	1.99	431	Contrastes des couleurs entre...
armCol-skinCol	491	Quant.	36	[1.02, 7.85]	2.48	390	Contrastes des couleurs entre...
armCol-rgbCol	491	Quant.	131	[1.01, 15.98]	2.78	336	Contrastes des couleurs entre...
pantCol-shirtCol	491	Quant.	39	[1.0, 8.01]	2.08	353	Contrastes des couleurs entre...
pantCol-armCol	491	Quant.	33	[1.0, 8.01]	1.77	358	Contrastes des couleurs entre...
pantCol-shoesCol	491	Quant.	29	[1.14, 5.58]	2.53	431	Contrastes des couleurs entre...
pantCol-skinCol	491	Quant.	37	[1.01, 7.85]	2.16	392	Contrastes des couleurs entre...
pantCol-rgbCol	491	Quant.	138	[1.02, 17.73]	2.23	342	Contrastes des couleurs entre...
shoesCol-shirtCol	491	Quant.	28	[1.01, 5.58]	1.76	429	Contrastes des couleurs entre...
shoesCol-armCol	491	Quant.	24	[1.01, 5.58]	1.99	431	Contrastes des couleurs entre...
shoesCol-pantCol	491	Quant.	29	[1.14, 5.58]	2.53	431	Contrastes des couleurs entre...
shoesCol-skinCol	491	Quant.	18	[1.24, 5.47]	4.72	441	Contrastes des couleurs entre...
shoesCol-rgbCol	491	Quant.	60	[1.09, 11.53]	2.87	428	Contrastes des couleurs entre...
skinCol-shirtCol	491	Quant.	36	[1.02, 7.85]	2.53	385	Contrastes des couleurs entre...
skinCol-armCol	491	Quant.	36	[1.02, 7.85]	2.48	390	Contrastes des couleurs entre...
skinCol-pantCol	491	Quant.	37	[1.01, 7.85]	2.16	392	Contrastes des couleurs entre...
skinCol-shoesCol	491	Quant.	18	[1.24, 5.47]	4.72	441	Contrastes des couleurs entre...
skinCol-rgbCol	491	Quant.	128	[1.0, 15.62]	1.74	351	Contrastes des couleurs entre...
rgbCol-shirtCol	491	Quant.	142	[1.0, 15.98]	2.56	330	Contrastes des couleurs entre...
rgbCol-armCol	491	Quant.	131	[1.01, 15.98]	2.78	336	Contrastes des couleurs entre...
rgbCol-pantCol	491	Quant.	138	[1.02, 17.73]	2.23	342	Contrastes des couleurs entre...
rgbCol-shoesCol	491	Quant.	60	[1.09, 11.53]	2.87	428	Contrastes des couleurs entre...
rgbCol-skinCol	491	Quant.	128	[1.0, 15.62]	1.74	351	Contrastes des couleurs entre...
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 94 – preprocessed/avatars/contrast.csv : Contrastes des couleurs entre 2 parties de l'avatar. shirtCol = torse. armCol = bras. shoesCol = chaussures. skinCol = peau. rgbCol = le fond.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
nth	491	Quant.	23	[1, 23]	1.0	0	Ènième avatar de l'utilisateur.
color	491	Qual.	108	{ violet, white, crimson... }		0	Couleurs par mot-clé
color_updates	491	Quant.	210	[1, 983]	46.0	0	Updates de la couleur de fond
actions	491	Quant.	151	[0, 2576]	7.0	0	Actions effectuées
simple_color	491	Qual.	13	{ purple, white, red, blue... }		7	Couleurs simplifiés
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 95 – preprocessed/avatars/real_simple_infos.csv : Détermination des couleurs basées sur le rapprochement avec les couleurs définies par le web via leurs mots-clés.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
count	372	Quant.	8	[1, 23]	1.0	0	Nb. de créations
1st_time	372	Quant.	371	[5963, 5601255]	52454.5	0	Temps 1ere création
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 2

Table 96 – preprocessed/avatars/simple_infos.csv : Informations sur les temps de créations des avatars et leurs nombres.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
kepted_pose	372	Qual.	4	{ wave, default, yeah... }		0	Pose gardé pour l'avatar.
kepted_skinCol	372	Quant.	9	[1.0, 8.0]	2.0	268	Couleur de la peau.
kepted_hair	372	Quant.	15	[-1.0, 13.0]	4.0	251	Cheveux.
kepted_hairCol	372	Quant.	6	[0.0, 7.0]	1.0	251	Couleur des cheveux.
kepted_mouth	372	Quant.	7	[0.0, 6.0]	4.0	285	Bouche.
kepted_nose	372	Quant.	4	[1.0, 3.0]	2.5	298	Nez.
kepted_eyes	372	Quant.	2	[0.0, 1.0]	1.0	264	Yeux.
kepted_eyesCol	372	Quant.	5	[0.0, 4.0]	2.0	264	Couleurs des yeux.
kepted_eyebrows	372	Quant.	3	[0.0, 2.0]	1.0	282	Sourcils.
kepted_eyebrowsCol	372	Quant.	7	[0.0, 7.0]	1.0	282	Couleur des sourcils.
kepted_shirt	372	Quant.	12	[0.0, 13.0]	2.5	256	T-shirt.
kepted_shirtCol	372	Quant.	8	[0.0, 7.0]	3.0	256	Couleur du t-shirt.
kepted_arm	372	Quant.	4	[0.0, 3.0]	1.0	263	Manches.
kepted_armCol	372	Quant.	8	[0.0, 7.0]	3.0	263	Couleur des manches.
kepted_pant	372	Quant.	4	[0.0, 3.0]	1.0	263	Forme du pantalon (ou jupe).
kepted_pantCol	372	Quant.	12	[0.0, 11.0]	4.0	263	[+] couleur.
kepted_pantType	372	Quant.	4	[0.0, 3.0]	0.0	263	[+] type (pantalon ou jupe)
kepted_shoes	372	Quant.	5	[0.0, 4.0]	1.0	326	Chaussures.
kepted_shoesCol	372	Quant.	5	[0.0, 4.0]	1.0	326	Couleurs des chaussures.
kepted_R	372	Quant.	145	[0, 255]	207.0	0	Couleur rouge du fond.
kepted_G	372	Quant.	147	[0, 255]	192.0	0	Couleur verte du fond.
kepted_B	372	Quant.	137	[0, 255]	212.0	0	Couleur bleu du fond.
kepted_colorUpdateCount	372	Quant.	193	[1, 843]	62.5	0	Nb. changements du fond.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 97 – preprocessed/avatars/simple_kepted_feature_1st_time.csv : Informations sur le premier avatar créé par l'utilisateur.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
asuf_count	372	Quant.	119	[0.0, 724.0]	7.0	0	Nb. d'actions.
asuf_count_dif	372	Quant.	24	[0.0, 23.0]	1.0	0	Nb. d'actions par éléments uniques.
last_pose	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Poses.
last_eyes2	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Yeux.
last_eyes	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Yeux.
last_eyebrows	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Sourcils.
last_eyebrowsAngle	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Sourcils.
last_skin	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Peau.
last_mouth	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Bouche.
last_nose	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Nez.
last_shirt4	372	Qual.	2	{ True, False }		0	T-shirt.
last_shirt3	372	Qual.	2	{ True, False }		0	T-shirt.
last_shirt2	372	Qual.	2	{ True, False }		0	T-shirt.
last_pant4	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Pantalons.
last_pant	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Pantalons.
last_pant2	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Pantalons.
last_shoes2	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Chaussures.
last_shoes	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Chaussures.
last_hair2	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Cheveux.
last_hair3	372	Qual.	2	{ True, False }		0	Cheveux.
last_pant3	372	Qual.	2	{ False, True }		0	Pantalons..
last_eyebrows2	372	Qual.	2	{ False, True }		0	Sourcils.
last_shirt	372	Qual.	2	{ False, True }		0	T-shirt.
last_shirtM	372	Qual.	2	{ False, True }		0	T-shirt.
last_shirtF	372	Qual.	2	{ False, True }		0	T-shirt.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 2

Table 98 – preprocessed/avatars/simple_used_feature_1st_time.csv : Informations sur les features utilisée lors de la création du premier avatar créé par l'utilisateur.

J.19 Achievement : informations sur les jeux et les succès

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	406	Quant.	406	[1, 422]	219.5	0	Id de l'utilisateur.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 72

Table 99 – preprocessed/achievements/raw_datas.csv : Données diverses brutes relatives aux jeux.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	355	Quant.	355	[1, 422]	224.0	0	Id de l'utilisateur.
total	355	Quant.	42	[1, 61]	7.0	0	Nb. total de succès réalisés.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 83

Table 100 – preprocessed/achievements/simple_list.csv : Informations sur les succès réalisés par l'utilisateur.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
count	62	Quant.	12	[1.0, 376.0]	1.0	0	Nombre de visites.
std	62	Quant.	24	[0.0, 25332.17]	0.0	0	Écart type.
mean	62	Quant.	35	[0.0, 3988.14]	4.25	0	Temps moyen.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 101 – preprocessed/achievements/time_spent_on_page.csv : Temps passé sur la page des succès.

J.20 Scores : tous les jeux

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
devices_updates	251	Quant.	5	[1, 10]	1.0	0	Nombre de d'appareils différents.
devices	251	Quant.	3	[1, 3]	1.0	0	Nombre de types d'appareils diff.
sizes_inner	251	Quant.	7	[1, 37]	1.0	0	Nb. tailles de fenêtre diff.
sizes_outer	251	Quant.	4	[1, 4]	1.0	0	Nb. tailles d'écrans diff.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 102 – preprocessed/_SCORES/_all/device_numbers.csv : Les différents appareils utilisés pendant les jeux.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	251	Quant.	251	[1, 422]	236.0	0	Id utilisateur.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 4

Table 103 – preprocessed/_SCORES/_all/device_raw.csv : Informations brutes sur les différents appareils utilisés pendant les jeux.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
difficulty_easy	251	Quant.	7	[0, 6]	0.0	0	Difficulté facile.
difficulty_normal	251	Quant.	12	[0, 22]	0.0	0	Difficulté normal.
difficulty_hard	251	Quant.	7	[0, 6]	0.0	0	Difficulté difficile.
space_normal	251	Quant.	12	[0, 23]	1.0	0	Mode normal pour le premier jeu.
space_boss_rush	251	Quant.	15	[0, 31]	0.0	0	Mode boss pour le premier jeu.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 104 – preprocessed/_SCORES/_all/difficulties.csv : Informations sur les modes de difficultés choisis (nombre de selections).

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
score	7078	Quant.	2031	[-11000, 68500]	100.0	0	Score
mode	7078	Qual.	32	{ normal, easy, hard, 0, 1... }		2	Mode de jeu.
game_id	7078	Qual.	18			0	Id du jeu.
timespend	7078	Quant.	6143	[0, 144442040]	13763.0	0	Temps passé.
device_infos	7078	Qual.	385	{ ... }		0	Information appareil.
createdAt	7078	Qual.	6888	{ 2020-08-03 09 :17 :59... }		0	Date de création de la ligne.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 4

Table 105 – preprocessed/_SCORES/_all/infos.csv : Informations brutes sur les parties des utilisateurs.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower	251	Quant.	8	[0.0, 10.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
floppy	251	Quant.	17	[0.0, 47.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
monster	251	Quant.	7	[0.0, 23.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
math	251	Quant.	8	[0.0, 9.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
geom	251	Quant.	8	[0.0, 7.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
runner	251	Quant.	17	[0.0, 81.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
tower_def	251	Quant.	6	[0.0, 8.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
memory_number	251	Quant.	6	[0.0, 10.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
memory_text	251	Quant.	11	[0.0, 18.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
memory_space	251	Quant.	7	[0.0, 14.0]	1.0	0	Nb. de partie pour...
space_savior	251	Quant.	20	[0.0, 42.0]	1.0	0	Nb. de partie pour...
trpg	251	Quant.	9	[0.0, 32.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
shooting	251	Quant.	6	[0.0, 12.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
samurai	251	Quant.	10	[0.0, 14.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
animal_farm	251	Quant.	10	[0.0, 37.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
focus	251	Quant.	5	[0.0, 32.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
puzzle	251	Quant.	6	[0.0, 8.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 106 – preprocessed/_SCORES/_all/played_game_number_no_crayon.csv : Nombres de parties joués par jeux (sans le jeu physical crayon)

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower	251	Quant.	8	[0.0, 10.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
floppy	251	Quant.	17	[0.0, 47.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
monster	251	Quant.	7	[0.0, 23.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
math	251	Quant.	8	[0.0, 9.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
geom	251	Quant.	8	[0.0, 7.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
runner	251	Quant.	17	[0.0, 81.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
tower_def	251	Quant.	6	[0.0, 8.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
memory_number	251	Quant.	6	[0.0, 10.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
memory_text	251	Quant.	11	[0.0, 18.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
memory_space	251	Quant.	7	[0.0, 14.0]	1.0	0	Nb. de partie pour...
space_savior	251	Quant.	20	[0.0, 42.0]	1.0	0	Nb. de partie pour...
trpg	251	Quant.	9	[0.0, 32.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
shooting	251	Quant.	6	[0.0, 12.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
samurai	251	Quant.	10	[0.0, 14.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
physical_crayon	251	Quant.	58	[0.0, 234.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
animal_farm	251	Quant.	10	[0.0, 37.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
focus	251	Quant.	5	[0.0, 32.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
puzzle	251	Quant.	6	[0.0, 8.0]	0.0	0	Nb. de partie pour...
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 107 – preprocessed/_SCORES/_all/played_game_number.csv : Nombres de parties joués par jeux (avec le jeu physical crayon)

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower	251	Quant.	8	[0.0, 0.1]	0.0	0	Rt. de partie pour...
floppy	251	Quant.	17	[0.0, 0.15]	0.0	0	Rt. de partie pour...
monster	251	Quant.	7	[0.0, 0.36]	0.0	0	Rt. de partie pour...
math	251	Quant.	8	[0.0, 0.12]	0.0	0	Rt. de partie pour...
geom	251	Quant.	8	[0.0, 0.09]	0.0	0	Rt. de partie pour...
runner	251	Quant.	17	[0.0, 0.25]	0.0	0	Rt. de partie pour...
tower_def	251	Quant.	6	[0.0, 0.2]	0.0	0	Rt. de partie pour...
memory_number	251	Quant.	6	[0.0, 0.16]	0.0	0	Rt. de partie pour...
memory_text	251	Quant.	11	[0.0, 0.1]	0.0	0	Rt. de partie pour...
memory_space	251	Quant.	7	[0.0, 0.05]	0.0	0	Rt. de partie pour...
space_savior	251	Quant.	20	[0.0, 0.06]	0.0	0	Rt. de partie pour...
trpg	251	Quant.	9	[0.0, 0.32]	0.0	0	Rt. de partie pour...
shooting	251	Quant.	6	[0.0, 0.2]	0.0	0	Rt. de partie pour...
samurai	251	Quant.	10	[0.0, 0.05]	0.0	0	Rt. de partie pour...
animal_farm	251	Quant.	10	[0.0, 0.17]	0.0	0	Rt. de partie pour...
focus	251	Quant.	5	[0.0, 0.44]	0.0	0	Rt. de partie pour...
puzzle	251	Quant.	6	[0.0, 0.12]	0.0	0	Rt. de partie pour...

Table 108 – preprocessed/_SCORES/_all/played_game_ratio_no_crayon.csv : Ratio de parties joués par jeux (sans le jeu physical crayon)

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower	251	Quant.	8	[0.0, 0.1]	0.0	0	Rt. de partie pour...
floppy	251	Quant.	17	[0.0, 0.15]	0.0	0	Rt. de partie pour...
monster	251	Quant.	7	[0.0, 0.36]	0.0	0	Rt. de partie pour...
math	251	Quant.	8	[0.0, 0.12]	0.0	0	Rt. de partie pour...
geom	251	Quant.	8	[0.0, 0.09]	0.0	0	Rt. de partie pour...
runner	251	Quant.	17	[0.0, 0.25]	0.0	0	Rt. de partie pour...
tower_def	251	Quant.	6	[0.0, 0.2]	0.0	0	Rt. de partie pour...
memory_number	251	Quant.	6	[0.0, 0.16]	0.0	0	Rt. de partie pour...
memory_text	251	Quant.	11	[0.0, 0.1]	0.0	0	Rt. de partie pour...
memory_space	251	Quant.	7	[0.0, 0.05]	0.0	0	Rt. de partie pour...
space_savior	251	Quant.	20	[0.0, 0.06]	0.0	0	Rt. de partie pour...
trpg	251	Quant.	9	[0.0, 0.32]	0.0	0	Rt. de partie pour...
shooting	251	Quant.	6	[0.0, 0.2]	0.0	0	Rt. de partie pour...
samurai	251	Quant.	10	[0.0, 0.05]	0.0	0	Rt. de partie pour...
physical_crayon	251	Quant.	58	[0.0, 0.06]	0.0	0	Rt. de partie pour...
animal_farm	251	Quant.	10	[0.0, 0.17]	0.0	0	Rt. de partie pour...
focus	251	Quant.	5	[0.0, 0.44]	0.0	0	Rt. de partie pour...
puzzle	251	Quant.	6	[0.0, 0.12]	0.0	0	Rt. de partie pour...

Table 109 – preprocessed/_SCORES/_all/played_game_ratio.csv : Ratio de parties joués par jeux (avec le jeu physical crayon)

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
animal_farm	260	Quant.	14	[0.0, 91.0]	3.0	171	Temps passé sur le tuto...
space_savior	260	Quant.	27	[1.0, 53501.0]	6.0	25	Temps passé sur le tuto...
physical_crayon	260	Quant.	13	[0.0, 64.0]	3.0	175	Temps passé sur le tuto...
puzzle	260	Quant.	10	[1.0, 35.0]	2.0	216	Temps passé sur le tuto...
colored_tower	260	Quant.	15	[1.0, 27.0]	3.0	211	Temps passé sur le tuto...
shooting	260	Quant.	10	[0.0, 194.0]	2.0	223	Temps passé sur le tuto...
samurai	260	Quant.	23	[0.0, 174.0]	3.0	131	Temps passé sur le tuto...
math	260	Quant.	13	[1.0, 916.0]	2.0	221	Temps passé sur le tuto...
geom	260	Quant.	7	[0.0, 171.0]	2.0	220	Temps passé sur le tuto...
focus	260	Quant.	14	[0.0, 24.0]	5.5	224	Temps passé sur le tuto...
floppy	260	Quant.	11	[0.0, 465.0]	2.0	226	Temps passé sur le tuto...
monster	260	Quant.	8	[1.0, 40.0]	3.0	241	Temps passé sur le tuto...
runner	260	Quant.	7	[0.0, 56173.0]	2.0	231	Temps passé sur le tuto...
tower_def	260	Quant.	9	[1.0, 81.0]	3.0	233	Temps passé sur le tuto...
memory_number	260	Quant.	9	[0.0, 157.0]	1.0	226	Temps passé sur le tuto...
memory_text	260	Quant.	15	[1.0, 1789.0]	2.0	206	Temps passé sur le tuto...
trpg	260	Quant.	14	[1.0, 4641.0]	3.5	236	Temps passé sur le tuto...
memory_space	260	Quant.	30	[0.0, 325.0]	6.0	43	Temps passé sur le tuto...
tutorial_mean_time	260	Quant.	118	[1.0, 26751.5]	5.0	3	Temps moyen.
tutorial_std_time	260	Quant.	138	[0.0, 26749.5]	2.5	3	Écart type des temps.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 110 – preprocessed/_SCORES/_all/time_spend_on_tutorial_1st.csv : Informations sur les temps passé sur les tutoriels.

J.21 Scores : informations détaillées par jeu

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
nth	237	Quant.	14	[1, 14]	1.0	0	Ènième partie.
score	237	Quant.	79	[0, 48800]	27000.0	0	Score de la partie.
timespend	237	Quant.	237	[7005.0, 734392.0]	154690.0	0	Durée de la partie.
device_height	237	Quant.	88	[512, 1701]	860.0	0	Hauteur de l'écran.
device_width	237	Quant.	40	[360, 3072]	1536.0	0	Largeur de l'écran.
device_pix_ratio	237	Quant.	16	[1.0, 4.0]	1.25	0	Ratio des pixels.
device_platform	237	Qual.	7	{ Win32, Linux armv8l... }		0	Plate-forme utilisé.
device_processors	237	Quant.	9	[2.0, 16.0]	8.0	12	Nb. de processeurs.
device_type	237	Qual.	3	{ screen, smartphone, others }		0	Type d'appareil.
device_browser	237	Qual.	5	{ Chrome, nan, Firefox... }		2	Navigateur utilisé.
scene_mean_fps	237	Quant.	218	[18.99, 60.75]	59.02	20	Nb. de fps moyen.
scene_version	237	Qual.	6	{ nan, V1.0.1, V1.0.8... }		183	Version du jeu.
total_panels	237	Quant.	29	[1.0, 51.0]	32.0	20	Total des panneaux faits.
panels_2	237	Quant.	4	[1.0, 3.0]	3.0	20	Panneaux en 2x2 faits.
totalMoveX	237	Quant.	145	[0.0, 330694.0]	25128.0	20	Distance souris en X.
totalMoveY	237	Quant.	146	[0.0, 259518.0]	21082.0	20	Distance souris en Y.
totalMoveX_percent	237	Quant.	145	[0.0, 172.24]	15.76	20	[+] relative à largeur.
totalMoveY_percent	237	Quant.	146	[0.0, 285.18]	27.28	20	[+] relative à hauteur.
time_per_response	237	Quant.	218	[4218.57, 25323.86]	5017.26	20	Temps moyen par panneaux.
clicks_total	237	Quant.	104	[3.0, 264.0]	131.0	20	Nb. de clics.
clicks_twice	237	Quant.	10	[0.0, 15.0]	0.0	20	(1)
clicks_not_ready	237	Quant.	17	[0.0, 58.0]	1.0	20	(2)
clicks_ready	237	Quant.	85	[3.0, 244.0]	129.0	20	(3)
overs_total	237	Quant.	172	[5.0, 2251.0]	293.0	20	Nb. frames sur les tuilles.
total_actions	237	Quant.	182	[14.0, 2484.0]	522.0	20	Nb. total d'actions.
panels_3	237	Quant.	3	[1.0, 5.0]	5.0	33	Panneaux en 3x3 faits.
panels_4	237	Quant.	4	[1.0, 7.0]	7.0	34	Panneaux en 4x4 faits.
panels_5	237	Quant.	5	[3.0, 8.0]	8.0	41	Panneaux en 5x5 faits.
panels_6	237	Quant.	8	[1.0, 10.0]	9.0	65	Panneaux en 6x6 faits.
panels_7	237	Quant.	11	[2.0, 12.0]	8.0	193	Panneaux en 7x7 faits.
panels_8	237	Quant.	2	[6.0, 6.0]	6.0	236	Panneaux en 8x8 faits.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 3

Table 111 – preprocessed/_SCORES/_games/memory_space-normal.csv : Informations pour le jeu memory space en mode normal. (1) cliquer plusieurs fois sur une même tuile déjà retournée. (2) nombre de clics quand le jeu n'est pas pret. (3) nombre de clics quand le jeu est pret.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
nth	243	Quant.	14	[1, 14]	2.0	0	Ènième partie.
score	243	Quant.	213	[0, 7141]	1665.0	0	Score de la partie.
timespend	243	Quant.	243	[18234.0, 1241448.0]	64605.0	0	Durée de la partie.
device_height	243	Quant.	57	[512, 1366]	838.0	0	Hauteur de l'écran.
device_width	243	Quant.	30	[360, 2195]	1536.0	0	Largeur de l'écran.
device_pix_ratio	243	Quant.	12	[1.0, 3.0]	1.25	0	Ratio des pixels.
device_platform	243	Qual.	7	{ Win32, Linux armv8l... }		0	Plate-forme utilisé.
device_processors	243	Quant.	9	[2.0, 16.0]	8.0	13	Nb. de processeurs.
device_type	243	Qual.	3	{ smartphone, screen, others }		0	Type d'appareil.
device_browser	243	Qual.	4	{ Chrome, Firefox, Safari... }		0	Navigateur utilisé.
scene_mean_fps	243	Quant.	240	[31.87, 97.16]	89.56	4	Nb. de fps moyen.
scene_version	243	Qual.	5	{ nan, V1.0.8, V1.0.9... }		159	Version du jeu.
totalMoveX	243	Quant.	151	[0.0, 24545.0]	399.0	4	Distance souris en X.
totalMoveY	243	Quant.	148	[0.0, 12526.0]	303.0	4	Distance souris en Y.
totalMoveX_percent	243	Quant.	151	[0.0, 15.98]	0.23	4	[+] relative à largeur.
totalMoveY_percent	243	Quant.	152	[0.0, 13.76]	0.38	4	[+] relative à hauteur.
meanReflex	243	Quant.	120	[17.0, 384.0]	259.0	34	Réflexes moyens.
goals_mean	243	Quant.	111	[287.11, 400.0]	351.9	4	Réflexes moyens attendus.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 6

Table 112 – preprocessed/_SCORES/_games/samurai-normal.csv : Informations pour le jeu samurai en mode normal.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
nth	348	Quant.	23	[1, 23]	1.0	0	Énième partie.
score	348	Quant.	268	[0, 5613]	3461.5	0	Score de la partie.
timespend	348	Quant.	136	[0.0, 1307175.0]	94556.0	0	Durée de la partie.
device_height	348	Quant.	91	[512.0, 2160.0]	838.0	10	Hauteur de l'écran.
device_width	348	Quant.	43	[360.0, 3840.0]	1536.0	10	Largeur de l'écran.
device_pix_ratio	348	Quant.	18	[0.5, 4.0]	1.25	10	Ratio des pixels.
device_platform	348	Qual.	8	{ Win32, Linux armv8l, nan... }		10	Plate-forme utilisé.
device_processors	348	Quant.	9	[2.0, 16.0]	8.0	23	Nb. de processeurs.
device_type	348	Qual.	4	{ screen, smartphone, nan... }		10	Type d'appareil.
device_browser	348	Qual.	5	{ Chrome, nan, Firefox... }		12	Navigateur utilisé.
scene_mean_fps	348	Quant.	318	[3.35, 58.92]	54.09	25	Nb. de fps moyen.
scene_version	348	Qual.	6	{ nan, V1.0.1, V1.0.8... }		265	Version du jeu.
shoots	348	Quant.	290	[148.0, 5181.0]	4585.0	25	Tirs.
hits	348	Quant.	225	[0.0, 2830.0]	2152.0	25	Tir qui touchents.
accuracy	348	Quant.	318	[1.03, 5098.0]	2.03	25	Précision en pourcent.
stage	348	Quant.	16	[1.0, 21.0]	20.0	25	Stage atteint.
kills	348	Quant.	64	[0.0, 132.0]	131.0	25	Ennemis détruits.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 10

Table 113 – preprocessed/_SCORES/_games/space_savior-normal.csv : Informations pour le jeu space savior en mode normal.

J.22 Scores : informations sur les scores pour tous les jeux

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower-normal	251	Quant.	39	[23.0, 27441.0]	6771.0	208	Score 1ere partie.
floppy-normal	251	Quant.	12	[0.0, 3100.0]	150.0	217	Score 1ere partie.
monster-normal	251	Quant.	21	[4.0, 33816.0]	3934.0	231	Score 1ere partie.
math-easy	251	Quant.	28	[-3.0, 17014.0]	4104.0	222	Score 1ere partie.
geom-normal	251	Quant.	19	[593.0, 2530.0]	1819.5	233	Score 1ere partie.
runner-normal	251	Quant.	8	[0.0, 6800.0]	100.0	222	Score 1ere partie.
tower_def-normal	251	Quant.	22	[0.0, 6710.0]	1530.0	228	Score 1ere partie.
memory_number-normal	251	Quant.	8	[0.0, 4500.0]	3500.0	216	Score 1ere partie.
memory_text-normal	251	Quant.	25	[0.0, 68500.0]	2500.0	198	Score 1ere partie.
memory_space-normal	251	Quant.	70	[0.0, 48800.0]	28200.0	39	Score 1ere partie.
space_savior-normal	251	Quant.	175	[0.0, 4829.0]	3130.0	34	Score 1ere partie.
trpg-normal	251	Quant.	24	[0.0, 63477.0]	1752.5	225	Score 1ere partie.
shooting-normal	251	Quant.	37	[0.0, 17830.0]	9020.0	214	Score 1ere partie.
samurai-normal	251	Quant.	106	[0.0, 7079.0]	1259.0	128	Score 1ere partie.
math-normal	251	Quant.	12	[0.0, 7442.0]	4477.0	238	Score 1ere partie.
physical_crayon-0	251	Quant.	53	[0.0, 2619.0]	2420.0	171	Score 1ere partie.
physical_crayon-1	251	Quant.	56	[0.0, 2491.0]	2157.0	173	Score 1ere partie.
physical_crayon-2	251	Quant.	52	[0.0, 2584.0]	2030.0	173	Score 1ere partie.
physical_crayon-3	251	Quant.	51	[0.0, 2641.0]	2200.5	173	Score 1ere partie.
physical_crayon-4	251	Quant.	30	[0.0, 2549.0]	0.0	173	Score 1ere partie.
math-hard	251	Quant.	8	[0.0, 2116.0]	721.0	243	Score 1ere partie.
animal_farm-normal	251	Quant.	81	[0.0, 10809.0]	2554.0	170	Score 1ere partie.
focus-normal	251	Quant.	23	[200.0, 3600.0]	2100.0	215	Score 1ere partie.
puzzle-normal	251	Quant.	34	[500.0, 3638.0]	1861.0	216	Score 1ere partie.
physical_crayon-26	251	Quant.	1	[0.0, 0.0]	0.0	244	Score 1ere partie.
physical_crayon-5	251	Quant.	14	[0.0, 2535.0]	0.0	175	Score 1ere partie.
physical_crayon-6	251	Quant.	12	[0.0, 2090.0]	0.0	178	Score 1ere partie.
space_savior-boss_rush	251	Quant.	81	[0.0, 4142.0]	2173.0	166	Score 1ere partie.
physical_crayon-7	251	Quant.	11	[0.0, 1759.0]	0.0	195	Score 1ere partie.
physical_crayon-8	251	Quant.	32	[0.0, 2479.0]	2067.0	206	Score 1ere partie.
physical_crayon-9	251	Quant.	5	[0.0, 2163.0]	0.0	206	Score 1ere partie.
physical_crayon-10	251	Quant.	14	[0.0, 2138.0]	0.0	214	Score 1ere partie.
physical_crayon-11	251	Quant.	30	[0.0, 2504.0]	2221.0	216	Score 1ere partie.
physical_crayon-12	251	Quant.	25	[0.0, 2294.0]	1641.0	216	Score 1ere partie.
physical_crayon-13	251	Quant.	8	[0.0, 2505.0]	0.0	218	Score 1ere partie.
physical_crayon-14	251	Quant.	1	[0.0, 0.0]	0.0	220	Score 1ere partie.
physical_crayon-15	251	Quant.	7	[0.0, 2234.0]	0.0	230	Score 1ere partie.
physical_crayon-16	251	Quant.	2	[0.0, 1415.0]	0.0	232	Score 1ere partie.
physical_crayon-17	251	Quant.	8	[0.0, 2373.0]	0.0	235	Score 1ere partie.
physical_crayon-18	251	Quant.	9	[0.0, 2315.0]	700.0	235	Score 1ere partie.

Table 114 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/1st.csv : Pour chaque jeu, le 1ere score.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
physical_crayon-19	251	Quant.	2	[0.0, 534.0]	0.0	235	Score 1ere partie.
puzzle-hard	251	Quant.	11	[500.0, 2530.0]	1210.0	241	Score 1ere partie.
colored_tower-hard	251	Quant.	16	[58.0, 8031.0]	2459.5	233	Score 1ere partie.
geom-hard	251	Quant.	12	[190.0, 4957.0]	1431.0	240	Score 1ere partie.
physical_crayon-20	251	Quant.	1	[0.0, 0.0]	0.0	241	Score 1ere partie.
geom-easy	251	Quant.	26	[84.0, 1540.0]	1014.5	225	Score 1ere partie.
physical_crayon-21	251	Quant.	1	[0.0, 0.0]	0.0	243	Score 1ere partie.
physical_crayon-22	251	Quant.	2	[0.0, 2245.0]	0.0	244	Score 1ere partie.
physical_crayon-23	251	Quant.	2	[0.0, 1581.0]	0.0	244	Score 1ere partie.
physical_crayon-24	251	Quant.	2	[0.0, 2674.0]	0.0	242	Score 1ere partie.
physical_crayon-25	251	Quant.	2	[0.0, 1703.0]	0.0	246	Score 1ere partie.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 115 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/1st.csv : Pour chaque jeu, le 1ere score.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower-normal	251	Quant.	40	[196.0, 27441.0]	8037.0	208	Score maximum.
floppy-normal	251	Quant.	22	[100.0, 18150.0]	1000.0	217	Score maximum.
monster-normal	251	Quant.	21	[1516.0, 62248.0]	6458.0	231	Score maximum.
math-easy	251	Quant.	29	[-3.0, 40901.0]	4289.0	222	Score maximum.
geom-normal	251	Quant.	19	[593.0, 4101.0]	2014.5	233	Score maximum.
runner-normal	251	Quant.	21	[100.0, 10800.0]	1200.0	222	Score maximum.
tower_def-normal	251	Quant.	23	[0.0, 9475.0]	2755.0	228	Score maximum.
memory_number-normal	251	Quant.	6	[0.0, 4500.0]	3500.0	216	Score maximum.
memory_text-normal	251	Quant.	33	[0.0, 68500.0]	10000.0	198	Score maximum.
memory_space-normal	251	Quant.	66	[0.0, 48800.0]	28300.0	39	Score maximum.
space_savior-normal	251	Quant.	179	[0.0, 5613.0]	3395.0	34	Score maximum.
trpg-normal	251	Quant.	26	[0.0, 64227.0]	19277.5	225	Score maximum.
shooting-normal	251	Quant.	37	[1220.0, 17830.0]	9340.0	214	Score maximum.
samurai-normal	251	Quant.	122	[0.0, 7141.0]	2829.0	128	Score maximum.
math-normal	251	Quant.	14	[1580.0, 9848.0]	4975.0	238	Score maximum.
physical_crayon-0	251	Quant.	74	[0.0, 2619.0]	2470.5	171	Score maximum.
physical_crayon-1	251	Quant.	73	[1593.0, 2491.0]	2199.0	173	Score maximum.
physical_crayon-2	251	Quant.	78	[1760.0, 2587.0]	2185.0	173	Score maximum.
physical_crayon-3	251	Quant.	69	[1533.0, 2641.0]	2250.5	173	Score maximum.
physical_crayon-4	251	Quant.	65	[0.0, 2549.0]	1940.0	173	Score maximum.
math-hard	251	Quant.	8	[0.0, 2474.0]	1256.0	243	Score maximum.
animal_farm-normal	251	Quant.	82	[710.0, 14427.0]	3776.0	170	Score maximum.
focus-normal	251	Quant.	20	[300.0, 3600.0]	2300.0	215	Score maximum.
puzzle-normal	251	Quant.	36	[500.0, 6245.0]	2111.0	216	Score maximum.
physical_crayon-26	251	Quant.	4	[0.0, 2134.0]	263.0	244	Score maximum.
physical_crayon-5	251	Quant.	70	[0.0, 2543.0]	2234.0	175	Score maximum.
physical_crayon-6	251	Quant.	36	[0.0, 2225.0]	0.0	178	Score maximum.
space_savior-boss_rush	251	Quant.	72	[44.0, 8912.0]	4130.0	166	Score maximum.
physical_crayon-7	251	Quant.	29	[0.0, 1764.0]	1016.0	195	Score maximum.
physical_crayon-8	251	Quant.	44	[1756.0, 2492.0]	2183.0	206	Score maximum.
physical_crayon-9	251	Quant.	31	[0.0, 2405.0]	2075.0	206	Score maximum.
physical_crayon-10	251	Quant.	35	[0.0, 2138.0]	1798.0	214	Score maximum.
physical_crayon-11	251	Quant.	35	[1850.0, 2667.0]	2252.0	216	Score maximum.
physical_crayon-12	251	Quant.	33	[0.0, 2294.0]	1751.0	216	Score maximum.
physical_crayon-13	251	Quant.	26	[0.0, 2505.0]	2014.0	218	Score maximum.
physical_crayon-14	251	Quant.	13	[0.0, 1986.0]	0.0	220	Score maximum.
physical_crayon-15	251	Quant.	15	[0.0, 2264.0]	1604.0	230	Score maximum.
physical_crayon-16	251	Quant.	9	[0.0, 1904.0]	0.0	232	Score maximum.
physical_crayon-17	251	Quant.	17	[1634.0, 2373.0]	1798.0	235	Score maximum.
physical_crayon-18	251	Quant.	17	[1400.0, 2365.0]	1913.0	235	Score maximum.

Table 116 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/max.csv : Pour chaque jeu, le score maximum.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
physical_crayon-19	251	Quant.	8	[0.0, 1098.0]	0.0	235	Score maximum.
puzzle-hard	251	Quant.	11	[500.0, 3853.0]	1210.0	241	Score maximum.
colored_tower-hard	251	Quant.	17	[58.0, 10242.0]	3280.0	233	Score maximum.
geom-hard	251	Quant.	12	[1102.0, 4957.0]	1652.0	240	Score maximum.
physical_crayon-20	251	Quant.	5	[0.0, 1296.0]	0.0	241	Score maximum.
geom-easy	251	Quant.	26	[84.0, 1540.0]	1030.5	225	Score maximum.
physical_crayon-21	251	Quant.	6	[0.0, 1680.0]	678.0	243	Score maximum.
physical_crayon-22	251	Quant.	5	[0.0, 2322.0]	2245.0	244	Score maximum.
physical_crayon-23	251	Quant.	7	[0.0, 1743.0]	1581.0	244	Score maximum.
physical_crayon-24	251	Quant.	2	[0.0, 2674.0]	0.0	242	Score maximum.
physical_crayon-25	251	Quant.	3	[0.0, 1703.0]	0.0	246	Score maximum.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 117 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/max.csv : Pour chaque jeu, le score maximum.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower-normal	251	Quant.	43	[155.33, 27441.0]	7611.0	208	Score moyen.
floppy-normal	251	Quant.	29	[33.33, 3983.33]	444.85	217	Score moyen.
monster-normal	251	Quant.	21	[496.8, 33096.0]	4446.0	231	Score moyen.
math-easy	251	Quant.	29	[-3.0, 17014.0]	4104.0	222	Score moyen.
geom-normal	251	Quant.	19	[593.0, 2742.5]	1866.5	233	Score moyen.
runner-normal	251	Quant.	27	[66.67, 3366.67]	416.67	222	Score moyen.
tower_def-normal	251	Quant.	23	[0.0, 6710.0]	2300.0	228	Score moyen.
memory_number-normal	251	Quant.	13	[0.0, 4500.0]	3500.0	216	Score moyen.
memory_text-normal	251	Quant.	43	[0.0, 68500.0]	5500.0	198	Score moyen.
memory_space-normal	251	Quant.	92	[0.0, 48800.0]	28100.0	39	Score moyen.
space_savior-normal	251	Quant.	190	[0.0, 4829.0]	3255.0	34	Score moyen.
trpg-normal	251	Quant.	26	[0.0, 63477.0]	11400.25	225	Score moyen.
shooting-normal	251	Quant.	38	[1220.0, 17830.0]	9020.0	214	Score moyen.
samurai-normal	251	Quant.	122	[0.0, 7079.0]	2096.6	128	Score moyen.
math-normal	251	Quant.	14	[747.0, 7442.0]	4477.0	238	Score moyen.
physical_crayon-0	251	Quant.	75	[0.0, 2619.0]	2413.5	171	Score moyen.
physical_crayon-1	251	Quant.	77	[152.36, 2491.0]	2136.5	173	Score moyen.
physical_crayon-2	251	Quant.	79	[377.4, 2540.0]	1969.5	173	Score moyen.
physical_crayon-3	251	Quant.	73	[557.75, 2641.0]	2196.5	173	Score moyen.
physical_crayon-4	251	Quant.	70	[0.0, 2549.0]	889.25	173	Score moyen.
math-hard	251	Quant.	8	[0.0, 2295.0]	1107.75	243	Score moyen.
animal_farm-normal	251	Quant.	82	[710.0, 10809.0]	3209.33	170	Score moyen.
focus-normal	251	Quant.	23	[300.0, 3600.0]	2100.0	215	Score moyen.
puzzle-normal	251	Quant.	36	[-2793.0, 4047.6]	1831.0	216	Score moyen.
physical_crayon-26	251	Quant.	5	[0.0, 582.57]	32.88	244	Score moyen.
physical_crayon-5	251	Quant.	73	[0.0, 2535.0]	717.33	175	Score moyen.
physical_crayon-6	251	Quant.	37	[0.0, 2090.0]	0.0	178	Score moyen.
space_savior-boss_rush	251	Quant.	86	[22.2, 4835.33]	2576.75	166	Score moyen.
physical_crayon-7	251	Quant.	30	[0.0, 1759.0]	51.44	195	Score moyen.
physical_crayon-8	251	Quant.	45	[722.0, 2479.0]	2063.0	206	Score moyen.
physical_crayon-9	251	Quant.	32	[0.0, 2163.0]	335.83	206	Score moyen.
physical_crayon-10	251	Quant.	35	[0.0, 2138.0]	851.0	214	Score moyen.
physical_crayon-11	251	Quant.	35	[518.2, 2496.0]	2221.0	216	Score moyen.
physical_crayon-12	251	Quant.	34	[0.0, 2294.0]	1641.0	216	Score moyen.
physical_crayon-13	251	Quant.	26	[0.0, 2505.0]	504.5	218	Score moyen.
physical_crayon-14	251	Quant.	13	[0.0, 1237.67]	0.0	220	Score moyen.
physical_crayon-15	251	Quant.	15	[0.0, 2234.0]	461.5	230	Score moyen.
physical_crayon-16	251	Quant.	9	[0.0, 1415.0]	0.0	232	Score moyen.
physical_crayon-17	251	Quant.	17	[287.67, 2293.0]	1009.5	235	Score moyen.
physical_crayon-18	251	Quant.	17	[227.8, 1928.0]	1015.0	235	Score moyen.

Table 118 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/mean.csv : Pour chaque jeu, le score moyen.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
physical_crayon-19	251	Quant.	8	[0.0, 534.0]	0.0	235	Score moyen.
puzzle-hard	251	Quant.	11	[500.0, 3342.0]	1210.0	241	Score moyen.
colored_tower-hard	251	Quant.	19	[58.0, 9136.5]	2849.0	233	Score moyen.
geom-hard	251	Quant.	12	[921.0, 4957.0]	1562.0	240	Score moyen.
physical_crayon-20	251	Quant.	5	[0.0, 648.0]	0.0	241	Score moyen.
geom-easy	251	Quant.	27	[84.0, 1540.0]	1025.5	225	Score moyen.
physical_crayon-21	251	Quant.	6	[0.0, 840.0]	284.75	243	Score moyen.
physical_crayon-22	251	Quant.	6	[0.0, 2245.0]	258.0	244	Score moyen.
physical_crayon-23	251	Quant.	7	[0.0, 1581.0]	786.0	244	Score moyen.
physical_crayon-24	251	Quant.	2	[0.0, 2674.0]	0.0	242	Score moyen.
physical_crayon-25	251	Quant.	3	[0.0, 1703.0]	0.0	246	Score moyen.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 119 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/mean.csv : Pour chaque jeu, le score moyen.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower-normal	251	Quant.	41	[11.0, 27441.0]	6343.0	208	Score minimum.
floppy-normal	251	Quant.	6	[0.0, 2950.0]	0.0	217	Score minimum.
monster-normal	251	Quant.	17	[0.0, 33096.0]	3470.0	231	Score minimum.
math-easy	251	Quant.	27	[-3.0, 17014.0]	3847.0	222	Score minimum.
geom-normal	251	Quant.	19	[578.0, 2530.0]	1784.0	233	Score minimum.
runner-normal	251	Quant.	5	[0.0, 1800.0]	0.0	222	Score minimum.
tower_def-normal	251	Quant.	20	[0.0, 6710.0]	1530.0	228	Score minimum.
memory_number-normal	251	Quant.	7	[0.0, 4500.0]	3000.0	216	Score minimum.
memory_text-normal	251	Quant.	22	[0.0, 68500.0]	1500.0	198	Score minimum.
memory_space-normal	251	Quant.	69	[0.0, 48800.0]	28000.0	39	Score minimum.
space_savior-normal	251	Quant.	173	[0.0, 4829.0]	3088.0	34	Score minimum.
trpg-normal	251	Quant.	24	[-14.0, 63477.0]	1497.5	225	Score minimum.
shooting-normal	251	Quant.	37	[0.0, 17830.0]	8300.0	214	Score minimum.
samurai-normal	251	Quant.	100	[0.0, 7079.0]	1130.0	128	Score minimum.
math-normal	251	Quant.	11	[0.0, 7442.0]	4335.0	238	Score minimum.
physical_crayon-0	251	Quant.	51	[0.0, 2619.0]	2409.0	171	Score minimum.
physical_crayon-1	251	Quant.	55	[0.0, 2491.0]	2136.5	173	Score minimum.
physical_crayon-2	251	Quant.	50	[0.0, 2540.0]	1969.5	173	Score minimum.
physical_crayon-3	251	Quant.	50	[0.0, 2641.0]	2196.5	173	Score minimum.
physical_crayon-4	251	Quant.	28	[0.0, 2549.0]	0.0	173	Score minimum.
math-hard	251	Quant.	8	[0.0, 2116.0]	721.0	243	Score minimum.
animal_farm-normal	251	Quant.	79	[0.0, 10809.0]	2250.0	170	Score minimum.
focus-normal	251	Quant.	24	[200.0, 3600.0]	2100.0	215	Score minimum.
puzzle-normal	251	Quant.	34	[-11000.0, 3638.0]	1699.0	216	Score minimum.
physical_crayon-26	251	Quant.	1	[0.0, 0.0]	0.0	244	Score minimum.
physical_crayon-5	251	Quant.	13	[0.0, 2535.0]	0.0	175	Score minimum.
physical_crayon-6	251	Quant.	12	[0.0, 2090.0]	0.0	178	Score minimum.
space_savior-boss_rush	251	Quant.	77	[0.0, 4142.0]	791.0	166	Score minimum.
physical_crayon-7	251	Quant.	10	[0.0, 1759.0]	0.0	195	Score minimum.
physical_crayon-8	251	Quant.	31	[0.0, 2479.0]	2063.0	206	Score minimum.
physical_crayon-9	251	Quant.	5	[0.0, 2163.0]	0.0	206	Score minimum.
physical_crayon-10	251	Quant.	14	[0.0, 2138.0]	0.0	214	Score minimum.
physical_crayon-11	251	Quant.	29	[0.0, 2496.0]	2221.0	216	Score minimum.
physical_crayon-12	251	Quant.	25	[0.0, 2294.0]	1641.0	216	Score minimum.
physical_crayon-13	251	Quant.	7	[0.0, 2505.0]	0.0	218	Score minimum.
physical_crayon-14	251	Quant.	1	[0.0, 0.0]	0.0	220	Score minimum.
physical_crayon-15	251	Quant.	6	[0.0, 2234.0]	0.0	230	Score minimum.
physical_crayon-16	251	Quant.	2	[0.0, 1415.0]	0.0	232	Score minimum.
physical_crayon-17	251	Quant.	7	[0.0, 2293.0]	0.0	235	Score minimum.
physical_crayon-18	251	Quant.	7	[0.0, 1928.0]	0.0	235	Score minimum.

Table 120 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/min.csv : Pour chaque jeu, le score minimum.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
physical_crayon-19	251	Quant.	2	[0.0, 534.0]	0.0	235	Score minimum.
puzzle-hard	251	Quant.	11	[500.0, 2530.0]	1210.0	241	Score minimum.
colored_tower-hard	251	Quant.	16	[58.0, 8031.0]	2459.5	233	Score minimum.
geom-hard	251	Quant.	12	[190.0, 4957.0]	1431.0	240	Score minimum.
physical_crayon-20	251	Quant.	1	[0.0, 0.0]	0.0	241	Score minimum.
geom-easy	251	Quant.	27	[84.0, 1540.0]	999.5	225	Score minimum.
physical_crayon-21	251	Quant.	1	[0.0, 0.0]	0.0	243	Score minimum.
physical_crayon-22	251	Quant.	2	[0.0, 2245.0]	0.0	244	Score minimum.
physical_crayon-23	251	Quant.	2	[0.0, 1581.0]	0.0	244	Score minimum.
physical_crayon-24	251	Quant.	2	[0.0, 2674.0]	0.0	242	Score minimum.
physical_crayon-25	251	Quant.	2	[0.0, 1703.0]	0.0	246	Score minimum.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 121 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/min.csv : Pour chaque jeu, le score minimum.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower-normal	251	Quant.	10	[0.0, 8240.0]	2374.0	237	Score, différence.
floppy-normal	251	Quant.	18	[0.0, 16950.0]	450.0	219	Score, différence.
monster-normal	251	Quant.	7	[0.0, 28432.0]	2886.0	243	Score, différence.
math-easy	251	Quant.	7	[0.0, 35644.0]	1279.0	244	Score, différence.
geom-normal	251	Quant.	6	[0.0, 2717.0]	1063.0	244	Score, différence.
runner-normal	251	Quant.	20	[0.0, 8400.0]	1100.0	222	Score, différence.
tower_def-normal	251	Quant.	7	[1810.0, 8705.0]	4420.0	245	Score, différence.
memory_number-normal	251	Quant.	5	[0.0, 2000.0]	500.0	238	Score, différence.
memory_text-normal	251	Quant.	21	[0.0, 23500.0]	5000.0	213	Score, différence.
memory_space-normal	251	Quant.	25	[0.0, 29800.0]	8300.0	214	Score, différence.
space_savior-normal	251	Quant.	68	[0.0, 5613.0]	577.0	176	Score, différence.
trpg-normal	251	Quant.	14	[0.0, 57824.0]	19452.0	237	Score, différence.
samurai-normal	251	Quant.	71	[0.0, 5903.0]	1639.0	171	Score, différence.
math-normal	251	Quant.	5	[0.0, 5711.0]	1580.0	246	Score, différence.
physical_crayon-0	251	Quant.	25	[0.0, 2608.0]	2401.0	224	Score, différence.
physical_crayon-1	251	Quant.	23	[0.0, 2316.0]	2160.0	228	Score, différence.
physical_crayon-2	251	Quant.	28	[0.0, 2585.0]	2138.0	221	Score, différence.
physical_crayon-3	251	Quant.	24	[20.0, 2550.0]	2333.0	227	Score, différence.
physical_crayon-4	251	Quant.	42	[0.0, 2524.0]	1884.5	201	Score, différence.
animal_farm-normal	251	Quant.	34	[0.0, 12043.0]	2834.5	213	Score, différence.
physical_crayon-26	251	Quant.	4	[0.0, 2134.0]	263.0	244	Score, différence.
physical_crayon-6	251	Quant.	26	[0.0, 2225.0]	0.0	190	Score, différence.
space_savior-boss_rush	251	Quant.	60	[0.0, 8767.0]	2258.5	187	Score, différence.
physical_crayon-7	251	Quant.	20	[0.0, 1764.0]	1115.0	224	Score, différence.
physical_crayon-8	251	Quant.	16	[141.0, 2492.0]	2166.0	236	Score, différence.
physical_crayon-9	251	Quant.	27	[0.0, 2405.0]	2049.0	210	Score, différence.
physical_crayon-10	251	Quant.	22	[0.0, 2134.0]	1802.0	227	Score, différence.
physical_crayon-11	251	Quant.	7	[0.0, 2667.0]	2216.0	244	Score, différence.
physical_crayon-14	251	Quant.	13	[0.0, 1986.0]	0.0	221	Score, différence.
physical_crayon-15	251	Quant.	9	[0.0, 2264.0]	1604.0	238	Score, différence.
physical_crayon-16	251	Quant.	8	[0.0, 1904.0]	1239.0	238	Score, différence.
physical_crayon-18	251	Quant.	10	[0.0, 2278.0]	1931.5	241	Score, différence.
focus-normal	251	Quant.	5	[0.0, 2300.0]	1900.0	245	Score, différence.
physical_crayon-5	251	Quant.	60	[0.0, 2542.0]	2228.0	186	Score, différence.
physical_crayon-12	251	Quant.	10	[0.0, 1933.0]	1761.0	241	Score, différence.
physical_crayon-13	251	Quant.	19	[0.0, 2373.0]	1953.0	224	Score, différence.
physical_crayon-17	251	Quant.	10	[0.0, 2237.0]	1773.0	241	Score, différence.
physical_crayon-19	251	Quant.	7	[0.0, 1098.0]	90.5	241	Score, différence.
physical_crayon-20	251	Quant.	5	[0.0, 1296.0]	581.0	244	Score, différence.
puzzle-normal	251	Quant.	9	[0.0, 3956.0]	1215.0	241	Score, différence.

Table 122 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/progress__1st_less_max.csv : Pour chaque jeu, la différence entre le score maximum et le score minimum.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
shooting-normal	251	Quant.	7	[0.0, 17329.0]	4600.0	244	Score, différence.
colored_tower-hard	251	Quant.	9	[0.0, 3430.0]	1089.0	242	Score, différence.
physical_crayon-21	251	Quant.	6	[0.0, 1680.0]	858.0	244	Score, différence.
physical_crayon-22	251	Quant.	4	[0.0, 2322.0]	2285.0	246	Score, différence.
physical_crayon-23	251	Quant.	6	[1572.0, 1743.0]	1635.0	246	Score, différence.
geom-hard	251	Quant.	4	[534.0, 1926.0]	1462.0	248	Score, différence.
geom-easy	251	Quant.	5	[0.0, 491.0]	243.0	246	Score, différence.
physical_crayon-24	251	Quant.	1	[0.0, 0.0]	0.0	244	Score, différence.
math-hard	251	Quant.	3	[358.0, 1921.0]	1139.5	249	Score, différence.
puzzle-hard	251	Quant.	2	[1323.0, 1323.0]	1323.0	250	Score, différence.
physical_crayon-25	251	Quant.	2	[0.0, 1427.0]	713.5	249	Score, différence.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 123 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/progress__1st_less_max.csv : Pour chaque jeu, la différence entre le score maximum et le score minimum.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower-normal	251	Quant.	15	[0.0, 3720.76]	0.0	208	Écart type.
floppy-normal	251	Quant.	31	[0.0, 2732.71]	344.19	217	Écart type.
monster-normal	251	Quant.	8	[0.0, 20706.7]	0.0	231	Écart type.
math-easy	251	Quant.	8	[0.0, 18169.03]	0.0	222	Écart type.
geom-normal	251	Quant.	8	[0.0, 1358.5]	0.0	233	Écart type.
runner-normal	251	Quant.	26	[0.0, 3088.37]	403.05	222	Écart type.
tower_def-normal	251	Quant.	7	[0.0, 3544.49]	0.0	228	Écart type.
memory_number-normal	251	Quant.	9	[0.0, 1749.29]	0.0	216	Écart type.
memory_text-normal	251	Quant.	36	[0.0, 11418.8]	2328.49	198	Écart type.
memory_space-normal	251	Quant.	35	[0.0, 21000.0]	0.0	39	Écart type.
space_savior-normal	251	Quant.	73	[0.0, 2111.12]	0.0	34	Écart type.
trpg-normal	251	Quant.	15	[0.0, 23546.78]	222.37	225	Écart type.
shooting-normal	251	Quant.	7	[0.0, 8193.93]	0.0	214	Écart type.
samurai-normal	251	Quant.	79	[0.0, 2714.39]	415.98	128	Écart type.
math-normal	251	Quant.	6	[0.0, 2883.89]	0.0	238	Écart type.
physical_crayon-0	251	Quant.	28	[0.0, 1304.0]	0.0	171	Écart type.
physical_crayon-1	251	Quant.	24	[0.0, 1158.0]	0.0	173	Écart type.
physical_crayon-2	251	Quant.	31	[0.0, 1275.97]	0.0	173	Écart type.
physical_crayon-3	251	Quant.	24	[0.0, 1275.0]	0.0	173	Écart type.
physical_crayon-4	251	Quant.	44	[0.0, 1176.15]	501.76	173	Écart type.
math-hard	251	Quant.	3	[0.0, 960.5]	0.0	243	Écart type.
animal_farm-normal	251	Quant.	39	[0.0, 4064.0]	0.0	170	Écart type.
focus-normal	251	Quant.	7	[0.0, 1000.0]	0.0	215	Écart type.
puzzle-normal	251	Quant.	11	[0.0, 5821.24]	0.0	216	Écart type.
physical_crayon-26	251	Quant.	5	[0.0, 922.52]	86.98	244	Écart type.
physical_crayon-5	251	Quant.	62	[0.0, 1260.0]	901.99	175	Écart type.
physical_crayon-6	251	Quant.	26	[0.0, 1099.0]	0.0	178	Écart type.
space_savior-boss_rush	251	Quant.	65	[0.0, 3793.85]	1093.23	166	Écart type.
physical_crayon-7	251	Quant.	21	[0.0, 786.0]	0.0	195	Écart type.
physical_crayon-8	251	Quant.	16	[0.0, 1229.24]	0.0	206	Écart type.
physical_crayon-9	251	Quant.	28	[0.0, 1098.0]	745.36	206	Écart type.
physical_crayon-10	251	Quant.	22	[0.0, 1067.0]	639.2	214	Écart type.
physical_crayon-11	251	Quant.	8	[0.0, 1333.5]	0.0	216	Écart type.
physical_crayon-12	251	Quant.	10	[0.0, 966.5]	0.0	216	Écart type.
physical_crayon-13	251	Quant.	20	[0.0, 1221.51]	630.94	218	Écart type.
physical_crayon-14	251	Quant.	13	[0.0, 912.0]	0.0	220	Écart type.
physical_crayon-15	251	Quant.	10	[0.0, 1075.35]	0.0	230	Écart type.
physical_crayon-16	251	Quant.	8	[0.0, 825.5]	0.0	232	Écart type.
physical_crayon-17	251	Quant.	11	[0.0, 1186.5]	806.34	235	Écart type.
physical_crayon-18	251	Quant.	11	[0.0, 1157.5]	673.61	235	Écart type.

Table 124 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/std.csv : Pour chaque jeu, l'écart type des scores.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
physical_crayon-19	251	Quant.	7	[0.0, 409.2]	0.0	235	Écart type.
puzzle-hard	251	Quant.	2	[0.0, 580.54]	0.0	241	Écart type.
colored_tower-hard	251	Quant.	10	[0.0, 1715.0]	19.0	233	Écart type.
geom-hard	251	Quant.	4	[0.0, 963.0]	0.0	240	Écart type.
physical_crayon-20	251	Quant.	5	[0.0, 648.0]	0.0	241	Écart type.
geom-easy	251	Quant.	6	[0.0, 175.9]	0.0	225	Écart type.
physical_crayon-21	251	Quant.	6	[0.0, 840.0]	339.0	243	Écart type.
physical_crayon-22	251	Quant.	5	[0.0, 1077.16]	535.07	244	Écart type.
physical_crayon-23	251	Quant.	6	[0.0, 827.5]	754.74	244	Écart type.
physical_crayon-24	251	Quant.	1	[0.0, 0.0]	0.0	242	Écart type.
physical_crayon-25	251	Quant.	2	[0.0, 531.81]	0.0	246	Écart type.
AUTRES	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 125 – preprocessed/_SCORES/_scores_simple/std.csv : Pour chaque jeu, l'écart type des scores.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
colored_tower-normal	251	Quant.	43	[466.0, 47988.0]	8849.0	208	Xp total.
floppy-normal	251	Quant.	29	[100.0, 54200.0]	2300.0	217	Xp total.
monster-normal	251	Quant.	21	[1516.0, 145084.0]	6956.0	231	Xp total.
math-easy	251	Quant.	29	[-3.0, 46158.0]	4329.0	222	Xp total.
geom-normal	251	Quant.	19	[593.0, 5679.0]	2346.0	233	Xp total.
runner-normal	251	Quant.	25	[200.0, 238700.0]	3800.0	222	Xp total.
tower_def-normal	251	Quant.	23	[0.0, 34740.0]	3470.0	228	Xp total.
memory_number-normal	251	Quant.	14	[0.0, 11500.0]	4000.0	216	Xp total.
memory_text-normal	251	Quant.	39	[0.0, 68500.0]	17500.0	198	Xp total.
memory_space-normal	251	Quant.	86	[0.0, 134100.0]	28400.0	39	Xp total.
space_savior-normal	251	Quant.	193	[0.0, 80130.0]	3462.0	34	Xp total.
trpg-normal	251	Quant.	26	[0.0, 1055001.0]	23763.0	225	Xp total.
shooting-normal	251	Quant.	38	[1220.0, 144736.0]	9500.0	214	Xp total.
samurai-normal	251	Quant.	121	[0.0, 35837.0]	3429.0	128	Xp total.
math-normal	251	Quant.	14	[1580.0, 25746.0]	4975.0	238	Xp total.
physical_crayon-0	251	Quant.	74	[0.0, 19806.0]	2504.0	171	Xp total.
physical_crayon-1	251	Quant.	74	[1593.0, 9269.0]	2199.0	173	Xp total.
physical_crayon-2	251	Quant.	78	[1760.0, 14131.0]	2185.0	173	Xp total.
physical_crayon-3	251	Quant.	70	[1533.0, 7366.0]	2256.5	173	Xp total.
physical_crayon-4	251	Quant.	67	[0.0, 6582.0]	1942.0	173	Xp total.
math-hard	251	Quant.	8	[0.0, 4590.0]	1256.0	243	Xp total.
animal_farm-normal	251	Quant.	82	[710.0, 220180.0]	4909.0	170	Xp total.
focus-normal	251	Quant.	22	[300.0, 10900.0]	2300.0	215	Xp total.
puzzle-normal	251	Quant.	36	[-8379.0, 20238.0]	1897.0	216	Xp total.
physical_crayon-26	251	Quant.	4	[0.0, 4078.0]	263.0	244	Xp total.
physical_crayon-5	251	Quant.	70	[0.0, 7599.0]	2234.0	175	Xp total.
physical_crayon-6	251	Quant.	36	[0.0, 6532.0]	0.0	178	Xp total.
space_savior-boss_rush	251	Quant.	86	[111.0, 89146.0]	6603.0	166	Xp total.
physical_crayon-7	251	Quant.	29	[0.0, 5754.0]	1016.0	195	Xp total.
physical_crayon-8	251	Quant.	44	[1756.0, 9389.0]	2183.0	206	Xp total.
physical_crayon-9	251	Quant.	31	[0.0, 2405.0]	2075.0	206	Xp total.
physical_crayon-10	251	Quant.	35	[0.0, 4194.0]	1798.0	214	Xp total.
physical_crayon-11	251	Quant.	35	[1850.0, 4906.0]	2260.0	216	Xp total.
physical_crayon-12	251	Quant.	33	[0.0, 2294.0]	1751.0	216	Xp total.
physical_crayon-13	251	Quant.	26	[0.0, 4885.0]	2014.0	218	Xp total.
physical_crayon-14	251	Quant.	13	[0.0, 5814.0]	0.0	220	Xp total.
physical_crayon-15	251	Quant.	15	[0.0, 4288.0]	1604.0	230	Xp total.
physical_crayon-16	251	Quant.	9	[0.0, 1904.0]	0.0	232	Xp total.
physical_crayon-17	251	Quant.	17	[1634.0, 2373.0]	1798.0	235	Xp total.
physical_crayon-18	251	Quant.	17	[1400.0, 4247.0]	1913.0	235	Xp total.

Table 126 – preprocessed/_SCORES/_scores.simple/xp.csv : Pour chaque jeu, l'xp (points) total engendré.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
physical_crayon-19	251	Quant.	8	[0.0, 1098.0]	0.0	235	Xp total.
puzzle-hard	251	Quant.	11	[500.0, 10026.0]	1210.0	241	Xp total.
colored_tower-hard	251	Quant.	19	[58.0, 18273.0]	4013.5	233	Xp total.
geom-hard	251	Quant.	12	[1102.0, 4957.0]	1842.0	240	Xp total.
physical_crayon-20	251	Quant.	5	[0.0, 1296.0]	0.0	241	Xp total.
geom-easy	251	Quant.	27	[84.0, 4152.0]	1057.0	225	Xp total.
physical_crayon-21	251	Quant.	6	[0.0, 1680.0]	678.0	243	Xp total.
physical_crayon-22	251	Quant.	5	[0.0, 2322.0]	2245.0	244	Xp total.
physical_crayon-23	251	Quant.	7	[0.0, 1743.0]	1581.0	244	Xp total.
physical_crayon-24	251	Quant.	2	[0.0, 2674.0]	0.0	242	Xp total.
physical_crayon-25	251	Quant.	3	[0.0, 1703.0]	0.0	246	Xp total.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 127 – preprocessed/_SCORES/_scores.simple/xp.csv : Pour chaque jeu, l'xp (points) total engendré.

J.23 Domaines : réponses sur les domaines métiers

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	98	Quant.	98	[1.0, 419.0]	274.0	0	Id de l'utilisateur.
A	98	Quant.	4	[1.0, 11.0]	1.0	8	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 13

Table 128 – preprocessed/_TARGETS/doms/focus.csv : Perte de focus pour chaque domaine.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	98	Quant.	98	[1.0, 419.0]	274.0	0	Id de l'utilisateur.
A	98	Quant.	7	[0.0, 15.0]	2.0	0	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 13

Table 129 – preprocessed/_TARGETS/doms/hesitations.csv : Nombre de modifications (hésitation dans le vote) par domaines.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
mean_focus	98	Quant.	98	[0.13, 28.87]	19.17	0	Nb. moyen de perte de focus.
mean_hesitation	98	Quant.	87	[0.67, 30.27]	19.6	0	Nb. moyen de perte de focus.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 130 – preprocessed/_TARGETS/doms/others.csv : Informations simplifiées.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	98	Quant.	98	[1.0, 419.0]	274.0	0	Id de l'utilisateur.
A	98	Quant.	6	[-1.0, 5.0]	3.0	0	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 13

Table 131 – preprocessed/_TARGETS/doms/table_results.csv : Votes des utilisateurs pour chaque domaine.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	98	Quant.	98	[1.0, 419.0]	274.0	0	Id de l'utilisateur.
A	98	Quant.	96	[2182.0, 57773.0]	7234.5	0	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 13

Table 132 – preprocessed/_TARGETS/doms/table_time.csv : Temps de votes des utilisateurs pour chaque domaines.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
total_time	98	Quant.	98	[4803.0, 196192.0]	45826.0	0	Temps de réponse.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 133 – preprocessed/_TARGETS/doms/total_time.csv : Temps total pour répondre à la totalité.

J.24 Sous-domaines : réponses sur les sous-domaines métiers

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	55	Quant.	55	[25.0, 415.0]	294.0	0	Id de l'utilisateur.
A11	55	Quant.	5	[1.0, 7.0]	1.0	9	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 109

Table 134 – preprocessed/_TARGETS/subdoms/focus.csv : Perte de focus pour chaque sous-domaine.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	55	Quant.	55	[25.0, 415.0]	294.0	0	Id de l'utilisateur.
A11	55	Quant.	5	[0.0, 4.0]	2.0	9	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 109

Table 135 – preprocessed/_TARGETS/subdoms/hesitations.csv : Nombre de modifications (hésitation dans le vote) par sous-domaine.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
mean_focus	55	Quant.	55	[1.27, 39.2]	4.5	0	Nb. moyen de perte de focus.
mean_hesitation	55	Quant.	54	[1.22, 39.8]	5.11	0	Nb. moyen de perte de focus.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 136 – preprocessed/_TARGETS/subdoms/others.csv : Informations simplifiées.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	55	Quant.	55	[25.0, 415.0]	294.0	0	Id de l'utilisateur.
A11	55	Quant.	4	[1.0, 3.0]	2.0	9	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 109

Table 137 – preprocessed/_TARGETS/subdoms/table_results.csv : Votes des utilisateurs pour chaque sous-domaine.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	55	Quant.	55	[25.0, 415.0]	294.0	0	Id de l'utilisateur.
A11	55	Quant.	47	[1075.0, 32299.0]	3903.0	9	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 109

Table 138 – preprocessed/_TARGETS/subdoms/table_time.csv : Temps de votes des utilisateurs pour chaque sous-domaine.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
total_time	55	Quant.	55	[17104.0, 43444253.0]	253578.0	0	Temps de réponse.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 139 – preprocessed/_TARGETS/subdoms/total_time.csv : Temps total pour répondre à la totalité.

J.25 Métiers : réponses sur les métiers

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	39	Quant.	39	[2.0, 415.0]	229.0	0	Id de l'utilisateur.
10	39	Quant.	4	[1.0, 3.0]	1.0	33	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 480

Table 140 – preprocessed/_TARGETS/jobs/focus.csv : Perte de focus pour chaque métier.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	39	Quant.	39	[2.0, 415.0]	229.0	0	Id de l'utilisateur.
10	39	Quant.	4	[2.0, 4.0]	2.0	33	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 484

Table 141 – preprocessed/_TARGETS/jobs/hesitations.csv : Nombre de modifications (hésitation dans le vote) par métier.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
mean_focus	39	Quant.	39	[0.1, 185.0]	10.0	0	Nb. moyen de perte de focus.
mean_hesitation	39	Quant.	39	[1.19, 187.5]	7.68	0	Nb. moyen de perte de focus.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 142 – preprocessed/_TARGETS/jobs/others.csv : Informations simplifiées.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	39	Quant.	39	[2.0, 415.0]	229.0	0	Id de l'utilisateur.
10	39	Quant.	3	[1.0, 2.0]	1.5	33	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 488

Table 143 – preprocessed/_TARGETS/jobs/table_results.csv : Votes des utilisateurs pour chaque métier.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	39	Quant.	39	[2.0, 415.0]	229.0	0	Id de l'utilisateur.
10	39	Quant.	7	[5296.0, 29359.0]	9221.5	33	Exemple.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 488

Table 144 – preprocessed/_TARGETS/jobs/table_time.csv : Temps de votes des utilisateurs pour chaque métier.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
total_time	39	Quant.	39	[4870.0, 1528488.0]	251218.0	0	Temps de réponse.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 145 – preprocessed/_TARGETS/jobs/total_time.csv : Temps total pour répondre à la totalité.

J.26 Questions : big five

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
O	177	Quant.	33	[0.23, 0.98]	0.71	0	Résultat pour...
C	177	Quant.	32	[0.21, 0.92]	0.56	0	Résultat pour...
E	177	Quant.	39	[0.1, 0.9]	0.5	0	Résultat pour...
A	177	Quant.	35	[0.23, 0.96]	0.67	0	Résultat pour...
N	177	Quant.	45	[0.02, 0.96]	0.48	0	Résultat pour...
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 146 – preprocessed/_TARGETS/questions/bfi/ocean.csv : Résultat de l'utilisateur pour les traits du Big Five.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
totalMoves	177	Quant.	82	[2, 193]	122.0	0	Nombre d'actions sur l'échelle.
count	177	Quant.	1	[60, 60]	60.0	0	Nombre de réponses.
all_times_mean	177	Quant.	177	[350.17, 115961.57]	4311.97	0	Temps réponse moyen.
all_times_std	177	Quant.	177	[486.12, 707146.69]	2149.16	0	Écart type des temps.
all_res_mean	177	Quant.	46	[2.77, 3.8]	3.18	0	Réponse moyenne.
all_res_std	177	Quant.	154	[0.0, 1.79]	1.25	0	Écart type des réponses.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 2

Table 147 – preprocessed/_TARGETS/questions/bfi/protect.csv : Éléments permettant de détecter les votes à exclure.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
216	190	Quant.	5	[1, 5]	3.0	0	Exemple.
user_id	190	Quant.	190	[1, 422]	251.5	0	Id de l'utilisateur.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 59

Table 148 – preprocessed/_TARGETS/questions/bfi/question_table.csv : Réponses de l'utilisateur pour chaque question.

J.27 Questions : “I don’t fit into a single type”

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
Action	82	Quant.	26	[0.2, 0.95]	0.57	0	Résultat pour...
Social	82	Quant.	31	[0.12, 0.95]	0.59	0	Résultat pour...
Objectif	82	Quant.	25	[0.25, 0.95]	0.52	0	Résultat pour...
Immersion	82	Quant.	24	[0.22, 1.0]	0.77	0	Résultat pour...
Esthétique	82	Quant.	25	[0.2, 0.92]	0.65	0	Résultat pour...
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 149 – preprocessed/_TARGETS/questions/dontfit/computed.csv : Résultat de l’utilisateur pour les traits du *IDFIAS*T.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
totalMoves	82	Quant.	54	[1, 155]	97.5	0	Nombre d’actions sur l’échelle.
count	82	Quant.	1	[50, 50]	50.0	0	Nombre de réponses.
all_times_mean	82	Quant.	82	[296.54, 52063.74]	4374.41	0	Temps réponse moyen.
all_times_std	82	Quant.	82	[328.83, 319437.73]	2039.88	0	Écart type des temps.
all_res_mean	82	Quant.	45	[2.36, 3.94]	3.32	0	Réponse moyenne.
all_res_std	82	Quant.	80	[0.0, 1.68]	1.19	0	Écart type des réponses.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 4

Table 150 – preprocessed/_TARGETS/questions/dontfit/protect.csv : Éléments permettant de détecter les votes à exclure.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
476	82	Quant.	5	[1.0, 5.0]	3.0	0	Exemple.
user_id	82	Quant.	82	[1, 419]	230.0	0	Id de l’utilisateur.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 49

Table 151 – preprocessed/_TARGETS/questions/dontfit/question_table.csv : Réponses de l’utilisateur pour chaque question.

J.28 Questions : DS36

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
AD	63	Quant.	27	[0.1, 0.85]	0.43	0	Résultat pour...
HD	63	Quant.	32	[0.25, 0.82]	0.54	0	Résultat pour...
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 152 – preprocessed/_TARGETS/questions/DS36/computed.csv : Résultat de l'utilisateur pour les traits du DS36.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
totalMoves	63	Quant.	36	[0, 112]	68.0	0	Nombre d'actions sur l'échelle.
count	63	Quant.	1	[36, 36]	36.0	0	Nombre de réponses.
all_times_mean	63	Quant.	63	[354.53, 10207.97]	4177.03	0	Temps réponse moyen.
all_times_std	63	Quant.	63	[284.15, 14782.93]	1903.81	0	Écart type des temps.
all_res_mean	63	Quant.	30	[2.72, 3.92]	3.39	0	Réponse moyenne.
all_res_std	63	Quant.	58	[0.0, 1.77]	1.11	0	Écart type des réponses.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 4

Table 153 – preprocessed/_TARGETS/questions/DS36/protect.csv : Éléments permettant de détecter les votes à exclure.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
169	64	Quant.	5	[1.0, 5.0]	4.0	0	Exemple.
user_id	64	Quant.	64	[1, 419]	228.5	0	Id de l'utilisateur.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 35

Table 154 – preprocessed/_TARGETS/questions/DS36/question_table.csv : Réponses de l'utilisateur pour chaque question.

J.29 Questions : *HEXAD*

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
Philanthropist	69	Quant.	10	[0.44, 1.0]	0.75	0	Résultat pour...
Player	69	Quant.	13	[0.19, 1.0]	0.62	0	Résultat pour...
Socialiser	69	Quant.	15	[0.0, 1.0]	0.5	0	Résultat pour...
Free Spirit	69	Quant.	10	[0.19, 1.0]	0.75	0	Résultat pour...
Achiever	69	Quant.	14	[0.19, 1.0]	0.69	0	Résultat pour...
Disruptor	69	Quant.	15	[0.06, 0.94]	0.5	0	Résultat pour...
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 155 – preprocessed/_TARGETS/questions/hexad-24/computed.csv : Résultat de l'utilisateur pour les traits de *HEXAD*.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
totalMoves	69	Quant.	34	[0, 72]	46.0	0	Nombre d'actions sur l'échelle.
count	69	Quant.	1	[24, 24]	24.0	0	Nombre de réponses.
all_times_mean	69	Quant.	69	[237.54, 26539.92]	4009.38	0	Temps réponse moyen.
all_times_std	69	Quant.	69	[275.31, 41595.29]	1596.27	0	Écart type des temps.
all_res_mean	69	Quant.	33	[2.0, 4.42]	3.58	0	Réponse moyenne.
all_res_std	69	Quant.	55	[0.0, 1.53]	1.0	0	Écart type des réponses.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 4

Table 156 – preprocessed/_TARGETS/questions/hexad-24/protect.csv : Éléments permettant de détecter les votes à exclure.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
199	69	Quant.	4	[1, 5]	4.0	0	Exemple.
user_id	69	Quant.	69	[1, 415]	235.0	0	Id de l'utilisateur.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 23

Table 157 – preprocessed/_TARGETS/questions/hexad-24/question_table.csv : Réponses de l'utilisateur pour chaque question.

J.30 Questions : résultats simplifiés

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	203	Quant.	203	[1, 422]	239.0	0	Id de l'utilisateur.
DS36-AD	203	Quant.	28	[0.1, 0.85]	0.43	140	Exemple.
HEXAD-24-Philanthropist	203	Quant.	11	[0.44, 1.0]	0.75	134	Exemple.
COPE-Planification	203	Quant.	8	[0.25, 1.0]	0.81	181	Exemple.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 97							

Table 158 – preprocessed/_TARGETS/questions/computed/all_computed.csv : Tous les résultats des questionnaires.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	203	Quant.	203	[1, 422]	239.0	0	Id de l'utilisateur.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 15							

Table 159 – preprocessed/_TARGETS/questions/computed/BFI2.csv : Résultats pour les sous traits du Big Five.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	203	Quant.	203	[1, 422]	239.0	0	Id de l'utilisateur.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 14							

Table 160 – preprocessed/_TARGETS/questions/computed/COPE.csv : Résultats pour COPE.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	203	Quant.	203	[1, 422]	239.0	0	Id de l'utilisateur.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 5							

Table 161 – preprocessed/_TARGETS/questions/computed/DontFit.csv : Résultats pour *IDFIAS*T.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	203	Quant.	203	[1, 422]	239.0	0	Id de l'utilisateur.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 1							

Table 162 – preprocessed/_TARGETS/questions/computed/GSE.csv : Résultats pour GSE.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	203	Quant.	203	[1, 422]	239.0	0	Id de l'utilisateur.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 25							

Table 163 – preprocessed/_TARGETS/questions/computed/HEXACO-100.csv : Résultats pour HEXACO-100.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	203	Quant.	203	[1, 422]	239.0	0	Id de l'utilisateur.
--AUTRES--	-	-	-	-	-	-	-
Nb autres lignes = 6							

Table 164 – preprocessed/_TARGETS/questions/computed/HEXAD-24.csv : Résultats pour HEXAD-24.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	203	Quant.	203	[1, 422]	239.0	0	Id de l'utilisateur.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 30

Table 165 – preprocessed/_TARGETS/questions/computed/IPIP-NEO-120.csv : Résultats pour IPIP-NEO-120.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	203	Quant.	203	[1, 422]	239.0	0	Id de l'utilisateur.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 166 – preprocessed/_TARGETS/questions/computed/RSES.csv : Résultats pour RSES.

Nom	Nb.	Type	Unique	Intervalle	Median	Null	Description
user_id	203	Quant.	203	[1, 422]	239.0	0	Id de l'utilisateur.
__AUTRES__	-	-	-	-	-	-	-

Nb autres lignes = 1

Table 167 – preprocessed/_TARGETS/questions/computed/SHY.csv : Résultats pour PSS.

J.31 Les fichiers de séquences

- **npcs_all.json** : tous les PNJ, items et secrets avec lesquels le joueur a interagi.
- **npcs_order_main_only_number.json** : les PNJ principaux parlés, sous forme numérique.
- **npcs_order_main.json** : les PNJ principaux parlés, sous forme textuelle.
- **npcs_order.json** : tous les PNJ parlés, sous forme textuelle.
- **pagesVieweds__avatars.json** : pages et actions relatives aux avatars.
- **pagesVieweds__buying.json** : pages et actions relatives aux achats.
- **pagesVieweds__concours.json** : pages et actions relatives aux concours.
- **pagesVieweds__hub_moves.json** : déplacements dans le hub et PNJ parlés.
- **pagesVieweds__leaderboard.json** : pages et actions relatives aux learderboard et aux jeux.
- **pagesVieweds__messages+secrets.json** : pages et actions relatives aux secrets et aux messages.
- **pagesVieweds__pages_only.json** : pages vues.
- **pagesVieweds__pages&allUsable.json** : toutes les actions possibles.
- **pagesVieweds__pages&switch.json** : pages vues et éléments de le page.
- **pagesVieweds__pages&switch.json** : pages et actions relatives aux avatars.
- **secrets&switch.json** : secrets trouvés.
- **teleports_stones_finded.json** : pierres de téléportations trouvées.
- **teleports.json** : téléportations effectuées.
- **traps.json** : pièges dans lesquels le joueur est tombé.

Résumé

L'objectif de la thèse est de réaliser un système de recommandation, capable de prédire en temps réel une orientation métier à partir de positionnements métiers issus d'adolescents. Un objectif subsidiaire visera à analyser les relations entre modèles psychologiques, typologies de joueur et attraits métier en vue d'aider à ladite proposition métier. N'existant à ce jour aucun jeu de données ouvert ou de littérature avec toutes les relations nécessaires, un Serious Game a été créé pour la collecte de ces dernières. Un ensemble d'éléments a été mis en place pour limiter tous types de biais, tels que des tests de désirabilité sociale ou l'utilisation de méthodes de captation adéquates. Les techniques de filtres collaboratifs ont fait leurs preuves dans le cas des systèmes de recommandations, avec depuis quelque temps l'émergence de modèles basés sur des architectures de réseaux de neurones multimodaux. Ces architectures ont l'avantage de permettre l'inclusion de données exogènes, informations qui se trouvent être particulièrement utiles dans le cas d'orientation professionnelle. Ce travail de recherche pourra ouvrir la voie à de nouveaux travaux, car à ce jour aucune publication ne s'est autant concentrée sur l'utilisation des systèmes de recommandations dans le cadre de l'orientation.

Dynamic learning of player's profiles and links between players - activity area - jobs

The objective of the thesis is to create a recommender system, capable of predicting in real time a career orientation from jobs positionings from teenagers. A subsidiary objective will aim to analyze the relationships between psychological models, player typology and professional attractions in order to help with the said professional proposal. As there is currently no open data set or literature with all the necessary relationships, a Serious Game has been created to collect them. A set of elements has been put in place to limit all types of bias, such as social desirability tests or the use of appropriate captures methods. Collaborative filter techniques have proven their worth in the case of recommender systems, with a recent emergence of models based on multimodal neural network architectures. These architectures have the advantage of allowing the inclusion of exogenous data, information which is particularly useful in the case of career guidance. This research work could lead the way for new work, because, to date, no publication has focused so much on the use of recommender systems in the context of jobs orientation.

Mots clés : Classification active, Jeux vidéo, Orientation professionnelle, Personnalité, Profil de joueur, Apprentissage machine, Système de recommandation.

Keywords : Real time classification, Video games, Carreer orientation, Personality, Player profiling, Machine learning, Recommender system.