



HAL
open science

Personnalisation de l'apprentissage dans un environnement en ligne par recommandation de ressources pédagogiques à l'aide d'une approche de filtrage hybride dans un contexte d'enseignement supérieur au Maroc

Mohammed Baidada

► **To cite this version:**

Mohammed Baidada. Personnalisation de l'apprentissage dans un environnement en ligne par recommandation de ressources pédagogiques à l'aide d'une approche de filtrage hybride dans un contexte d'enseignement supérieur au Maroc. Education. Université de Bretagne Sud, 2020. Français. NNT : 2020LORIS582 . tel-03402334

HAL Id: tel-03402334

<https://theses.hal.science/tel-03402334>

Submitted on 25 Oct 2021

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 DE

L'UNIVERSITE BRETAGNE SUD

ÉCOLE DOCTORALE N° 601

*Mathématiques et Sciences et Technologies
de l'Information et de la Communication*

Spécialité : Informatique

Par

Mohammed BAIDADA

**Personnalisation de l'apprentissage dans un environnement en ligne
par recommandation de ressources pédagogiques à l'aide d'une
approche de filtrage hybride dans un contexte d'enseignement
supérieur au Maroc**

Thèse présentée et soutenue à Vannes, le 15 décembre 2020

Unité de recherche : Lab-STICC, Vannes, FRANCE

Thèse N° : 582

Rapporteurs avant soutenance :

Philippe TRIGANO Professeur des Universités, Université de Technologie de Compiègne, France
El Houssine LABRIJI Professeur des Universités, Université Hassan II, Casablanca, Maroc

Composition du Jury :

Président	: Philippe TRIGANO	Professeur des Universités, Université de Technologie de Compiègne, France
Examineurs	: Hanaa HACHIMI	Maître de conférences, Université Sultan Moulay Slimane, Beni Mellal, Maroc
	: Jean-Marie GILLIOT	Maître de conférences IMT Atlantique, Brest, France
Dir. de thèse	: Franck POIRIER	Professeur des universités, Université Bretagne Sud, France
Co-dir. de thèse	: Khalifa MANSOURI	Professeur des universités, Université Hassan II de Casablanca, Maroc

Titre : Personnalisation de l'apprentissage dans un environnement en ligne par recommandation de ressources pédagogiques à l'aide d'une approche de filtrage hybride dans un contexte d'enseignement supérieur au Maroc

Mots clés : apprentissage en ligne, personnalisation, systèmes de recommandation, filtrage hybride, ressources pédagogiques

Résumé : L'évolution des technologies de l'information a impacté le domaine de l'éducation par l'introduction de l'usage du numérique dans les processus pédagogiques qui permet d'assister et, en particulier, de personnaliser l'apprentissage. De nombreuses recherches ont été menées sur la personnalisation et l'utilisation des systèmes de recommandation en reprenant certaines approches appliquées dans le commerce en ligne.

Notre travail de recherche s'inscrit dans ce contexte et vise à tester l'impact de l'hybridation des approches de recommandation en combinant le filtrage à base de contenu et de filtrage collaboratif. Ces deux méthodes s'appuient respectivement sur des caractéristiques individuelles et sociales de l'apprenant..

Les résultats globalement probants de notre étude et des deux expériences qui l'ont accompagnées, ont permis de proposer plusieurs recommandations et un scénario d'application sous forme d'une démarche basée sur un mode d'apprentissage mixte associant le mode présentiel et distanciel. Cette démarche assure une personnalisation de l'apprentissage grâce à la mise en place d'une architecture en couches : services, recommandations et données.

Les différentes recommandations ont été contextualisées dans le domaine de l'enseignement supérieur en général, et particulièrement dans le système d'enseignement marocain privé et public. L'expérimentation portant sur l'intérêt des systèmes hybrides de recommandation dans l'enseignement en ligne s'est déroulée dans le contexte sanitaire de la COVID-19.

Title: Personalization learning in an online environment by recommending learning resources using a hybrid filtering approach in a higher education context in Morocco

Keywords : online learning, personalization, recommendation systems, hybrid filtering, educational resources

Abstract: The evolution of information technologies has impacted the field of education through the introduction of the use of digital technology in educational processes which makes it possible to assist and, in particular, to personalize learning. Much research has been carried out on the personalization and use of recommendation systems by taking up certain approaches applied in online commerce.

Our research work falls within this context and aims to test the impact of hybridizing recommendation approaches by combining content-based filtering and collaborative filtering. These two methods are based respectively on the individual and social characteristics of the learner.

The globally convincing results of our study and of the two experiments that accompanied it, allowed us to propose several recommendations and an application scenario in the form of an approach based on a blended learning mode combining face-to-face and distance learning. This approach ensures personalization of learning through the implementation of a layered architecture: services, recommendations and data.

The various recommendations have been contextualized in the field of higher education in general, and particularly in the Moroccan private and public education system. The experiment on the interest of hybrid recommendation systems in online education took place in the health context of COVID-19.

Table des matières

<i>Liste des tableaux</i>	10
<i>Liste des figures</i>	12
<i>Liste des sigles et acronymes</i>	14
<i>Résumé</i>	15
<i>Abstract</i>	16
<i>Remerciements</i>	17
<i>Dédicaces</i>	18
<i>Liste des publications</i>	19
<i>Introduction générale</i>	20
1. Introduction	21
2. Contexte et position du problème	22
3. Questions de recherche	24
4. Contributions de la thèse	25
5. Structure du mémoire de la thèse	25
Chapitre 1 : État de l'art sur la personnalisation dans les EIAH et les systèmes de recommandation	28
Introduction	29
1.1. Personnalisation de l'apprentissage dans les EIAH	29
1.1.1. Environnements informatiques pour l'apprentissage humain	29
1.1.2. Personnalisation dans les EIAH	30
1.1.3. Travaux de recherche pour la personnalisation dans les EIAH	32
1.1.3.1. Les systèmes hypermédiés	32
1.1.3.2. Les systèmes de tutorat intelligents	33
1.1.4. État des lieux en France	33
1.1.5. État des lieux au Maroc	34
1.2. Systèmes de recommandation	36
1.2.1. Un peu d'histoire.....	36
1.2.2. Définition d'un SR	37
1.2.3. Objectifs des SR.....	37
1.2.4. Comparaison des SR avec les systèmes de recherche d'information classiques.....	38
1.2.5. Classification des SR	38
1.2.6. Travaux et applications sur les SR	40

1.3. Systèmes de recommandation dans les EIAH	41
1.3.1. Travaux sur les systèmes de recommandation dans les EIAH	41
1.3.2. Approches de recommandation dans les EIAH.....	43
1.3.2.1. Approche de recommandation individuelle	43
1.3.2.2. Approche de recommandation sociale	44
1.4. Évaluation des systèmes de recommandation	46
1.4.1. Contexte d'évaluation	46
1.4.2. Types d'expérimentations	46
1.4.2.1. Expérimentation hors ligne (Offline test)	46
1.4.2.2. Expérimentation sur un échantillon d'utilisateurs (User study).....	47
1.4.2.3. Expérimentation en ligne (Online test)	47
1.4.3. Critères d'évaluation d'un SR.....	47
1.4.4. Mesures utilisées pour l'évaluation d'un SR	48
1.4.4.1. Précision (Precision)	50
1.4.4.2. Rappel (Recall)	50
1.4.4.3. F-mesure (F-measure)	50
Synthèse.....	51
Chapitre 2 : Hybridation des méthodes de filtrage pour l'amélioration des recommandations.....	52
Introduction.....	53
2.1. Les méthodes de filtrage	53
2.1.1. Généralités sur les méthodes de filtrage	53
2.1.1.1. Éléments de base des systèmes de filtrage	53
2.1.1.2. Les notations utilisées par les méthodes de filtrage	55
2.1.1.3. Profil de l'apprenant.....	56
2.1.1.4. Métadonnées des objets d'apprentissage	57
2.1.2. Classification des différentes méthodes de filtrage.....	58
2.1.2.1. Filtrage à base de contenu (Content-based filtering).....	59
2.1.2.2. Filtrage collaboratif (Collaborative filtering)	60
2.1.2.3. Filtrage à base de modèle (model-based filtering).....	61
2.1.2.4. Filtrage à base de mémoire (memory-based filtering).....	61
2.1.3 Limites des méthodes de filtrage	62
2.2. Hybridation des méthodes de filtrage	63
2.2.1. Intérêt de l'hybridation	63
2.2.2. Les différents types d'hybridation.....	64
2.3. Présentation de notre contribution	65
2.3.1. Contexte général et motivation	65
2.3.2. Notre contribution	66
2.3.3. Schéma global de l'approche	67
2.3.3.1. Modules de filtrage	68

2.3.3.2. Traces système	68
2.3.3.3. Base de données des ressources pédagogiques	69
2.3.3.4. Module d'échange social	69
2.4. Description des méthodes de calcul de filtrage utilisées	69
2.4.1. Métadonnées choisies	69
2.4.2. Choix de la méthode de mesure de distance	70
2.4.3. Méthode de calcul des recommandations pour le filtrage à base de contenu	71
2.4.4. Méthode de calcul des recommandations pour le filtrage collaboratif	73
2.4.5. Méthode de calcul des recommandations hybrides	75
Synthèse	75
Chapitre 3 : Première étude - Comparaison entre les méthodes de filtrage avec une évaluation binaire.....	76
Introduction.....	77
3.1. Objectifs de l'étude	77
3.2. Conception de l'étude et protocole de l'expérience	78
3.2.1. Choix du type de l'expérience	78
3.2.2. Recueil de données	79
3.2.3. Choix des établissements et des participants	80
3.2.4. Choix des cours	81
3.2.5. Période de l'expérience	81
3.2.6. Répartition des groupes	81
3.3. Développement d'une plateforme pour l'expérience	82
3.3.1. Choix de la plateforme	82
3.3.2. Le plugin SocialWall.....	83
3.3.3. Description technique	83
3.3.4. Description fonctionnelle	84
3.3.5. Description conceptuelle	86
3.3.5.1. Diagramme des cas d'utilisation.....	86
3.3.5.2. Modèle physique.....	87
3.4. Méthodologie et outils d'analyse.....	88
3.4.1. Méthodologie	88
3.4.2. Outils d'analyse.....	89
3.4.2.1. Analyse de la variance (ANOVA).....	89
3.4.2.2. Test de Student (Student t-test).....	90
3.5. Analyse quantitative et interprétation des résultats.....	90
3.5.1. ANOVA1 pour les deux établissements groupés (public et privé)	91

3.5.2. ANOVA1 pour l'établissement public	92
3.5.3. ANOVA1 pour l'établissement privé.....	93
3.5.4. Test de Student entre les deux établissements.....	94
3.5.5. Interprétation des résultats et discussion.....	95
Synthèse.....	97
Chapitre 4 : Deuxième étude - Reconduction de l'expérience avec extensions.....	98
Introduction.....	99
4.1. Objectifs et extensions de l'expérience.....	99
4.2. Conception de l'étude et protocole de l'expérience	100
4.2.1. Recueil de données	100
4.2.2. Choix des établissements et des participants	101
4.2.3. Choix des cours	102
4.2.4. Période de l'expérience	102
4.2.5. Répartition des groupes	102
4.3. Amélioration de la plateforme de l'expérience.....	103
4.3.1. Changement du mode d'évaluation des ressources pédagogiques	103
4.3.2. Recherche des ressources pédagogiques externes.....	104
4.3.3. Description conceptuelle	107
4.3.3.1. Diagramme des cas d'utilisation.....	107
4.3.3.2. Modèle physique.....	108
4.4. Analyse quantitative	108
4.4.1. ANOVA1 pour les deux établissements groupés (public et privé)	109
4.4.2. ANOVA1 pour l'établissement public	110
4.4.3. ANOVA1 pour l'établissement privé.....	111
4.4.4. Test de Student entre les deux établissements.....	111
4.5. Analyse qualitative.....	112
4.5.1. Conception du questionnaire.....	112
4.5.2. Résultats du questionnaire	113
4.6. Interprétation des résultats.....	118
4.6.1. Interprétation des résultats de l'analyse quantitative.....	118
4.6.2. Interprétation des résultats de l'analyse qualitative	118
Synthèse.....	119
Chapitre 5 : Synthèse des résultats des expériences et recommandations	120
Introduction.....	121

5.1. Discussion et comparaison des résultats des deux expériences	121
5.1.1. Difficultés rencontrées	121
5.1.1.1. Problème d'effectif	121
5.1.1.2. Engagement des participants	122
5.1.1.3. Mise en place de la plateforme	122
5.1.2. Comparaison des résultats des deux expériences	123
5.1.2.1. Impact de la variable "groupe" sur les trois indicateurs – cas des deux établissements groupés	123
5.1.2.2. Impact de la variable "groupe" sur les trois indicateurs – cas de l'établissement public	125
5.1.2.3. Impact de la variable "groupe" sur les trois indicateurs – cas de l'établissement privé	126
5.1.2.4. Impact de la variable "établissement" sur les trois indicateurs	127
5.2. Synthèse des résultats des deux expériences	128
5.2.1. Rappels des objectifs	128
5.2.2. Application de l'approche hybride	129
5.2.3. Comparaison privé/public	129
5.2.4. Impact du mode d'évaluation	130
5.2.5. Retour sur l'extension du moteur de recherche externe	130
5.2.6. Utilisation de la plateforme	131
5.2.7. Constats sur les préférences des apprenants	132
5.3. Recommandations	133
5.3.1. Les systèmes de recommandation comme outil de personnalisation	133
5.3.2. L'hybridation pour améliorer la pertinence des recommandations	133
5.3.3. Encourager l'utilisation des environnements d'apprentissage en ligne	134
5.3.4. Créer les espaces d'échange entre les apprenants	134
Synthèse	135
Chapitre 6 : Scénarisation et application des approches proposées	136
Introduction	137
6.1. Rappel des résultats utilisables de la thèse	137
6.1.1. Prise en compte des dimensions individuelle et sociale pour mieux recommander	137
6.1.2. Utilisation des SR comme outil pour personnaliser l'apprentissage	138
6.1.3. Intégration des échanges au sein d'un groupe dans un environnement d'apprentissage en ligne	138
6.1.4. Utilisation des plateformes d'apprentissage en ligne en mode mixte avec l'apprentissage en présentiel	138
6.2. Scénario d'application des approches proposées dans un contexte d'apprentissage	139
6.2.1. Couche services	140
6.2.2. Couche recommandations	141
6.2.3. Couche données	141

6.3. Projection dans le contexte d'enseignement supérieur au Maroc	142
6.3.1. Utilisation des résultats de l'étude dans le secteur privé au Maroc	142
6.3.1.1. Cas des bacheliers	142
6.3.1.2. Cas des admissions parallèles.....	143
6.3.1.3. Cas de la coopération internationale	144
6.3.1.4. Synthèse des cas d'hétérogénéité de niveaux	145
6.3.1.5. Solution proposée	145
6.3.2. Utilisation des résultats de l'étude dans le secteur public	146
6.3.3. Utilisation des résultats de l'étude pour consolider l'enseignement à distance face à la pandémie Covid-19.....	148
Synthèse.....	150
Conclusion générale et perspectives	152
1. Conclusion	153
2. Perspectives.....	155
Bibliographie	158
Annexes.....	166

Liste des tableaux

Tableau 1. Exemple de matrice utilisateur/item	61
Tableau 2. Description des métadonnées retenues pour les ressources pédagogiques.....	70
Tableau 3. Cas de mesure de distance pour notre contribution	71
Tableau 4. Exemple d'une matrice item/attribut	71
Tableau 5. Exemple d'un vecteur utilisateur (version binaire)	72
Tableau 6. Exemple d'un vecteur utilisateur (version numérique multiple).....	72
Tableau 7. Distance Euclidienne entre P et chacune des lignes de I (version binaire).....	73
Tableau 8. Distance Euclidienne entre P et chacune des lignes de I (version numérique multiple).....	73
Tableau 9. Exemple d'une matrice utilisateur/item (version binaire).....	73
Tableau 10. Exemple d'une matrice utilisateur/item (version numérique multiple)	74
Tableau 11. Distance entre utilisateurs (version binaire).....	74
Tableau 12. Distance entre utilisateurs (version numérique multiple)	74
Tableau 13. Scores des items (version binaire).....	74
Tableau 14. Scores des items (version numérique multiple)	74
Tableau 15. Informations concernant les deux groupes de l'expérience 1.....	80
Tableau 16. Description des métadonnées des ressources avec leurs valeurs possibles.....	85
Tableau 17. Tableau de présentation des données obtenues.....	89
Tableau 18. Comparaison multiple des trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Les deux établissements groupés	91
Tableau 19. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Les deux établissements groupés	92
Tableau 20. Comparaison multiple des trois variables Précision, Rappel et F-mesure – établissement public	93
Tableau 21. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Établissement public.....	93
Tableau 22. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Établissement privé	94
Tableau 23. Test de Student pour les trois indicateurs Précision, Rappel et F-mesure	95
Tableau 24. Statistiques des deux établissements.....	95
Tableau 25. Informations concernant les deux groupes de l'expérience 2.....	102
Tableau 26. Comparaison multiple des trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Les deux établissements groupés	109

Tableau 27. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Les deux établissements groupés	110
Tableau 28. Comparaison multiple des trois variables Précision, Rappel et F-mesure – établissement public	110
Tableau 29. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Établissement public	110
Tableau 30. Comparaison multiple des trois variables Précision, Rappel et F-mesure – établissement privé	111
Tableau 31. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Établissement privé	111
Tableau 32. Test de Student pour les trois indicateurs Précision, Rappel et F-mesure	112
Tableau 33. Statistiques des deux établissements.....	112
Tableau 34. Statistiques sur les répondants.....	114
Tableau 35. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Précision pour les deux établissements groupés – Comparaison entre les deux expériences	124
Tableau 36. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Rappel pour les deux établissements groupés – Comparaison entre les deux expériences	124
Tableau 37. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable F-mesure pour les deux établissements groupés – Comparaison entre les deux expériences	124
Tableau 38. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Précision pour l'établissement public – Comparaison entre les deux expériences	125
Tableau 39. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Rappel pour l'établissement public – Comparaison entre les deux expériences	125
Tableau 40. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable F-mesure pour l'établissement public – Comparaison entre les deux expériences	125
Tableau 41. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Précision pour l'établissement privé – Comparaison entre les deux expériences.....	126
Tableau 42. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Rappel pour l'établissement privé – Comparaison entre les deux expériences.....	126
Tableau 43. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable F-mesure pour l'établissement privé – Comparaison entre les deux expériences.....	127
Tableau 44. Statistiques des deux établissements – Comparaison entre les deux expériences.....	127

Liste des figures

Figure 1. Triangle pédagogique de Jean Houssaye	31
Figure 2. Classification des systèmes de recommandation (Haydar, 2014).....	40
Figure 3. Approche de recommandation individuelle	44
Figure 4. Approche de recommandation sociale	45
Figure 5. Schéma de classification de données.....	49
Figure 6. Classification des méthodes de filtrage	59
Figure 7. Filtrage à base de contenu	59
Figure 8. Filtrage collaboratif.....	60
Figure 9. Schéma global de l'approche hybride.....	68
Figure 10. Exemple d'interface d'ajout de post (SocialWall).....	83
Figure 11. Architecture simplifiée de la plateforme de l'expérience.....	84
Figure 12. Exemple d'interface d'un post et d'un lien vers une ressource externe	85
Figure 13. Exemple d'interface des liens vers les ressources recommandées.....	86
Figure 14. Diagramme des cas d'utilisation de la plateforme de l'expérience 1	86
Figure 15. Diagramme du modèle physique de la base de données utilisée pour l'expérience 1.....	87
Figure 16. Exemple d'interface d'évaluation d'une ressource avec "Like (Aime)"	104
Figure 17. Exemple d'interface d'évaluation d'une ressource avec un vote.....	104
Figure 18 : Schéma de la plateforme utilisée pour 2eme expérience dans le cas de la recommandation hybride.....	105
Figure 19. Exemple de résultats de recherche pour la requête "initiation Python"	106
Figure 20. Diagramme des cas d'utilisation de la plateforme de l'expérience 2	107
Figure 21. Diagramme du modèle physique de la base de données utilisée pour l'expérience 2.....	108
Figure 22. Dimensions du questionnaire	113
Figure 23. Nombre d'accès à la plateforme de l'expérience.....	115
Figure 24. Fréquence d'accès à la plateforme de l'expérience	115
Figure 25. Niveau d'appréciation de l'usage de la plateforme de l'expérience	116
Figure 26. Niveau d'appréciation de l'usage du module social.....	116
Figure 27. Jugement de la pertinence des échanges faits par les membres du groupe	116
Figure 28. Jugement de la pertinence des ressources recommandées par la plateforme ..	116

Figure 29. Correspondance des ressources recommandées aux préférences des étudiants	117
Figure 30. Fréquence d'utilisation du moteur de recherche intégré	117
Figure 31. Correspondance des ressources recherchées aux préférences des étudiants	117
Figure 32. Gradation des concepts définissants notre étude de l'objectif à la finalité.....	128
Figure 33. Schéma du scénario d'application des approches proposées dans un contexte d'apprentissage	140
Figure 34. Situations impliquant une différence de niveau	145

Liste des sigles et acronymes

ANOVA	ANlysis Of VAriance
ATIEF	Association des Technologies de l'Information pour l'Éducation et la Formation
CSEFRS	Conseil supérieur de l'éducation, de la formation et de la recherche scientifique
CURL	Client URL Request Library
EIAH	Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain
IEEE PAPI	Public and Private Information for Learners, proposé par IEEE
LCMS	Learning Content Management System
LMS	Learning Management System
IMS LIP	Learner Information Package, proposé par IMS Global Learning Consortium
LOM	Learning Object Metadata
MarMOOC	Maroc Massive Open Oline Courses
MOOC	Massive Open Online Courses
Moodle	Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment
ORPHEE-RDV	ORPHEE Rendez-vous
RJC EIAH	Rencontre Jeunes Chercheurs, Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain
SPOC	Small Private Online Course
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences
SR	Systèmes de recommandation
STICEF	Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation
TF-IDF	Term Frequency-Inverse Document Frequency
UNESCO	United Nations Educational Scientific and Cultural Organization
VOD :	Video On Demand

Résumé

L'évolution des technologies de l'information a impacté le domaine de l'éducation par l'introduction de l'usage du numérique dans les processus pédagogiques qui permet d'assister et, en particulier, de personnaliser l'apprentissage. De nombreuses recherches ont été menées sur la personnalisation et l'utilisation des systèmes de recommandation en reprenant certaines approches appliquées dans le commerce en ligne.

Notre travail de recherche s'inscrit dans ce contexte et vise à tester l'impact de l'hybridation des approches de recommandation en combinant le filtrage à base de contenu et de filtrage collaboratif. Ces deux méthodes s'appuient respectivement sur des caractéristiques individuelles et sociales de l'apprenant.

Les résultats globalement probants de notre étude et des deux expériences qui l'ont accompagnées, ont permis de proposer plusieurs recommandations et un scénario d'application sous forme d'une démarche basée sur un mode d'apprentissage mixte associant le mode présentiel et distanciel. Cette démarche assure une personnalisation de l'apprentissage grâce à la mise en place d'une architecture en couches : services, recommandations et données.

Les différentes recommandations ont été contextualisées dans le domaine de l'enseignement supérieur en général, et particulièrement dans le système d'enseignement marocain privé et public. L'expérimentation portant sur l'intérêt des systèmes hybrides de recommandation dans l'enseignement en ligne s'est déroulée dans le contexte sanitaire de la COVID-19.

Abstract

The evolution of information technologies has impacted the field of education through the introduction of the use of digital technology in educational processes which makes it possible to assist and, in particular, to personalize learning. Much research has been carried out on the personalization and use of recommendation systems by taking up certain approaches applied in online commerce.

Our research work falls within this context and aims to test the impact of hybridizing recommendation approaches by combining content-based filtering and collaborative filtering. These two methods are based respectively on the individual and social characteristics of the learner.

The globally convincing results of our study and of the two experiments that accompanied it, allowed us to propose several recommendations and an application scenario in the form of an approach based on a blended learning mode combining face-to-face and distance learning. This approach ensures personalization of learning through the implementation of a layered architecture: services, recommendations and data.

The various recommendations have been contextualized in the field of higher education in general, and particularly in the Moroccan private and public education system. The experiment on the interest of hybrid recommendation systems in online education took place in the health context of COVID-19.

Remerciements

La réalisation de ce mémoire a été possible grâce au concours de plusieurs personnes à qui je voudrais témoigner toute ma gratitude.

Je tiens tout d'abord à remercier Mon Directeur de thèse M. Franck POIRIER, Professeur à l'Université Bretagne-sud, pour la confiance qu'il m'a accordée en acceptant d'encadrer et diriger ce travail de recherche. Qu'il soit aussi remercié pour ses brillantes orientations, sa disponibilité et ses encouragements.

Je remercie également mon Co-Directeur de thèse, M. Khalifa MANSOURI, Professeur à l'Université Hassan II, pour le temps qu'il m'a consacré, sa patience et ses généreux conseils. Je le remercie d'avoir toujours été présent à mes côtés pour m'orienter.

Mes sincères remerciements vont également aux membres du jury, Président, Rapporteurs et Examineurs, d'avoir accepté d'évaluer ce travail de recherche.

Je souhaite également adresser ma gratitude à M. Mohammed DIOURI, Directeur Général et fondateur de l'ISGA, de m'avoir donné la chance pour accomplir ce travail. Je le remercie pour son soutien moral et financier.

Je désire également exprimer ma reconnaissance à tous les collègues enseignants qui, chacun dans sa spécialité, m'ont donné conseil et ont répondu à mes innombrables questions.

Toute ma gratitude va à ma petite famille, ma femme et mes deux fils Ahmed et Yazid, qui ont toujours été à mes côtés pendant cette période de thèse et qui m'ont toujours encouragé. Merci pour leur soutien permanent, et surtout merci d'avoir été patients.

Je remercie enfin mes frères et sœurs pour leurs encouragements, spécialement mon frère Abdeljabbar, pour son aide particulière.

Dédicaces

*À la mémoire de mes parents
Que votre âme repose en paix*

Liste des publications

Baidada, M., (2018). Vers un modèle de recommandation se basant sur les préférences personnelles d'un apprenant et sur les liens sociaux dans un cadre collectif. Septièmes Rencontres Jeunes Chercheurs en EIAH (RJC EIAH 2018), Avril 2018, Besançon, France. HAL Id : hal-01769504.

Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2018). Hybrid Recommendation Approach in Online Learning Environments. In: Rocha Á., Serrhini M. (eds) Information Systems and Technologies to Support Learning. EMENA-ISTL 2018. Smart Innovation, Systems and Technologies, vol 111. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03577-8_5.

Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2019). Personalized E-learning Recommender System to Adjust Learners' Level. In J. Theo Bastiaens (Ed.), Proceedings of EdMedia + Innovate Learning (pp. 1371-1375). Amsterdam, Netherlands: Association for the Advancement of Computing in Education (AACE). Accessible sur : <https://www.learntechlib.org/primary/p/210147/>.

Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2020a). Hybrid recommendation approach based on a voting system: experimentation in an educational context, Proceeding de la conférence internationale e-Learning 2020, Croatie, Zagreb, Pages 31-38.

Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2020b). Hybrid Educational Recommendation System: Experimentation with a Voting-Based Evaluation Mode, IADIS International Journal on WWW/Internet, Vol. 18, No. 1, pages 107-120, ISSN: 1645-7641, accessible sur : <http://www.iadisportal.org/ijwi/>.

Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2020c). Development of an Automatic Process for Recommending Well Adapted Educational Resources in an E-learning Environment, 3e conference IEEE E-Learning and innovation in Education (ELED'20), Agadir-Essaouira, Maroc, Décembre 2020, (Article accepté).

Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2020d). Hybrid Filtering Recommendation System In An Educational Context: Experiment In Higher Education In Morocco, Journal of Information Technology Education: Research (JITE:Research), (Article soumis).

Introduction générale

1. Introduction

Dans un monde où la numérisation a pris une ampleur considérable et a affectée tous les domaines, plusieurs travaux se penchent sur la mise en place d'outils et de dispositifs capables d'exploiter au mieux l'intégration du numérique, pour apporter plus de facilités et d'automatismes dans les activités gérant notre quotidien (Sousa et Rocha, 2019 ; Brasseur et Biaz, 2018).

Le domaine de l'éducation n'échappe pas à cette tendance, et connaît depuis des années une émergence de l'utilisation du digital pour offrir aux différents acteurs impliqués dans ce domaine, entre enseignants, étudiants et responsables pédagogiques, des outils capables de les aider à atteindre leurs objectifs pédagogiques (Marcum, 2014).

L'utilisation des plateformes d'apprentissage en ligne a commencé alors à se répandre sous plusieurs formes : LMS (Learning Management System), LCMS (Learning Content Management System) ou MOOC (Massive Open Online Courses). La recherche scientifique est également rentrée en lice pour proposer des études apportant des solutions à des problèmes récurrents ou proposant de nouvelles approches visant à améliorer la qualité des processus pédagogiques (Anand et Eswaran, 2018 ; Brunel et al., 2015).

Ceci a donné naissance aux des environnements informatiques pour l'apprentissage humain connu communément sous l'acronyme EIAH. Il s'agit d'un croisement entre l'informatique et les techniques d'apprentissage humain. Ce sont des environnements qui favorisent l'utilisation de l'informatique pour améliorer ou apporter une aide dans le processus pédagogique (Tchounikine, 2019).

Plusieurs travaux rentrant dans le contexte des EIAH se sont enchainés, parmi lesquels figurent ceux sur la personnalisation du processus d'apprentissage. Ces travaux tentent de proposer les dispositifs capables de personnaliser l'action de l'apprentissage d'un point de vue apprenant, ou l'action de l'enseignement d'un point de vue enseignant (Gaeta et al., 2011 ; El Bachari et al., 2011). De la personnalisation des supports de cours proposés aux apprenants (Latha et al., 2017), en passant par celle des activités (Aslan et al., 2020), jusqu'à la personnalisation des parcours d'apprentissage (Colace

et al., 2014). L'individualisation de l'apprentissage devient une nécessité face à des problèmes d'hétérogénéité des profils des apprenants, de diversité de leurs besoins ou bien de différence de leurs niveaux.

Plusieurs outils ont été utilisés pour réussir les approches de personnalisation de l'apprentissage, entre autres, les systèmes de recommandation (SR). Ceux-ci ont surtout été appliqués dans le domaine du commerce électronique. Mais leur application a été répandue dans d'autres domaines, parmi lesquels celui de l'éducation, en essayant d'apporter des recommandations dans le processus d'apprentissage, il peut s'agir de recommandations de ressources ou bien d'activités pédagogiques (Herath et al., 2018 ; Murad et Yang, 2018 ; Bourkougou et al., 2016 ; Okoye, 2015; Tadlaoui et al., 2015 ; Berkani et al., 2013 ; Klasnja-Milicevic et al., 2011 ; Manouselis et al., 2011). Néanmoins, les études relatives à l'application des SR dans le domaine de l'éducation restent moins nombreuses que celles dans d'autres domaines.

2. Contexte et position du problème

Opérant dans le domaine de l'enseignement supérieur privé au Maroc, nous vivons au quotidien des problèmes liés essentiellement au niveau hétérogène des étudiants intégrant ce système d'enseignement. Ceci provient des règles d'admission dans le système privé qui sont moins sélectives que celles du système public. En conséquence nous nous retrouvons dans une même classe avec plusieurs profils ayant des niveaux de compétences différents, ce qui rend délicate la mission d'homogénéisation du groupe surtout en ce qui concerne les mises à niveau qui leur sont proposées.

Cette situation a orienté notre intérêt vers l'utilisation d'une plateforme d'apprentissage en ligne conjointement aux cours en présentiel, pour accompagner les étudiants tout en personnalisant leur mise à niveau en fonction de leurs profils.

La pandémie du Covid-19 qui a affecté le monde en 2020, a provoqué une large discussion sur la bascule vers l'utilisation de l'enseignement à distance sous ses différentes formes, comme alternative inévitable des cours en présentiel. Ceci s'est manifesté par plusieurs débats menés dans des conférences et surtout dans des webinaires organisés pendant la crise sanitaire, ces débats avaient comme objectif surtout le partage des expériences autour de l'intérêt de l'enseignement à distance, et

les contraintes rencontrées lors de sa mise en place comme solution alternative à l'enseignement en présentiel. Nous pouvons citer comme exemple le séminaire organisé par l'UNESCO en avril 2020¹. La pandémie, malgré son impact négatif sur plusieurs domaines, a donc créé une dynamique quant à la réflexion autour de la nécessité de mise en place, en parallèle ou comme alternative en situation de crise, du mode d'enseignement à distance. Elle aura certainement aussi comme conséquence de propulser le processus de digitalisation et de réduire la fracture numérique, notamment dans des pays émergents tels que le Maroc.

Notre étude s'inscrit alors dans ce contexte, et propose une mise en place d'outils de personnalisation dans un environnement d'apprentissage en ligne, proposé conjointement avec un mode d'enseignement en présentiel. Nous nous sommes intéressés particulièrement à l'utilisation des systèmes de recommandation comme outil assurant cette personnalisation, vu l'intérêt qu'ils ont suscité dans d'autres domaines, comme nous l'avons présenté dans la section précédente.

Une étude de l'état de l'art a été effectuée, elle nous a permis de ressortir deux approches essentielles de personnalisation dans les EIAH, à savoir, celle qui s'intéresse à l'apprenant individuellement en considérant son profil (Leblay, 2016 ; Aher et Lobo, 2013 ; Salehi et Kmalabadi, 2012), et celle qui prend en compte l'apprenant dans un cadre social, en considérant son groupe d'appartenance (Tadlaoui, 2018 ; Ghennane, 2015).

Nous avons alors projeté chacune des deux approches de personnalisation citées précédemment par rapport aux différentes méthodes de filtrage associées aux systèmes de recommandation (Leblay, 2016 ; Lemdani, 2016 ; Tadlaoui et al., 2015 ; Haydar, 2014 ; Ricci et al., 2011), et nous avons choisi la méthode de filtrage à base de contenu et la méthode de filtrage collaboratif respectivement par rapport aux deux approches de personnalisation individuelle et sociale. Nous avons émis l'hypothèse qu'une hybridation de ces deux méthodes de filtrage pourrait améliorer la pertinence et la

¹ <https://fr.unesco.org/events/strategies-dapprentissage-distance-que-savons-nous-leur-efficacite-covid-19-webinaire>

qualité des recommandations des ressources pédagogiques dans un environnement d'apprentissage en ligne.

3. Questions de recherche

Tenant compte de ce qui a été présenté dans la définition du contexte et la position du problème, nous avons défini un objectif et une finalité pour notre étude.

Par rapport à l'objectif, nous avons voulu tester, en menant une expérimentation sur un groupe d'utilisateurs réels (Baidada et al, 2020a ; Baidada et al, 2020b ; Baidada et al., 2020d), l'impact de la considération des deux dimensions individuelle et sociale de l'apprenant sur les recommandations des ressources pédagogiques qui peuvent lui être présentées dans un environnement d'apprentissage en ligne, ceci en proposant une hybridation des deux méthodes de filtrage à base de contenu et de filtrage collaboratif.

Quant à la finalité, nous avons voulu avoir le retour des apprenants par rapport à l'utilisation d'une plateforme d'apprentissage en ligne en mode mixte avec l'enseignement en présentiel. Une plateforme intégrant un aspect de personnalisation, celui de proposer aux apprenants des ressources pédagogiques qui s'alignent le plus à leurs préférences.

Par ailleurs, et pour nous positionner au système d'enseignement supérieur au Maroc, nous avons choisi de mener l'expérimentation dans deux établissements relevant des deux systèmes d'enseignement privé et public. L'objectif est alors de pouvoir repérer les différences inhérentes qui peuvent émerger de l'étude par rapport à ces deux systèmes.

Nous essayons alors dans cette thèse de répondre aux questions de recherche suivantes :

- L'hybridation des deux méthodes de filtrage à base de contenu et de filtrage collaboratif dans un contexte éducatif, pourra-t-elle apporter une amélioration de la pertinence et la qualité des ressources pédagogiques recommandées aux apprenants dans un environnement d'apprentissage en ligne ?
- L'utilisation d'un environnement d'apprentissage en ligne présentant un aspect de personnalisation, en mode mixte (présentiel et distanciel), donnera-t-elle une satisfaction des apprenants ?

- L'application de notre approche de recommandation hybride, et l'utilisation en général de la plateforme d'enseignement à distance en mode mixte (présentiel et distanciel), présenteront-elles une différence entre les deux systèmes d'enseignement privé et public ?

4. Contributions de la thèse

Entre objectif et finalité, nos contributions à travers cette thèse tournent autour des points suivants :

- Les systèmes de recommandation dans le domaine de l'éducation : apporter une brique dans le grand chantier des travaux de recherche qui s'articulent autour de l'utilisation des systèmes de recommandation dans les EIAH ;
- L'hybridation des méthodes de filtrage : montrer avec une expérimentation que l'utilisation d'une méthode de filtrage hybride combinant celle des filtrages à base de contenu et collaboratif, peut améliorer la pertinence des recommandations. Ceci dans un contexte éducatif, en considérant les deux dimensions individuelle et sociale de l'apprenant ;
- L'utilisation des environnements d'apprentissage à distance : montrer l'intérêt de l'utilisation d'une plateforme d'apprentissage à distance en mode mixte avec l'enseignement à distance, et projeter cela surtout dans le système d'enseignement supérieur au Maroc, en prenant en compte les différences entre le secteur public et privé ;
- L'utilisation de la composante sociale dans les environnements d'apprentissage : montrer l'avantage que peut apporter l'intégration d'un module d'échange entre les apprenants dans un environnement d'apprentissage en ligne.

Notre étude pourra nous mener à proposer une scénarisation et une application dans un contexte d'apprentissage, projetées essentiellement dans le contexte de l'enseignement supérieur au Maroc.

5. Structure du mémoire de la thèse

Pour présenter l'étude conduite dans cette thèse, nous allons suivre le plan suivant :

- **Chapitre 1** : il commence par un état de l'art sur les EIAH en général, puis particulièrement sur la personnalisation dans les EIAH. Ensuite, le chapitre va introduire les SR en général, puis ceux appliqués dans les environnements d'apprentissage. Nous terminerons le chapitre par une présentation des méthodes d'évaluation des SR.
- **Chapitre 2** : il sera consacré à une extension de l'état de l'art ; cette fois ci sur les méthodes de filtrage en donnant leur classification. Ensuite on présentera les différents types d'hybridation. Le chapitre par la suite sera consacré à la présentation de notre contribution, en présentant le contexte général, le schéma global de notre approche hybride, et en donnant une description des méthodes de calcul de filtrage utilisées.
- **Chapitre 3** : dans lequel il présentera notre première étude consistant à comparer les méthodes de filtrage à base de contenu, collaboratif, et hybride, en utilisant un mode d'évaluation binaire basée sur une appréciation de type "like/dislike". Nous allons donner tous les détails concernant cette étude, à commencer par sa conception et son protocole, en passant par une description de la plateforme développée pour l'expérience, et aussi de la méthodologie et les outils d'analyse utilisés pour son évaluation. Le chapitre se terminera par une analyse quantitative et une interprétation des résultats.
- **Chapitre 4** : dans ce chapitre nous allons présenter la deuxième étude, il suivra donc le même enchaînement que le chapitre précédent, en mettant l'accent essentiellement sur les extensions qui ont fait l'objet de la deuxième.
- **Chapitre 5** : ce 5e chapitre présentera une comparaison et une synthèse des résultats des deux expériences. Il présentera également les recommandations à l'issue de ces deux expériences.
- **Chapitre 6** : ce dernier chapitre présentera une scénarisation et une application de nos recommandations dans un contexte d'enseignement à distance, spécialement adaptées au système d'enseignement au système d'enseignement au Maroc avec ses deux composantes publique et privée.

Nous terminerons ce mémoire avec une conclusion générale récapitulant la problématique de la thèse, le mode de résolution, les différentes contributions et les recommandations finales. À la fin, et pour ouvrir le sujet et étendre le débat sur les

systèmes de recommandation et leur utilisation dans les EIAH comme outil de personnalisation, nous présenterons les différentes perspectives possibles de ce travail.

Chapitre 1 : État de l'art sur la personnalisation dans les EIAH et les systèmes de recommandation

Chapitre 1 : État de l'art sur la personnalisation dans les EIAH et les systèmes de recommandation

Introduction

L'utilisation des nouvelles technologies dans les systèmes d'enseignement est devenue une réalité incontournable.

Les apprenants se trouvent devant des systèmes capables de les aider à mieux cadrer les scénarios d'apprentissage, voire même les orienter en leur présentant les parcours à suivre, ainsi que les contenus pédagogiques les mieux adaptés à leurs besoins et à leurs profils. Les enseignants, de leur côté, trouvent à leur portée des outils capables de les aider dans leurs missions, celles de prendre les décisions pédagogiques les plus adéquates.

La personnalisation est un élément essentiel qui différencie l'enseignement en ligne de l'enseignement classique en présentiel basé sur le face à face, et qui propose un contenu commun à donner à un groupe d'apprenants sans prendre en considération les spécificités de chacun (Nabizadeh et al., 2020 ; Zhang et al., 2020).

Les systèmes de recommandation ont été utilisés et adaptés dans le domaine de l'éducation comme moyen permettant de proposer à chaque apprenant les ressources pédagogiques les mieux adaptées à son profil, voire ses besoins, comme ce qui se fait dans le domaine du e-commerce (Klasnja-Milicevic et al., 2015). Selon les méthodes de filtrage, les SR se basent sur deux approches essentielles, une première axée sur l'utilisateur et ses préférences (Masthoff, 2011), et une seconde axée sur les préférences et les tendances du groupe auquel appartient l'utilisateur (Tadlaoui, 2018).

1.1. Personnalisation de l'apprentissage dans les EIAH

1.1.1. Environnements informatiques pour l'apprentissage humain

Connus sous le nom des EIAH, les environnements informatiques pour l'apprentissage humain sont au croisement entre l'informatique et les techniques d'apprentissage. Ils ont vu le jour dans les années 90² avec l'objectif de tirer profit des avantages offerts par

² Wikipedia.org

l'utilisation de l'informatique pour assister, orienter et aider les apprenants dans les processus d'apprentissage.

Tchounikine (2009) dans son rapport sur la recherche en ingénierie des EIAH, précise que ces derniers se traduisent par des situations pédagogiques informatisées qui rassemblent les composantes : apprenant(s), enseignant(s) et artefact(s) informatique(s). Un artefact dans sa définition générale traduit toute structure ou phénomène d'origine artificielle ou accidentelle qui altère un phénomène d'origine naturelle³. Dans notre cas, un artefact informatique traduit la transformation et l'adaptation que subit la situation pédagogique en utilisant l'outil informatique.

La recherche dans le domaine des EIAH est pluridisciplinaire, elle rassemble plusieurs spécialités aussi bien en informatique qu'en sciences humaines : psychologie, didactique, sciences de la communication, etc. (Tchounikine, 2009 ; Balacheff, 2018).

Dans sa dimension sciences humaines, toujours selon Tchounikine (2009), les travaux relatifs aux EIAH abordent les problématiques liées à l'enseignement et à l'apprentissage en adoptant les théories en la matière telle que la théorie de l'apprentissage.

Et dans sa dimension informatique, les travaux relatifs aux EIAH s'intéressent à la conception et à la réalisation de logiciels dédiés à ces environnements.

1.1.2. Personnalisation dans les EIAH

« Je sais que je ne peux pas enseigner quelque chose à quelqu'un, je peux seulement fournir un environnement dans lequel il pourra apprendre », Carl Rogers⁴ (Chovino, 2018).

Le triangle pédagogique formalisé par Jean Houssaye⁵, définit un acte pédagogique comme l'espace entre trois sommets d'un triangle : l'enseignant, l'étudiant et le savoir (figure 1).

³ Larousse.fr

⁴ Psychologue humaniste américain - 1902-1987, (Wikipedia.org)

⁵ Professeur en sciences de l'éducation, il est à l'origine du formalisme du triangle pédagogique

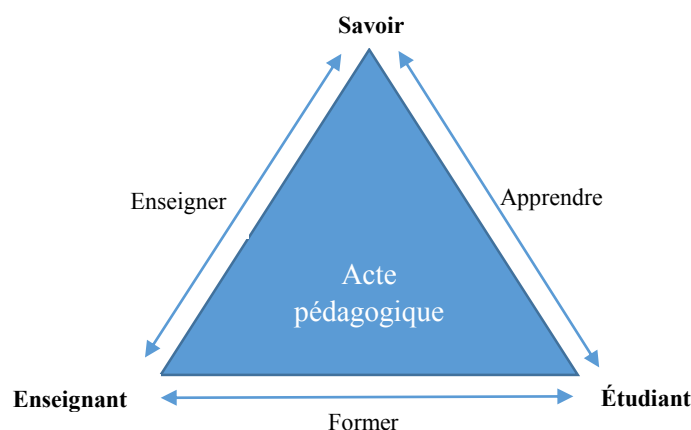


Figure 1. Triangle pédagogique de Jean Housseaye

Les côtés du triangle représentent les relations nécessaires à cet acte pédagogique : Enseigner, Former et Apprendre. "Enseigner" définit la relation didactique qui relie l'enseignant au savoir ; "Former" définit la relation pédagogique qui relie l'enseignant à l'étudiant, et "Apprendre" définit la relation d'apprentissage qui relie l'étudiant au savoir⁶.

L'introduction des technologies de l'information et de la communication dans les systèmes d'enseignement a déclenché plusieurs questions par rapport à leur position au niveau du triangle pédagogique, ce qui a apporté une complexité à l'acte d'enseigner.

D'autre part, la mission de l'enseignant ne s'avère pas facile du moment qu'elle nécessite la prise en compte individuelle de chaque apprenant. C'est ainsi, que les approches de personnalisation des apprentissages dans le cadre éducatif ont commencé à voir le jour.

Même si la personnalisation des apprentissages ne se limite pas forcément à l'application des nouvelles technologies de l'information, le plus souvent, dans les approches pédagogiques classiques, l'enseignant est contraint de donner le même contenu à un groupe d'étudiants, sans pouvoir tenir compte des différences existantes entre eux en termes de niveaux et de préférences. Connac (2017) rapporte dans son ouvrage traitant le sujet que personnaliser l'apprentissage « *c'est prendre en considération les caractéristiques de chaque personne en évitant de fonctionner sur le mode de la fragmentation des supports et des savoirs* ». La personnalisation consiste à

⁶ <https://eduscol.education.fr/bd/competice/superieur/competice/libre/qualification/q3a.php>

proposer des contenus et des parcours pédagogiques adaptés aux apprenants, en tenant compte de plusieurs éléments : style et mode d'apprentissage, rythme, préférences, compétences, aptitudes, objectifs, motivation, etc. (Sauvé, 2014).

Pour pouvoir personnaliser les scénarios d'apprentissage, il est important d'avoir le feedback de l'apprenant. Ceci peut être plus facile à avoir dans un contexte informatisé que classique. Les environnements informatiques pour l'apprentissage garantissent plus de moyens pour pouvoir dans un premier temps récupérer les traces des interactions de l'apprenant avec le système d'apprentissage, et donc d'avoir un feedback, et dans un deuxième temps d'automatiser la réaction vis-à-vis de l'apprenant. Les EIAH ont donc permis de favoriser les moyens pour concrétiser la personnalisation des apprentissages vu les automatismes qu'ils proposent, car les nouvelles technologies offrent une grande flexibilité de création de formations plus interactives, tout en gardant l'apprenant au centre du processus, et lui offrir l'environnement d'apprentissage le plus adéquat, et le plus adapté à une formation à distance.

1.1.3. Travaux de recherche pour la personnalisation dans les EIAH

Plusieurs travaux de recherche se sont penchés sur la proposition d'approches de personnalisation dans des EIAH. Souvent c'est la personnalisation des contenus et des parcours d'apprentissage qui est abordée. Les travaux dans ce domaine ont essayé de se baser à chaque fois sur des concepts différents pour tenter de proposer des systèmes performants et bien adaptés à des contextes déterminés.

1.1.3.1. Les systèmes hypermédias

Après l'avènement de l'hypertexte et du Web, l'hypermédia s'est développé à partir des années 90. C'est une extension de l'hypertexte, consistant à permettre la navigation entre des éléments textuels, visuels et sonores (Popescu, 2008). Selon Brusilovsky (2001), l'hypermédia adaptatif est une alternative à l'approche traditionnelle "taille unique" (One size fits all) proposant à des utilisateurs un contenu similaire quel que soit leurs spécificités et leurs besoins. Ainsi, dans le domaine éducatif, les systèmes hypermédias adaptatifs construisent un modèle des objectifs, des préférences et des connaissances de chaque apprenant individuellement, et utilisent ce modèle tout au long de l'interaction avec l'apprenant, afin de s'adapter à ses besoins et ses spécificités.

1.1.3.2. Les systèmes de tutorat intelligents

Comme pour le tutorat humain, les tuteurs intelligents sont des systèmes qui ont le potentiel de guider et d'assister l'apprenant dans la réalisation des tâches. Ce sont des systèmes qui sont basés sur les outils de l'intelligence artificielle, et qui fournissent une réaction immédiate et personnalisée aux apprenants, généralement sans interventions d'un tuteur humain⁷.

Plusieurs chercheurs se sont intéressés à l'utilisation des tuteurs intelligents pour proposer des environnements d'apprentissage personnalisés. Hafidi et Mahnane (2018) ont proposé un environnement d'apprentissage personnalisé utilisant les systèmes de tuteurs intelligents dans un contexte de classes inversées. Hong et al. (2007) ont utilisé également des systèmes de tuteurs intelligents pour proposer un chemin d'apprentissage adapté à l'apprenant.

1.1.4. État des lieux en France

Pour étoffer notre travail de recherche et bien l'orienter pendant ses débuts, nous avons essayé d'approcher la communauté e-learning en France en participant successivement à certaines rencontres annuelles organisées par l'ATIEF (Association des Technologies de l'Information pour l'Éducation et la Formation)⁸. Nous avons été alors présents à la rencontre ORPHEE-RDV en 2017⁹ et à la RJC EIAH 2018 (Rencontre des Jeunes Chercheurs en EIAH)¹⁰.

Dans les deux rencontres, les débats et les discussions autour de la personnalisation dans les EIAH étaient toujours d'actualité. Pour ORPHEE-RDV il y eu tout un atelier proposé autour du sujet : "Personnalisation et adaptation dans les environnements d'apprentissage : un regard interdisciplinaire sur les perspectives de recherche".

Ceci nous a encouragé à rester sur l'axe de la personnalisation dans les EIAH et particulièrement en utilisant les systèmes de recommandation.

⁷ Wikipedia.org

⁸ Atief.fr

⁹ atief.fr/content/orphee-rendez-vous-2017-0

¹⁰ atief.fr/sitesConf/rjceiah2018/rjceiah2018.html

Plusieurs travaux et projets sur la personnalisation apparaissent dans la revue STICEF¹¹. Nous citons par exemple le travail de Bejaoui et al. (2017), qui ont proposé un cadre d'analyse de la personnalisation de l'apprentissage particulièrement dans les MOOC (Massive Open Online Courses). Nous citons aussi le numéro spécial de 2012¹² dédié à l'individualisation, personnalisation et adaptation des EIAH. Dans ce numéro, essentiellement deux aspects ont été traités :

- Individualisation des scénarios pédagogiques et parcours d'apprentissage ;
- Personnalisation des ressources d'apprentissage.

Parmi les contributions apparues dans ce numéro spécial, il y a celle de Lefevre et al. (2012) sur la personnalisation de l'apprentissage dans les EIAH.

Nous constatons qu'en France, il y a une dynamique dans les travaux de recherche autour de la personnalisation de l'apprentissage, et beaucoup de réflexions et de projets sont menés par plusieurs équipes dans plusieurs contextes et environnements d'apprentissage, primaire, secondaire ou universitaire, MOOC, etc.

1.1.5. État des lieux au Maroc

Contrairement à ce qui se passe en France, ou par ailleurs dans le monde, le chantier de la personnalisation de l'apprentissage au Maroc reste encore vierge.

Le Maroc est toujours dans un stade préliminaire en s'intéressant surtout à la digitalisation de l'enseignement, et la démocratisation de l'accès au numérique par les étudiants et les acteurs du domaine.

Ceci se voit dans les projets menés depuis quelques années, par exemple pour la mise en place de MOOC dans les systèmes d'enseignement supérieur. Riyami (2018) a mené une étude pour évaluer la mise place des approches d'enseignement hybride combinant l'enseignement en présentiel et à distance au Maroc se basant essentiellement sur les MOOC, et apporter des recommandations aux acteurs du domaine. Il souligne l'effort mené par plusieurs établissements pour se lancer dans les modes d'enseignement à distance.

¹¹ atief.fr/revue-sticef

¹² univ-lemans.fr/num/vol2012/sticef_2012_edito_individualisation.html

Dans le rapport sur le projet Jumelage Enseignement Supérieur 2018-2020, mené en collaboration entre le Maroc et l'Espagne (Ministère de l'éducation nationale et de la formation professionnelle de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique, Royaume du Maroc, 2020), on retrouve des recommandations pour résoudre partiellement le problème de massification dans l'université marocaine avec l'utilisation du e-learning, et aussi des recommandations pour que le Maroc se lance dans une politique d'adhésion aux MOOC internationaux et aussi de création d'une plateforme nationale pour les MOOC des universités marocaines.

Le projet MarMOOC portant sur la mise en place de la première plateforme fédératrice mutualisée de diffusion de cours en ligne massifs ouverts (MOOC) et de cours en ligne privés à petits groupes (SPOC : Small Private Online Course), a été lancé en collaboration avec l'union européenne¹³. La plateforme MarMOOC n'a pas encore vu le jour alors que les prévisions de son lancement étaient pour 2019.

Donc au Maroc, nous sommes toujours dans le stade de mise en œuvre des plateformes d'apprentissage à distance, surtout pour remédier au problème de la massification dont souffre l'université marocaine. Mais nous n'en sommes pas au stade de mener des réflexions à travers des projets concrets pour l'exploitation de ces plateformes de manière à mettre en place, entre autres, des dispositifs de personnalisation de l'apprentissage.

Notons qu'avec l'avènement de la pandémie du Covid-19, depuis mars 2020 tout le système d'enseignement au Maroc a été obligé de mettre en place des outils pour assurer la continuité des cours à distance, ce qui a donné un coup de pouce pour ce type d'enseignement. Les acteurs du domaine prévoient de capitaliser cet effort, certes fait dans l'urgence, mais qui peut donner un nouvel élan au développement de l'enseignement à distance au Maroc.

Le besoin de personnaliser les processus d'apprentissage au Maroc existe. Un étudiant présentera toujours un besoin de personnalisation, et qu'on lui adapte son processus d'apprentissage en fonction de son niveau, de son profil et de ses besoins. Si l'on prend particulièrement le cas du système d'enseignement privé au Maroc, nous allons

¹³ telquel.ma/2017/01/14/marmoooc-maroc-met-pied-letrier-du-e-learning_1531377

constater l'existence d'une grande hétérogénéité entre les étudiants, qui selon les règles d'admission qui ne sont généralement peu sélectives, présentent des différences importantes de profil, et des niveaux de compétences très différents, ce qui nécessite un effort colossal de mise à niveau qui doit être souvent individualisée.

1.2. Systèmes de recommandation

1.2.1. Un peu d'histoire

Avec la croissance de l'utilisation du web, et les données importantes engendrées par les interactions entre les utilisateurs et les systèmes, plusieurs géants mondiaux : Amazon, Netflix, Ebay, Facebook, Twitter, LinkedIn, etc., ont mis en place des SR de plus en plus sophistiqués, en proposant à leurs utilisateurs des contenus qui pourraient potentiellement les intéresser, pour les fidéliser ou, dans le cas des sites e-commerce, pour les encourager à consommer.

Les systèmes de recommandation sont relativement anciens, et ont commencé à apparaître vers le début des années 90 (Béchet, 2012). Parmi les travaux les plus connus, en 1992, deux chercheurs américains en informatique, P. Resnick et J. Riedl, ont imaginé un algorithme capable de recommander à des utilisateurs des articles dans des NetNews. Ils ont publié en 1994 un des articles les plus connus se rapportant aux systèmes de recommandation « *GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews* » (Resnick et al., 1994). Par la suite ils ont fondé le GroupLens Research en 1994 pour promouvoir les travaux dans ce domaine en intégrant d'autres chercheurs.

Dès lors, les travaux se sont multipliés sur les systèmes de recommandation, qui ont affecté tous les domaines incluant l'interaction des utilisateurs avec tout type d'information. J. Riedl écrit sur son site internet¹⁴ : « *Since 1992 I have been working on recommender systems, which I believe have the potential to change the way people interact with all types of information, including newspapers, music, books, and Web sites* »

¹⁴ http://johnriedl.com/research/recommender_systems.html

1.2.2. Définition d'un SR

Il existe plusieurs définitions des SR, selon Sharma et Mann (2013) : *"Un système de recommandation est un système intelligent qui présente des suggestions d'items¹⁵ qui pourraient intéresser les utilisateurs"*.

Au cœur de ces systèmes de recommandation on retrouve la notion de filtrage d'information, puisque généralement c'est dans des contextes de données massives, et face à une grande quantité d'information à laquelle un utilisateur pourrait être confronté, que ces systèmes trouvent application, et sont censé aider cet utilisateur en lui recommandant les items qui pourraient potentiellement l'intéresser.

Isinkaye et al. (2015) donnent une définition similaire en incluant cette notion de filtrage : *"Les systèmes de recommandation sont des systèmes de filtrage qui traitent le problème de surcharge d'informations en filtrant à partir d'une grande quantité d'informations générées dynamiquement, le fragment vital en fonction des préférences de l'utilisateur, de son intérêt ou de son comportement observé vis-à-vis d'un item"*.

1.2.3. Objectifs des SR

Pour définir les objectifs d'un SR, nous devons distinguer les deux points de vue utilisateur et fournisseur du service.

En ce qui concerne l'utilisateur, les objectifs principaux de l'utilisation d'un SR peuvent être résumés en ce qui suit :

- Réduire le temps de recherche de l'information ;
- Découvrir de nouveaux items ;
- Améliorer l'expérience utilisateur.

Et par rapport au fournisseur d'accès, les objectifs peuvent être :

- Fidéliser et engager l'utilisateur ;
- Guider et orienter l'utilisateur dans sa recherche ;

¹⁵ Dans le contexte des systèmes de recommandation, le mot "item" est utilisé pour définir tout élément (ou également article) qu'un utilisateur est susceptible de chercher dans un système présentant un ensemble d'information. Il peut s'agir par exemple d'un article sur un site e-commerce, du titre d'un film dans une médiathèque ou d'une ressource pédagogique dans un système e-learning.

- Améliorer les bénéfices financiers.

1.2.4. Comparaison des SR avec les systèmes de recherche d'information classiques

Il ne faut pas confondre les SR et les systèmes de recherche d'information classique, puisque ces derniers sont basés sur un procédé d'indexation implémenté d'une manière explicite, alors que dans les systèmes de recommandation la participation de l'utilisateur est plutôt implicite (Béchet, 2012). Les SR utilisent les interactions de ce dernier avec le système et son comportement par rapport aux items, pour déduire automatiquement et recommander ceux qui pourrait l'intéresser.

1.2.5. Classification des SR

Les systèmes sont capables de recommander en se basant sur trois éléments essentiels : l'utilisateur, l'item, et la base d'informations relatives aux appréciations antérieures de l'utilisateur aux items (Haydar, 2014). L'opération de recommandation peut consister à se concentrer sur l'utilisateur ayant un profil connu préalablement dans le système et lui proposer des items correspondants à ce profil. Par exemple si l'utilisateur est de sexe masculin et d'une certaine tranche d'âge, le système peut lui recommander des items particuliers. La recommandation peut se baser aussi sur l'item, c'est-à-dire que si l'utilisateur a déjà apprécié des items ayant certains critères, le système lui proposera des items qui leur ressemblent.

Comme nous pouvons le constater, les approches sont multiples, aussi les systèmes de recommandation peuvent différer selon leur objectif (cf. 1.2.3). Ceci a engendré plusieurs classifications. Ces classifications font sortir essentiellement deux grandes approches (Haydar, 2014 ; Towle et Quinn, 2000) :

- L'approche à base de connaissance : elle essaye de s'orienter en fonction des besoins et des préférences de l'utilisateur pour lui présenter les items qui lui conviennent le mieux (Haydar, 2014). Cette approche se base sur un modèle définissant le comportement de l'utilisateur (Towle et Quinn, 2000). Elle a souvent recours à des méthodes d'aide à la décision ;
- L'approche statistique : elle utilise le comportement précédent des utilisateurs pour faire des recommandations futures (Towle et Quinn, 2000).

Chaque approche peut posséder des variantes. Pour les systèmes à base de connaissance, nous retrouvons (Felfering et al., 2015 ; Haydar, 2014) :

- Les systèmes à base de cas : ils proposent des recommandations en se basant sur des cas précédents de similitudes, c'est-à-dire sur le comportement de "consommation" précédent de l'utilisateur. Ils se basent sur des calculs de similarités (Felfering, 2015 ; Smith, 2007).
- Les systèmes à base de contraintes : ils proposent des recommandations en répondant à certaines contraintes exprimant des exigences de l'utilisateur. Ils consistent à exploiter des bases de connaissances prédéfinies de recommandation contenant des règles explicites sur comment relier les exigences des clients aux propriétés des articles (Felfering, 2015)
- Les systèmes à base d'arbres de décision : ce sont des systèmes basés sur un modèle prédictif en utilisant des arbres de décision (Gershman, 2010).

Pour les systèmes statistiques, on retrouve :

- Les systèmes à base d'utilisateurs : ils proposent des recommandations en s'appuyant sur les caractéristiques de l'utilisateur.
- Les systèmes à base d'items : ils proposent des recommandations en se basant plutôt sur les caractéristiques de l'item.

Nous retenons une partie de la classification donnée par Haydar (2014), elle est présentée par la figure 2 suivante :

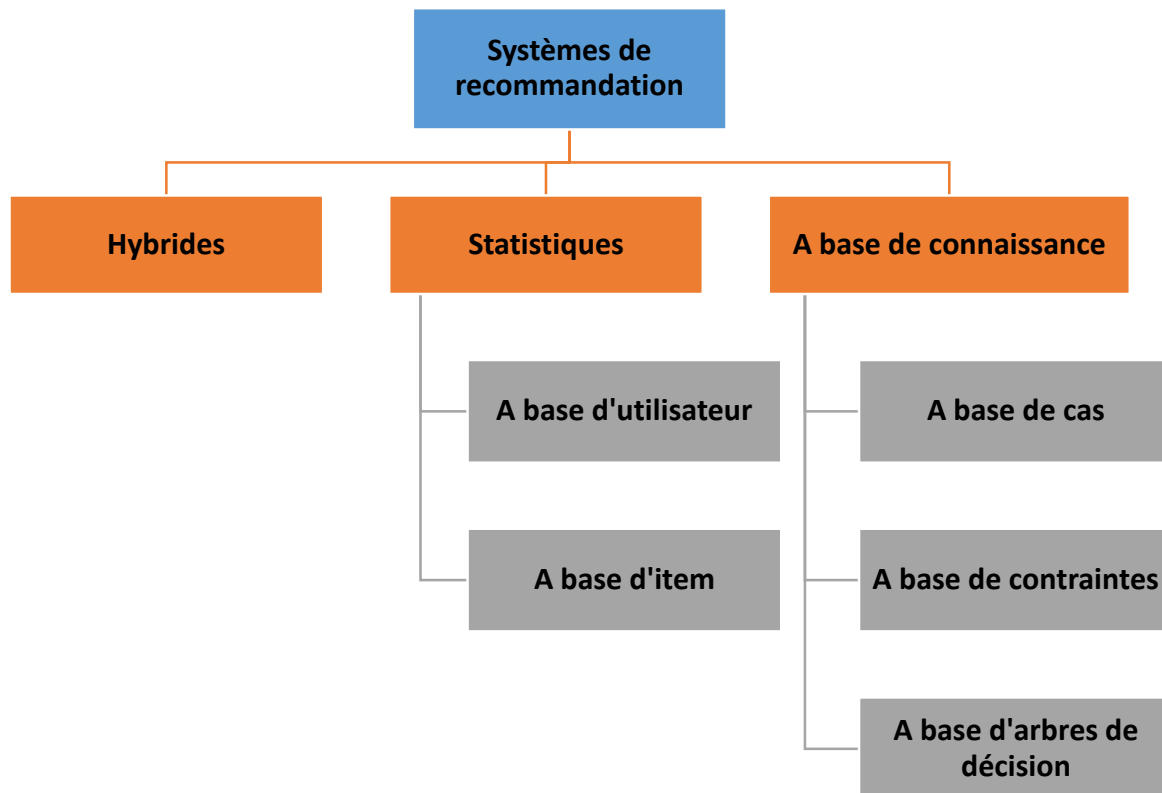


Figure 2. Classification des systèmes de recommandation (Haydar, 2014)

Il y a toujours la possibilité de combiner plusieurs approches pour améliorer les recommandations ou bien pour pallier certaines insuffisances ; des approches hybrides peuvent être alors proposées.

Les systèmes à base de connaissance présentent l'inconvénient de ne pas être sensibles aux changements à long terme, et en conséquence les recommandations n'évoluent pas suffisamment dans le temps. Au contraire, les systèmes statistiques sont dynamiques et évolutifs et peuvent changer les recommandations en fonctions des nouveaux comportements des utilisateurs (Haydar, 2014).

Dans notre étude, nous nous sommes intéressés aux systèmes statistiques. Nous en donnerons plus de détail dans le chapitre 2 en développant les méthodes de filtrage.

1.2.6. Travaux et applications sur les SR

Plusieurs travaux de recherche se sont penchés sur l'étude des SR pour proposer les meilleures approches. Souvent ce sont les algorithmes qui relèvent de l'apprentissage automatique (machine learning) qui ont été utilisés. Portugal et al. (2017) ont étudié les

algorithmes utilisés dans les SR, et ont rapporté que ceux basés sur les réseaux bayésiens et les arbres de décision sont les plus utilisés.

Dans un article publié en 2015, où la VOD (Video On Demand) a pris de l'ampleur, Gomez-Uribe et Hunt (2015) ont présenté le SR de Netflix comme étant un des moyens qui a fait passer l'entreprise d'un simple distributeur de DVD à un géant mondial de la VOD. L'enjeu était majeur, puisque selon les auteurs, un utilisateur faisant lui-même une recherche de contenu, a le potentiel d'abandonner au bout d'une vingtaine à une trentaine de consultations sur deux ou trois écrans affichant les différents items, s'il ne retrouve pas ce qu'il cherche. Il fallait donc, sur ces deux écrans, lui présenter les contenus qui peuvent l'intéresser et l'engager davantage. L'algorithme de recommandation de Netflix peut, comme les autres SR, prédire l'évaluation en étoiles (de 1 à 5) d'un contenu non encore consulté par un utilisateur. Netflix n'a pas hésité à organiser un concours pour améliorer ses algorithmes et ainsi la pertinence de ses recommandations¹⁶.

Quant aux réseaux sociaux, tels que Facebook, le principe de recommandation social a été pratiqué depuis leur origine (Mercanti-Guérin, 2014). C'est surtout grâce à la masse d'information gigantesque recueillie par ces systèmes sur les utilisateurs que les recommandations sont faites, et prennent souvent l'objet d'offres publicitaires.

1.3. Systèmes de recommandation dans les EIAH

1.3.1. Travaux sur les systèmes de recommandation dans les EIAH

La finalité essentielle de l'utilisation des SR dans les EIAH est de recommander des ressources et des activités pédagogiques qui peuvent être les mieux adaptées aux préférences et aux besoins des apprenants. Les SR se sont alors imposés en tant qu'outil incontournable dans le domaine de la personnalisation dans les EIAH (Herath et al., 2018 ; Murad et Yang, 2018 ; Bourkougou et al., 2016 ; Okoye, 2015 ; Tadlaoui et al., 2015 ; Berkani et al., 2013 ; Klasnja-Milicevic et al., 2011 ; Manouselis et al., 2011).

¹⁶ Prix Netflix 2009 - https://en.wikipedia.org/wiki/Netflix_Prize

Plusieurs travaux de recherche se sont penchés sur la mise en place de systèmes de recommandation dans un contexte éducatif. Ci-dessous, nous présentons un panorama de quelques travaux.

Berkani et al. (2013) ont expérimenté une combinaison de plusieurs approches de filtrage pour proposer des ressources pédagogiques aux apprenants en se basant sur leurs objectifs et leurs besoins.

Tadlaoui et al. (2015) ont proposé un système de recommandation qui utilise les liens sociaux pour proposer les ressources pédagogiques les mieux adaptés à un apprenant, ils ont considéré les ressources les plus populaires, les plus utiles et celles consultées récemment.

Les systèmes de recommandation ont souvent été adoptés pour permettre la personnalisation des contenus d'apprentissage et des scénarios d'apprentissage (Bourkougou et al., 2016 ; Murad et Yang, 2018). Bourkougou et al (2016) proposent un environnement d'apprentissage personnalisé basé sur un système de recommandation.

L'architecture de leur système, comme de nombreux environnements d'apprentissage en ligne basés sur des systèmes de recommandation, se compose de trois composants : le modèle de domaine, le modèle de l'apprenant et le modèle de recommandation. Ils ont adopté un système de recommandation de filtrage collaboratif et ont résolu le problème de démarrage à froid en utilisant un questionnaire basé sur le modèle Felder & Soloman (Çardak et Selvi, 2016) pour déterminer le style d'apprentissage des nouveaux apprenants. Ils ont aussi simulé leur approche à l'aide d'un ensemble de données disponibles sur Internet.

Murad et Yang (2018) proposent un projet qui effectue une recherche et une classification des vidéos sur YouTube, et recommande aux apprenants, qui ont des problèmes de niveaux, les objets d'apprentissage qui leur conviennent le mieux en fonction de leur profil.

Certains chercheurs ont rapporté plusieurs travaux parus depuis le début des années 2000 sur les systèmes de recommandation en éducation. Manouselis et al. (2011) dans le chapitre "Recommend Systems in Technology Enhanced Learning" du livre

"Recommender Systems Handbook", et Okoye (2015) dans sa thèse sur les systèmes de recommandation dans l'éducation, ont présenté respectivement quelques travaux pionniers dans ce domaine, on peut citer Altered Vista System (Recker et Walker, 2003) et QSIA (Rafaeli et al., 2004).

1.3.2. Approches de recommandation dans les EIAH

Pour recommander des ressources pédagogiques dans les EIAH, et en étudiant les travaux dans le domaine éducatif, nous avons distingué deux approches essentielles. La première est centrée sur l'apprenant, ce qu'on pourrait appeler approche de recommandation individuelle. La deuxième, par contre, considère l'apprenant dans un cadre de groupe ; on pourrait la définir comme approche de recommandation sociale.

1.3.2.1. Approche de recommandation individuelle

Il s'agit d'une approche qui s'intéresse à l'apprenant individuellement, et tente de lui recommander les ressources qui lui sont les mieux adaptées, en considérant ses évaluations antérieures d'autres ressources. Dans cette approche toutes les traces des interactions de l'apprenant avec le système d'apprentissage sont exploitées pour mieux définir son profil. Une bonne recommandation passe par une bonne définition du profil de l'apprenant.

Cette notion de profil de l'apprenant sera détaillée dans le chapitre 2 avec les méthodes de filtrage.

Pour Lebay (2016) les systèmes à base de traces ont été utilisés comme brique principale dans un modèle de recommandation permettant d'exploiter toutes les informations recueillies sur un apprenant pour lui montrer les activités à suivre, en vue de réussir le processus d'apprentissage.

Aher et Lobo (2013) ont utilisé des algorithmes d'apprentissage automatique (machine learning) sur des données collectées traduisant le comportement de l'apprenant lors de ses interactions avec le système d'apprentissage. Ceci pour recommander des cours adaptés aux apprenants.

Salehi et Kmalabadi (2012) ont également proposé une approche de recommandation de ressources pédagogiques qui met l'accent sur leurs descriptions pour qu'elles s'alignent avec les préférences de l'apprenant en temps réel.

La figure ci-dessous représente un schéma d'une approche de recommandation individuelle

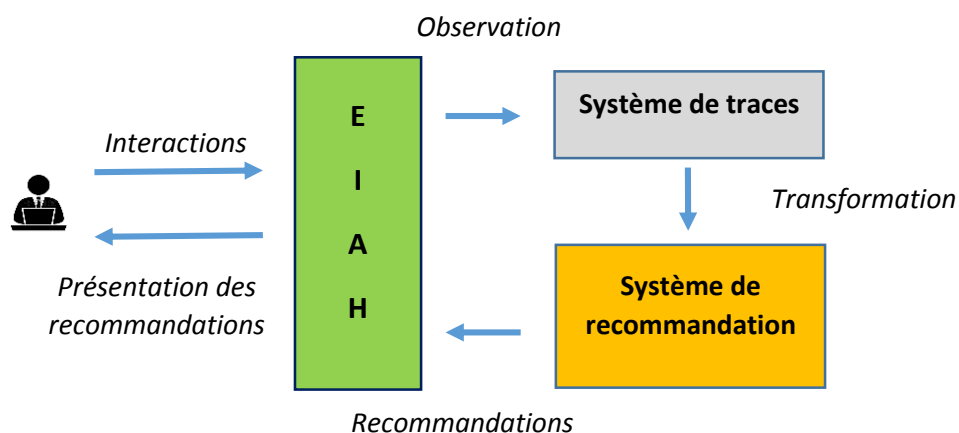


Figure 3. Approche de recommandation individuelle

Chaque utilisateur échange avec l'environnement d'apprentissage. À travers une observation des traces retenues sur le système, plusieurs informations peuvent être retenues caractérisant cet utilisateur. Notons que ces traces se trouvent essentiellement dans les fichiers journaux, ou bien dans les bases de données associées à ces systèmes. Notons également qu'elles peuvent être soit explicites, c'est-à-dire sous forme d'informations demandées directement aux apprenants et qu'ils remplissent volontairement, ou bien implicites et qui peuvent être recueillies à l'insu de l'apprenant, telles que le temps ou le nombre d'accès à une ressource. Après un travail de transformation, ces traces seront exploitées par les algorithmes implémentés dans le système de recommandation pour proposer les ressources les mieux adaptées à l'apprenant.

1.3.2.2. Approche de recommandation sociale

Des études ont prouvé qu'en étant isolé, un apprenant aura du mal à avancer dans son processus d'apprentissage, c'est pourquoi on s'est beaucoup intéressé à intégrer l'apprenant dans un groupe dans le cadre d'activités et d'échanges collectifs (Salihoun et al., 2014). On peut citer à titre d'exemple l'évaluation par les pairs (Bouzidi et Jaillet, 2007), et l'intégration des modules de média-sociaux dans les environnements d'apprentissage (Facebook, LinkedIn) (Tadlaoui et al, 2015 ; Ghename, 2015). Certains SR ont donc considéré les similitudes d'un apprenant avec d'autres utilisateurs, pour lui proposer des contenus et des parcours qui lui sont mieux adaptés, puisque les

informations issues du contexte collectif dans lequel s'intègre un apprenant peuvent être d'une grande utilité pour l'orienter et lui recommander les ressources et les parcours les plus adéquats.

Comme exemple travaux dans lesquels il a été essayé d'exploiter le cadre social de l'apprenant, nous pouvons citer ceux de Ghennane (2015), de Tadlaoui (2018) et de Tadlaoui et al. (2015). Ghennane a utilisé les techniques du web sémantique en analysant des hashtags dans les échanges entre les apprenants à travers les réseaux sociaux, pour détecter leurs centres d'intérêts et leur proposer en conséquence les ressources pédagogiques les mieux adaptées. Tadlaoui a proposé une approche de recommandation des ressources pédagogiques basée sur les liens sociaux entre les apprenants. Ils ont utilisé la similarité entre les apprenants pour proposer les ressources les plus populaires, les plus utiles, et celles consultées récemment.

Le schéma représentant cette approche est presque similaire à celui de la première, avec la différence que les interactions observées concernent essentiellement les échanges des apprenants avec le système ainsi que les échanges entre ces apprenants.

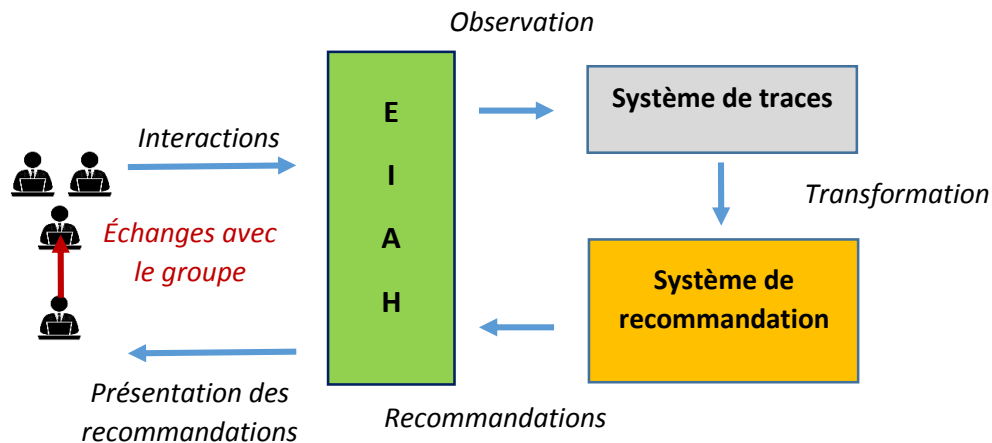


Figure 4. Approche de recommandation sociale

L'appartenance à un groupe favorise la recommandation sociale. Dans la majorité des domaines d'application des SR, le groupe est souvent choisi par l'utilisateur lui-même, tel que les "amis" dans un groupe de réseau social que l'utilisateur aurait invité. Mais dans notre contexte éducatif, le groupe n'est rien d'autre que celui d'appartenance de l'apprenant tel que sa classe ou son groupe de projet, et qu'il n'aurait pas forcément choisi. Malgré cette différence, les apprenants partagent des centres d'intérêt communs, en termes d'objectifs avec des profils proches.

1.4. Évaluation des systèmes de recommandation

1.4.1. Contexte d'évaluation

L'évaluation est une condition nécessaire pour vérifier le bon fonctionnement d'un SR.

D'abord, il y a lieu de distinguer les évaluations dans deux contextes différents : celui d'une utilisation réelle où les SR de recommandation agissent sur des vrais utilisateurs, et celui des expériences menées dans le cadre de recherches.

Pour le premier cas, celui d'une utilisation réelle, les SR peuvent être évalués par :

- Un retour d'expérience utilisateur : les utilisateurs peuvent évaluer la qualité des recommandations qui leur ont été proposées, généralement mesurées par des questionnaires ;
- Une évolution du chiffre d'affaire.

Alors que pour le deuxième cas se rapportant aux recherches, l'approche doit être évidemment différente. Des expériences doivent être menées pour vérifier les modèles proposés.

1.4.2. Types d'expérimentations

Pour expérimenter de nouvelles approches de recommandation, le problème qui se pose est celui des données et des utilisateurs, mais les données constituent la clé de voute pour mener ces expérimentations. Les différentes approches d'expérimentation font soit appel à des utilisateurs qui vont interagir avec le système, et produire ainsi des données exploitables, soit nécessitent de trouver des données déjà générées par des utilisateurs sur d'autres systèmes similaires.

Dans la littérature, on distingue trois modes d'expérimentations (Lemdani, 2016 ; Haydar, 2014 ; Beel et al., 2013 ; Shani et Gunawardana, 2011), ils sont présentés ci-dessous.

1.4.2.1. Expérimentation hors ligne (*Offline test*)

Il s'agit d'expérimentation basée sur des jeux de données (Datasets), qui peuvent être téléchargés à partir de sites de référence. Ces jeux de données sont partagés par une communauté dans l'objectif de favoriser la recherche. Dans le domaine des SR on peut

citer l'exemple de MovieLens, qui est une base d'environ 8500 films et plus de 11 millions d'évaluations d'utilisateurs¹⁷.

Ce mode présente l'avantage de ne pas être couteux en temps, puisqu'il n'engendre pas un temps de recueil de données. Il offre aussi la possibilité de refaire plusieurs fois l'expérimentation en ajustant éventuellement à chaque fois les paramètres des algorithmes. Mais, il présente l'inconvénient de requérir les données qui doivent être bien adaptées aux objectifs et aux exigences de l'expérimentation.

1.4.2.2. Expérimentation sur un échantillon d'utilisateurs (User study)

C'est un mode qui consiste à récupérer les données après avoir fait interagir avec le système un échantillon d'utilisateurs, généralement recruté, voire payé.

Comparée à une expérimentation hors ligne, ce mode présente l'avantage de recueillir des données bien adaptées aux objectifs de l'expérimentation, mais il exige plus de temps pour récupérer ces données. Il présente également l'inconvénient d'atténuer la crédibilité des résultats.

1.4.2.3. Expérimentation en ligne (Online test)

Quant à ce mode d'expérimentation, il est mené avec des utilisateurs qui utilisent le système dans des situations réelles, ce qui engendre des résultats plus crédibles. Comme pour les expérimentations sur échantillon d'utilisateurs, il exige cependant un temps conséquent pour la mise en œuvre. Malgré cela, ce mode d'expérimentation reste l'une des meilleures approches.

1.4.3. Critères d'évaluation d'un SR

Pour évaluer un SR on distingue deux critères essentiels :

- La qualité des recommandations : leur adéquation par rapport aux attentes et aux préférences des utilisateurs ;
- La complétude des recommandations : le nombre d'items recommandés par rapport au nombre total des items pertinents du système, c'est-à-dire qui sont potentiellement recommandables.

¹⁷ Grouplens.org

Il existe plusieurs caractéristiques pour définir une recommandation de qualité. Beel & al. (2013) résumant ces caractéristiques en ce qui suit :

- La précision : traduit la capacité du SR de répondre aux besoins, aux préférences et aux objectifs de l'utilisateur. Un bon SR est celui qui produit les recommandations les plus pertinentes vis-à-vis de chaque utilisateur. Sachant que les besoins, les préférences et les objectifs des utilisateurs sont différents, le système doit être capable de les détecter avant de proposer des recommandations pertinentes.
- La satisfaction de l'utilisateur : à première vue on peut imaginer qu'un SR précis est automatiquement satisfaisant. Cependant, ce n'est pas le cas d'un SR qui prend beaucoup de temps pour recommander, ou également qui recommande des items évidents. Donc le facteur satisfaction peut être perçu différemment par l'utilisateur.
- La satisfaction du fournisseur de la recommandation : nous pouvons dire que si les utilisateurs sont satisfaits, le fournisseur le sera également. Ceci n'est pas forcément vrai, puisque le fournisseur peut avoir des intérêts qui peuvent influencer les recommandations. Par exemple dans un site commercial, le système peut recommander des produits à marge bénéficiaire plus élevée, ou pour un site web d'actualité le système peut recommander des articles plus longs pour retenir les utilisateurs plus longtemps.

Knijnenburg et Willemsen (2015) appuient ces idées en confirmant que l'évaluation des SR ne se contente plus d'une simple précision, mais elle va au-delà en considérant d'autres facteurs tels que l'utilisabilité, la satisfaction et l'utilité perçue par l'utilisateur.

1.4.4. Mesures utilisées pour l'évaluation d'un SR

Avant de détailler les mesures utilisées pour évaluer un SR, notons qu'à travers les échanges des utilisateurs avec les systèmes, quatre classes de données peuvent être engendrées relativement aux items :

- Les items recommandés : ceux générés par l'algorithme de recommandation
- Les items recommandés pertinents : ceux générés par l'algorithme de recommandation et appréciés par l'utilisateur

- Les items non recommandés : ceux non générés par l'algorithme de recommandation
- Les items pertinents non recommandés : ceux non générés par l'algorithme de recommandation et appréciés par l'utilisateur

Dans le domaine de la recherche et de la classification de données, un principe statistique est souvent utilisé pour distinguer les éléments pertinents. Le schéma ci-dessous illustre ce principe :

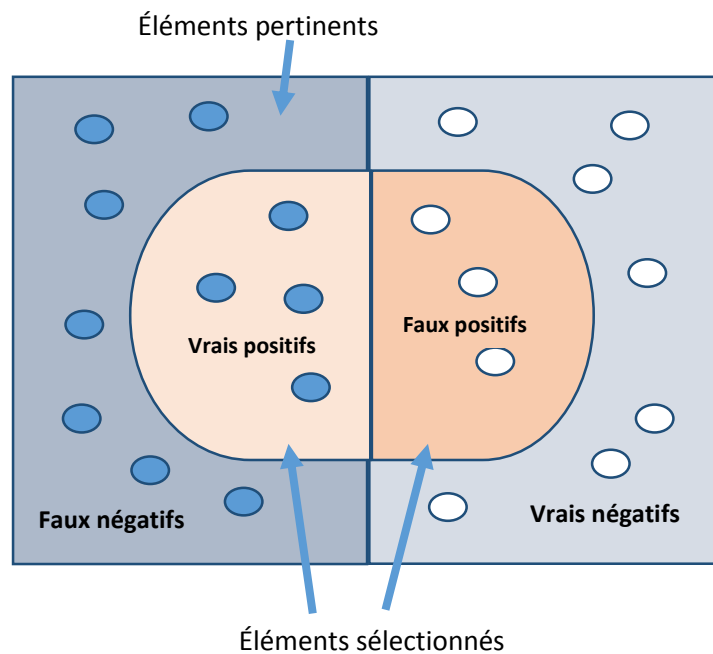


Figure 5. Schéma de classification de données¹⁸

Dans le cas d'un SR, un élément sélectionné est un élément recommandé. Le bloc "positif" traduit l'ensemble des éléments recommandés, alors que le bloc "négatif" se rapporte aux éléments non recommandés. Dans l'ensemble, certains éléments ont été jugés pertinents, et d'autres non.

Cette classification est composée de quatre classes :

- Faux négatifs : correspond aux éléments non recommandés mais pertinents ;
- Vrais négatifs : correspond aux éléments non recommandés non pertinents ;
- Vrais positifs : correspond aux éléments recommandés et pertinents ;
- Faux positifs : correspond aux éléments recommandés mais non pertinents.

¹⁸ Wikipedia.org

De cette classification découlent les principaux indicateurs et mesures utilisés dans les systèmes de recommandation, essentiellement : la précision et le rappel (Burke, 2007 ; Isinkaye et al., 2015 ; Portugal et al., 2017)

Notons que la pertinence dans un système de recommandation est illustrée par un jugement recueilli de la part de l'utilisateur, il peut s'agir d'une appréciation positive sur une ressource (appelée couramment "like"), d'un vote, d'un calcul du nombre de consultations, etc.

1.4.4.1. Précision (Precision)

Correspond au nombre d'éléments pertinents recommandés par rapport au nombre total des éléments recommandés.

$$\text{Précision} = \frac{\text{Nbr d'éléments recommandés pertinents}}{\text{Nbr d'éléments recommandés}}$$

La précision exprime la pertinence des résultats. Elle est associée à la qualité des recommandations.

1.4.4.2. Rappel (Recall)

Correspond au nombre d'éléments pertinents recommandés par rapport aux nombre total des éléments pertinents.

$$\text{Rappel} = \frac{\text{Nbr d'éléments recommandés pertinents}}{\text{Nbr d'éléments pertinents}}$$

Le rappel exprime la complétude des recommandations, c'est-à-dire combien d'éléments le système a été capable de recommander parmi ceux qui sont potentiellement recommandables.

1.4.4.3. F-mesure (F-measure)

Étant donné que les deux indicateurs précision et rappel sont des ratios, on utilise une moyenne harmonique pour les combiner. Il s'agit de la F-mesure.

$$F - \text{mesure} = 2 * \frac{\text{précision} * \text{recall}}{\text{précision} + \text{recall}}$$

Synthèse

Les EIAH sont des environnements qui favorisent la personnalisation de l'apprentissage, grâce aux automatismes qu'ils proposent et l'intégration des nouvelles technologies. Les tuteurs intelligents en sont un exemple, du fait qu'ils complètent et assistent le tutorat humain dans la mission d'aider, d'accompagner et d'orienter l'apprenant.

Toujours dans un objectif de personnalisation, les systèmes de recommandation ont été également introduits dans le domaine éducatif, à l'instar des autres domaines tels que le e-commerce, où ces systèmes ont connu un grand succès, et suscité un intérêt particulier de la part des chercheurs, qui ont essayé d'améliorer les approches pour obtenir de meilleures recommandations, et aussi pour adapter ces approches aux différents domaines.

À chaque fois qu'une nouvelle approche de recommandation est proposée, des évaluations à travers des expérimentations devaient être faites en utilisant les différents indicateurs et mesures comme la précision et le rappel, tout en faisant le bon choix du mode d'expérimentation.

Chapitre 2 : Hybridation des méthodes de filtrage pour l'amélioration des recommandations

Chapitre 2 : Hybridation des méthodes de filtrage pour l'amélioration de recommandation

Introduction

Les méthodes de filtrage sont des techniques sous-jacentes aux systèmes de recommandation. Elles représentent concrètement les algorithmes appliqués pour filtrer l'information et déterminer celles qui peuvent intéresser l'utilisateur. Ce sont donc des algorithmes qui permettent de prédire les items qui peuvent potentiellement être recommandés aux utilisateurs.

Ce chapitre sera consacré à la présentation des différentes méthodes de filtrage, en s'arrêtant particulièrement sur le procédé d'hybridation de ces méthodes qui permet d'améliorer les recommandations et de palier certaines limites dues à leur utilisation simple.

Nous donnerons également une vue globale sur notre contribution en justifiant certains choix, et nous terminerons par présenter les méthodes de calcul pour les méthodes de filtrages retenues.

2.1. Les méthodes de filtrage

2.1.1. Généralités sur les méthodes de filtrage

2.1.1.1. Éléments de base des systèmes de filtrage

Les SR utilisent les interactions entre l'utilisateur et le système pour recueillir les informations utiles pour les recommandations. Ces informations recueillies doivent par la suite faire l'objet d'un filtrage afin d'extraire l'information pertinente voulue.

Il existe plusieurs types d'informations à recueillir, elles s'articulent autour des deux éléments suivants (Ricci et al., 2011) :

- L'utilisateur : c'est l'acteur principal d'un SR. Les utilisateurs peuvent présenter des caractéristiques très différentes, et leur modélisation (profil utilisateur) dépend de la méthode et de la technique de recommandation utilisée ;
- L'item : il est au cœur du SR. Comme nous l'avons défini dans le chapitre précédent, il représente l'élément final à recommander pour un utilisateur donné. Un item peut avoir une description plus ou moins complexe selon le

domaine. Ricci et al. rapportent dans l'ouvrage "Recommender system handbook" (Ricci et al., 2011) des exemples d'items qui présentent une complexité faible comme les pages web, les actualités (news) et les livres et les films. Certains items présentent une complexité moyenne comme les appareils numériques. D'autres items présentent une complexité élevée comme les polices d'assurances, les investissements financiers, les voyages et les offres d'emploi.

Les méthodes de filtrage constituent donc le noyau des SR, elles sont implémentées sous forme d'algorithmes pour faire fonctionner les moteurs de recommandation.

Adomavicius et al. (2005) ont présenté une définition plus formelle à la notion de filtrage : soient U l'ensemble des utilisateurs, I l'ensemble des items, et f la fonction d'utilité des items pour les utilisateurs :

$$f : U \times I \rightarrow R$$

Où R est un ensemble totalement ordonné, c'est dire sur lequel on peut associer une relation d'ordre et les éléments sont toujours comparables.

Pour chaque utilisateur $u \in U$, nous devons choisir l'item $i' \in I$ qui maximise la fonction d'utilité :

$$\forall u \in U, \quad i'_c = \arg \max_{i \in I} f(u, i)$$

Les SR procèdent à une comparaison du profil de l'utilisateur à certaines caractéristiques de référence correspondant à l'utilisateur lui-même, à l'item ou aux autres utilisateurs (Tewari, 2020 ; Bobadilla et al., 2013).

La notion du profil utilisateur a une importance particulière pour les méthodes de filtrage, le cas du profil de l'apprenant sera détaillé plus loin dans ce chapitre. Pour déterminer ce profil de l'utilisateur, il est nécessaire de recueillir certaines informations en suivant deux approches (Bobadilla et al., 2013 ; Ricci et al., 2011) :

- Recueil explicite : demander à l'utilisateur de remplir certaines informations le décrivant lui-même ou décrivant un item, ou bien lui demander d'évaluer un item avec un "like" ou un vote, etc. ;

- Recueil implicite : observer le comportement de l'utilisateur vis-à-vis des items, tel que l'observation des items consultés ou achetés, le temps et/ou la fréquence de leur consultation, etc.

Il faudra aussi déterminer les caractéristiques des items à considérer, et qui permettront de déterminer les préférences et les centres d'intérêts de l'utilisateur, et en conséquence son profil. Ceci dépend du domaine d'application, par exemple sur un site proposant des films, les caractéristiques peuvent être le genre du film, la langue, etc. Dans un domaine éducatif, elles peuvent être le type de la ressource pédagogique (par exemple document ou capsule vidéo), la langue de la ressource, etc.

Dans notre travail de recherche consistant à recommander des ressources pédagogiques, il a fallu faire un travail plus profond pour déterminer les caractéristiques de ces ressources.

2.1.1.2. Les notations utilisées par les méthodes de filtrage

Les méthodes de filtrage utilisent les notations recueillies de la part des utilisateurs vis-à-vis des items. Il existe différents types de notations, Ricci et al. dans "Recommender system handbook" (Ricci & al., 2011) ont présenté les plus importantes, voici celles se rapportant au contexte des interactions explicites :

- Valeur numérique : telle qu'un système de vote proposant des valeurs, par exemple, de 1 à 5 ;
- Valeur ordinale : traduisant un degré d'appréciation telle que beaucoup, moyen, médiocre, etc. ;
- Valeur binaire : résultats d'une appréciation à double valeurs tels que like/dislike, bon/mauvais, etc. ;
- Valeur unaire : indiquant par exemple que l'utilisateur a consulté un item. À la différence d'une valeur binaire, l'absence d'une évaluation indiquerait que le système n'a pas d'information concernant cet item ;
- D'autres formes d'évaluation consistent à analyser des termes (tags) laissés par l'utilisateur en commentant un item, par exemple : écrire qu'un item est peu intéressant ou qu'il est trop cher.

Dans un contexte de recueil d'information implicite, le système doit inférer l'opinion ou le besoin de l'utilisateur sur la base des traces enregistrées. Par exemple, si un apprenant écrit sur un forum intégré au système, peut être plusieurs fois, "initiation en Java", le SR peut lui proposer des ressources se rapportant aux notions de base en Java.

2.1.1.3. Profil de l'apprenant

La notion du profil de l'utilisateur est une notion centrale dans les systèmes de recommandation, puisque les méthodes de filtrage doivent baser leurs algorithmes sur une comparaison de l'item à recommander avec le profil de l'utilisateur qu'il faut déterminer au préalable. La notion peut différer selon le domaine d'application et les objectifs globaux de la recommandation.

Dans le domaine éducatif, on parle du profil de l'apprenant (Jean-Daubias, 2011 ; Ounnas et al., 2006). Celui-ci a fait l'objet d'une description bien détaillée à travers des modèles proposés en la matière (Pavlov et Paneva, 2006 ; Wei et Yan, 2009) :

- IEEE PAPI : Public and Private Information for Learners, proposé par IEEE¹⁹ ;
- IMS LIP : Learner Information Package, proposé par IMS Global Learning Consortium²⁰.

Les deux modèles se rejoignent essentiellement dans une description du profil de l'apprenant à travers les éléments suivants :

- Informations personnelles (Personal information) : information décrivant l'apprenant (données biographiques et démographiques) ;
- Préférences (Preference) : les préférences de l'apprenant qui peuvent améliorer l'interaction homme-machine (langues, handicap, etc) ;
- Performances (Performance) : compétences, connaissances et capacités acquises par l'apprenant ;
- Portfolio : travaux de l'apprenant et résultats académiques accordés à l'apprenant par des autorités reconnues (diplômes, qualifications, certifications, etc.) ;
- Objectifs (Goal) : carrière future et autres objectifs et aspirations d'un apprenant ;

¹⁹ ieeexplore.ieee.org

²⁰ imglobal.org

- Sécurité (Security) : identifiants de sécurité de l'apprenant (code, mots de passe, etc.) ;
- Information relation (Relation information) : les relations reliant l'apprenant aux autres apprenants dans le système.

2.1.1.4. Métadonnées des objets d'apprentissage

Les ressources pédagogiques proposées aux apprenants constituent ce qu'on appelle les objets d'apprentissage. Leur description a fait l'objet de plusieurs standards afin de les uniformiser pour assurer une interopérabilité entre les systèmes de gestion de l'apprentissage (LMS ou Learning Management System) (Prpitsch et Veith, 2006). Ces descriptions font l'objet de ce qu'on appelle les métadonnées des objets d'apprentissage (LOM ou Learning Object Metadata). Les standards qui s'y sont intéressés sont (Roy et al., 2010) :

- IEEE LOM ;
- CanCORE LOM ;
- Dublin CoreMetadata.

Ces standards décrivent un objet d'apprentissage par les éléments suivants (Gomez de Regil, 2004 ; Roy et al., 2010):

- Général (General) : décrit les caractéristiques d'une ressource (titre, langue, description, etc) ;
- Cycle de vie (Life cycle) : décrit l'évolution d'une ressource (versions) ;
- Méta-métadonnées (Meta-metadata) : décrit les schémas des métadonnées utilisées pour décrire une ressource, c'est pour assurer l'interopérabilité entre les LMS ;
- Technique (Technical) : décrit les caractéristiques techniques d'une ressource (format, taille, etc) ;
- Éducatif ou pédagogique (Educational) : décrit les caractéristiques pédagogiques d'une ressources (type de la ressource, niveau requis, etc) ;
- Droits (Rights) : décrit les conditions d'utilisation d'une ressource (licences, droits d'auteur, etc) ;

- Relations (Relationship) : décrit les relations qui peuvent relier des ressources entre elles ;
- Annotation ou commentaire (Annotation) : décrit les commentaires qui peuvent être associés à une ressource, par exemple son utilisation ;
- Classification (Classification) : assigne le vocabulaire nécessaire pour pouvoir classer les ressources (discipline, prérequis, objectifs pédagogiques, etc).

2.1.2. Classification des différentes méthodes de filtrage

Selon l'élément principal sur lequel elles sont basées, et selon le principe de calcul de similarité utilisé, on distingue plusieurs méthodes de filtrage, dont plusieurs classifications ont été données dans la littérature (Leblay, 2016 ; Lemdani, 2016 ; Tadlaoui et al., 2015 ; Haydar, 2014 ; Ricci et al., 2011). Les grandes catégories sont :

- Le filtrage à base de contenu : il met l'item au centre de la recommandation en lui attribuant une description, et il recommande à l'utilisateur les items qui présentent une similarité ;
- Le filtrage collaboratif : il considère l'utilisateur dans un cadre social, et lui recommande les items préférés par les autres utilisateurs présentant des points communs avec lui ;
- Le filtrage hybride : il consiste à mixer deux ou plusieurs types de filtrage pour remédier à certaines insuffisances ou parfois pour améliorer les recommandations.

Des classifications plus détaillées ont été rapportées dans la littérature, elles se rejoignent essentiellement dans celle donnée par Isinkaye et al. (2015) et dont voici la description :

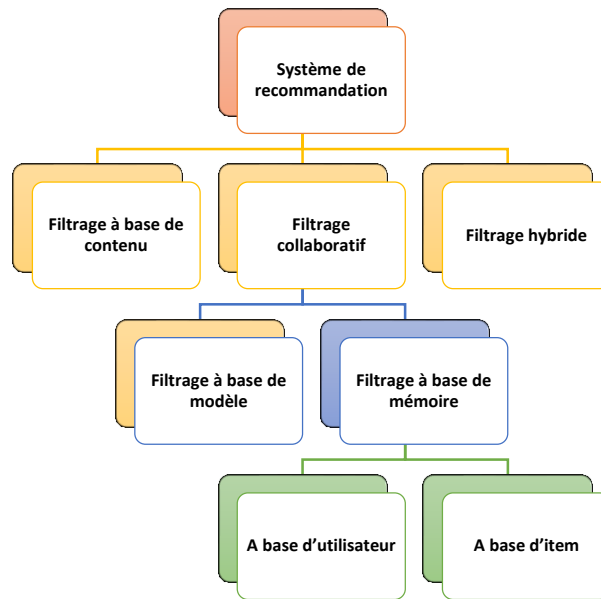


Figure 6. Classification des méthodes de filtrage

2.1.2.1. Filtrage à base de contenu (Content-based filtering)

C'est une technique qui propose à un utilisateur, en tenant compte de son profil, les items ayant les mêmes valeurs correspondant à un ensemble d'attributs qui les décrivent. Plus précisément, chaque item est décrit par une liste d'attributs (métadonnées), et à force que l'utilisateur consomme, apprécie ou consulte des items, le système sera capable de déterminer son profil en termes de préférences, après quoi il pourra lui proposer les autres items qui s'approchent le plus de son profil (de Gemmis et al., 2011). Par exemple un apprenant qui a l'habitude de consulter des ressources pédagogiques en anglais, le système peut apprendre à lui recommander des ressources dans cette langue. La comparaison se fait normalement sur la base d'un ensemble de critères retenus selon les objectifs du SR. La figure suivante donne une idée générale sur cette méthode de filtrage :

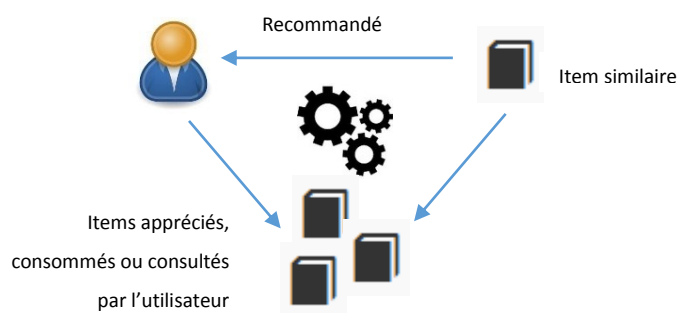


Figure 7. Filtrage à base de contenu

Une limite de cette technique est qu'elle ne peut pas présenter à l'utilisateur les catégories d'items en dehors des celles qui l'a l'habitude de consulter. Si un nouvel item avec de nouveaux attributs entre dans le catalogue, le système ne pourra pas le recommander immédiatement. Le problème peut être résolu avec la méthode du filtrage collaboratif.

2.1.2.2. Filtrage collaboratif (Collaborative filtering)

C'est une des techniques qui a trouvé le plus d'applications. Elle considère l'utilisateur dans un cadre de groupe, et lui propose les items qu'il n'a pas évalués auparavant, mais que les autres membres de son groupe ont déjà évalués. L'idée de cette méthode de filtrage est que la note d'un utilisateur u pour un nouvel item i est susceptible d'être similaire à celle d'un autre utilisateur v , si u et v ont évalué d'autres articles de la même manière (Resnick et al., 1994). En d'autres termes, les utilisateurs commencent par attribuer une note aux items et définissent ainsi leurs profils, un calcul de similarité est alors effectué entre les différents profils pour proposer à un utilisateur les items non encore évalués, mais que les autres utilisateurs qui lui sont proches ont déjà éventuellement appréciés.

La figure suivante explique le filtrage collaboratif d'une manière simplifiée :

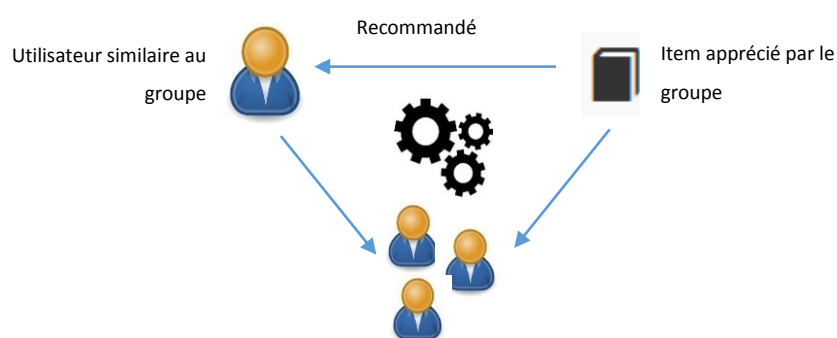


Figure 8. Filtrage collaboratif

Le filtrage collaboratif peut apporter des solutions à certains problèmes relatifs au filtrage à base de contenu. Par exemple, l'absence de descriptions (absence de contenu) pour un item empêche sa recommandation avec la méthode à base de contenu, par contre cet item peut être recommandé avec la méthode collaborative s'il a été évalué par d'autres utilisateurs. C'est-à-dire qu'avec l'approche de filtrage collaboratif des items peuvent être recommandés en se basant sur l'évaluation donnée par les pairs au

lieu de se baser sur le contenu (Desrosiers et Karypis, 2011). En conséquence, le filtrage collaboratif peut recommander des items différents à un utilisateur, contrairement au filtrage à base de contenu qui ne peut recommander que les items similaires à ceux déjà évalués.

L'objectif de cette méthode de filtrage peut être soit de proposer à l'utilisateur des items qu'il n'a jamais évalués, ou parfois de déduire ce que serait l'évaluation d'un utilisateur pour un item, si celui-ci a déjà été évalué par son groupe.

Cette distinction nous ramène donc à définir deux sous-catégories : filtrage à base de mémoire (memory-based filtering) pour le premier cas, et filtrage à base de modèle (model-based filtering) pour le deuxième, qui seront détaillées dans les titres qui sont détaillées dans la suite.

2.1.2.3. Filtrage à base de modèle (model-based filtering)

Une des formes de représentation des données d'un SR est la matrice utilisateur/item. Elle met en lignes/colonnes les utilisateurs et les items, et à l'intersection les scores relatifs à l'évaluation ou l'appréciation de chaque utilisateur pour chaque item. Le tableau 1 en donne un exemple pour une évaluation à valeur numérique :

Tableau 1. Exemple de matrice utilisateur/item

	Item1	Item2	Item3	Item4	Item5
Utilisateur A	3	2	?	4	3
Utilisateur B	1	2	1	5	?
Utilisateur C	1	3	3	?	5
Utilisateur D	2	?	2	3	3

Le filtrage à base de modèle tente de compléter la matrice utilisateur/item, en prévoyant la note d'un item non évalué auparavant par un utilisateur (Aditya et al., 2016).

Cette méthode utilise les algorithmes d'apprentissage pour prévoir les notes manquantes, entre autres les réseaux de neurones ou les réseaux bayésiens.

2.1.2.4. Filtrage à base de mémoire (memory-based filtering)

Ce mode de filtrage recommande un item à un utilisateur en fonction des notes attribuées par les autres utilisateurs à ce même item. Les utilisateurs considérés sont les N-plus proches voisins (Oufaida et Nouali, 2008), c'est pour cette raison que cette

méthode de filtrage est également appelée méthode de voisinage (neighborhood-based method) (Desrosiers et Karypis, 2011).

Le filtrage à base de mémoire utilise la matrice utilisateur/item en faisant des calculs de similarité afin de recommander un item à un utilisateur qu'il n'a pas évalué auparavant.

En conséquence, les techniques utilisées pour ce mode de filtrage sont basées sur le calcul de similarité et des distances : Corrélation de Pearson, similarité Cosinus, Coefficient de Jaccard, distance Euclidienne, etc. (Gong et al., 2009).

Du fait que les utilisateurs habituellement n'évaluent que peu d'items, la matrice utilisateur/item souffre souvent du problème de rareté de données (sparsity), ce qui pose problème au filtrage à base de mémoire. Ce mode de filtrage souffre également d'un autre problème celui de la massification des données (scalability), lorsque le nombre d'utilisateurs et d'items évoluent en ayant un manque de notation. La méthode de filtrage à base de modèle peut apporter des solutions à ces deux problèmes, mais néanmoins elle nécessite des ressources importantes en temps et en mémoire pour développer et implémenter le modèle (Aditya et al., 2016). C'est pour cela que certains chercheurs ont tenté de mixer les deux méthodes pour améliorer leurs systèmes de recommandation (Aditya et al., 2016 ; Gong et al., 2009).

Notons enfin que dans le cas du filtrage à base de mémoire, si on considère la similarité entre les utilisateurs on parle d'un filtrage à base d'utilisateur (user-based filtering), et si on considère la similarité entre les items évalués par ces utilisateurs, on parle d'un filtrage à base d'item (item-based filtering).

2.1.3 Limites des méthodes de filtrage

Les méthodes de filtrage présentent certaines limites, telles que :

- Le démarrage à froid (Cold start) : fait référence à la difficulté d'amorcer le système de recommandation dans le cas d'un nouvel utilisateur ou d'un nouvel item (Herce-Zelaya et al., 2020). Il s'agit d'un problème dont souffre essentiellement le filtrage collaboratif qui repose sur les interactions utilisateurs/items. Le filtrage à base de données peut aussi souffrir de ce problème au moment d'avoir des utilisateurs qui n'ont encore évalué aucun item dans le système (Guo, 2012) ;

- La densité des données : ou rareté des données (sparsity), provient du fait que les utilisateurs n'évaluent qu'un nombre limité d'items, ce qui rend la matrice utilisateur/items peu exploitable. C'est un problème causé par le nombre insuffisant de transactions et données de rétroactions (feedback) (Chen et al., 2011 ; Guo, 2012) ;
- La massification (scalability) : le calcul des recommandations peut être très coûteux, il croît proportionnellement avec le nombre des utilisateurs et des items. Ceci rend difficile de fournir des recommandations dans des délais raisonnables. C'est un problème dont souffrent essentiellement les méthodes basées sur la recherche des plus proches voisins (Georgiou et Tsapatsoulis, 2010).

Ces problèmes sont souvent atténués par l'hybridation de deux ou plusieurs approches. Cette hybridation permet aussi d'augmenter la qualité des recommandations, ce que nous cherchons à faire dans ce travail.

2.2. Hybridation des méthodes de filtrage

2.2.1. Intérêt de l'hybridation

L'hybridation des méthodes de filtrage consiste à combiner, de plusieurs façons, deux ou plusieurs méthodes à la fois pour produire des recommandations.

Selon l'étude bibliographique, la combinaison de plusieurs approches de filtrage permet de dépasser les limites des méthodes de filtrages utilisées séparément, mais aussi d'améliorer la qualité des recommandations (Paradarami et al., 2017 ; Lemdani, 2016 ; Isinkaye et al., 2015 ; Berkani et al., 2013 ; Burke, 2007).

Comme exemple de travaux de recherche qui ont proposé des approches de recommandation hybrides, nous citons les travaux de Paradarami et al. (2017) qui ont montré empiriquement sur le jeu de donnée Yelp Academic Dataset²¹, que l'approche hybride est une solution très prometteuse par rapport à la méthode de filtrage collaboratif à base de mémoire.

Gong et al. (2009) ont proposé une approche hybride combinant les deux méthodes de filtrage collaboratif à base de mémoire et à base de modèle, ceci pour pallier aux

²¹ yelp.com/dataset

problèmes de rareté de données et de massification. Ils ont testé leur approche sur le jeu de donnée MovieLens²², et ils ont confirmé que leur approche hybride peut fournir une meilleure recommandation qu'un simple filtrage collaboratif.

Dans le domaine éducatif, plusieurs travaux ont également tenté de proposer des approches de recommandation hybride en vue de donner les solutions qui s'adaptent le mieux avec les besoins, les centres d'intérêt et les préférences des apprenants. Berkani et al. (2013) ont présenté une approche hybride combinant les filtrages à base de contenu et collaboratif, pour recommander des ressources en considérant les objectifs, les besoins, les centres d'intérêt et les préférences des apprenants. Leur étude a été menée dans un contexte éducatif informel.

Un autre intérêt de l'hybridation de plusieurs méthodes de filtrage est celui d'améliorer la qualité et la pertinence des recommandations. Ceci peut être une conséquence de l'atténuation des limites associées aux différentes méthodes lorsqu'elles sont appliquées seules.

2.2.2. Les différents types d'hybridation

Il existe plusieurs façons pour utiliser conjointement des méthodes de filtrage. On distingue sept types d'hybridation dans la littérature (Lemdani, 2016 ; Burke, 2007) :

- **Pondérée (Weighted)** : Les scores des différentes approches de recommandation sont pondérés (combinés numériquement) ;
- **Technique d'alternance (Switching)** : Le système choisit parmi les approches de recommandation et applique celle sélectionnée ;
- **Mixte (Mixed)** : Les recommandations des différentes approches sont présentées ensemble ;
- **Combinaison de fonctionnalités (Feature Combination)** : Les caractéristiques dérivées de différentes sources de connaissances sont combinées et données à un algorithme de recommandation unique ;
- **Augmentation des fonctionnalités (Feature Augmentation)** : La sortie d'une technique est utilisée comme fonction d'entrée dans une autre ;

²² grouplens.org/datasets/movielens/

- **Cascade:** Technique hiérarchique, une technique inférieure dans la hiérarchie ne peut inverser la décision de celle qui lui est supérieure, elle ne peut que l'améliorer ;
- **Méta-niveau (Meta-level) :** Une technique de recommandation est appliquée et produit une sorte de modèle, qui est ensuite utilisé par la technique suivante.

2.3. Présentation de notre contribution

2.3.1. Contexte général et motivation

Notre travail de recherche s'inscrit globalement dans le contexte de la personnalisation dans les EIAH. Pour une meilleure personnalisation, nous nous sommes intéressés à l'utilisation des systèmes de recommandation, dans l'objectif d'approcher les ressources pédagogiques proposées par le système d'apprentissage aux profils des apprenants et leurs préférences. Nous partons de l'hypothèse que si les caractéristiques d'une ressource pédagogiques sont proches des préférences de l'apprenant, il sera encouragé dans son processus d'apprentissage en étant plus engagé.

L'étude des recherches sur les SR et particulièrement ceux utilisés pour la personnalisation dans les EIAH a révélé plusieurs points qui nous ont intéressés et dont voici une synthèse :

- L'existence de deux grandes approches de personnalisation dans les EIAH : comme nous l'avons présenté dans le premier chapitre, une première approche axée sur l'apprenant et qui propose une personnalisation considérant ses spécificités indépendamment de son groupe d'appartenance (Leblay, 2016 ; Aher et Lobo, 2013 ; Salehi et Kmalabadi, 2012). Et une deuxième approche qui considère l'apprenant dans un cadre social, et privilégie les échanges entre les apprenants pour dégager les similarités entre eux, et enfin leur adapter le processus d'apprentissage (Tadlaoui, 2018 ; Ghennane, 2015 ; Tadlaoui et al., 2015) ;
- Le manque d'études appliquant les SR dans le domaine éducatif par rapport aux autres domaines tels que le e-commerce ;

- L'hybridation des méthodes de filtrage apportent de considérables améliorations aux SR quant aux limites dont souffrent ces méthodes lorsqu'elles sont appliquées seules, et aussi quant à l'augmentation de la pertinence des recommandations ;
- La majorité des approches de recommandation proposées, notamment les cas d'hybridation, sont testés sur les jeux de données existants. Certes ceci représente l'avantage de pouvoir simuler rapidement les approches proposées et vérifier leur validité, et pouvoir aussi les ajuster et les perfectionner, mais l'obstacle est celui de trouver des données qui correspondent le mieux au contexte de l'étude. Peu d'études sont menées sur des groupes d'utilisateurs réels, la chose qui s'avère coûteuse en temps et en effort de développement des plateformes.

Notre motivation principale est celle d'aller vers la proposition d'un environnement destiné à servir les apprenants dans un mode d'apprentissage hybride combinant le présentiel et le distanciel (Blended learning). Cet environnement doit être capable d'offrir aux apprenants un apprentissage personnalisé, en vue surtout de les aider à combler les lacunes cumulées éventuellement lors du mode d'enseignement en présentiel.

La situation de l'enseignement supérieur privé au Maroc présente explicitement ce besoin, puisque chaque année plusieurs étudiants sont admis directement à différents niveaux. Cette population présente une hétérogénéité qui est à l'origine d'une grande difficulté pour pouvoir les aligner progressivement sur un même niveau. Une solution à proposer est celle d'offrir à ces étudiants un environnement dans lequel ils peuvent retrouver des ressources complémentaires leur permettant d'améliorer leur niveau. Ces ressources doivent prendre en compte le besoin de chaque apprenant, ses centres d'intérêts et aussi ses préférences.

2.3.2. Notre contribution

Notre contribution consiste à proposer une approche de personnalisation dans un EIAH, en utilisant un SR hybride combinant les deux méthodes de filtrage à base de contenu et de filtrage collaboratif, pour proposer des ressources pédagogiques en prenant en compte les préférences des apprenants.

L'hybridation des deux méthodes de filtrage citées, émane du fait que nous avons jugé que la prise en compte de l'apprenant seul pour assurer les recommandations est

insuffisante. C'est la raison pour laquelle nous avons pensé à ajouter la dimension sociale et tenir compte de l'apprenant également dans le cadre de son groupe d'appartenance.

La dimension sociale découle également d'un constat qui ressort dans plusieurs études confirmant que les environnements d'apprentissage en ligne peuvent renforcer le sentiment d'isolement chez l'apprenant, ce qui peut atténuer sa motivation et peut être la cause d'abandon ou d'échec (Salihoun et al., 2014).

Comme exemple de travaux de recherche qui se sont intéressés à l'intégration de l'apprenant dans un groupe en proposant des activités et des échanges collectifs, on peut citer à titre d'exemple l'évaluation par les pairs (Bouzidi et Jaillot, 2007), et l'intégration des modules de média-sociaux dans les environnements d'apprentissage (Ghename, 2015 ; Tadlaoui et al., 2015).

Nous proposons donc une approche de recommandation sous forme d'une hybridation pondérée du filtrage à base de contenu correspondant à la prise en compte de l'apprenant d'une manière individuelle, et du filtrage collaboratif correspondant à la prise en compte de l'apprenant dans un cadre social.

Notre approche a été expérimentée sur un groupe réel d'étudiants. Nous avons mené deux expérimentations : une première qui a mis en œuvre l'approche, et une deuxième qui avait comme objectif de confirmer les résultats, et d'apporter certaines extensions. Plus de détail sur ces expérimentations sera donné dans les chapitres qui suivent.

2.3.3. Schéma global de l'approche

Pour tester notre approche, il fallait concevoir une architecture globale qui pourrait satisfaire les exigences relatives aux choix des méthodes de filtrage, et représentant le processus de recommandation désiré (Baidada, 2018 ; Baidada et al., 2018).

La figure suivante représente le schéma global de l'approche hybride.

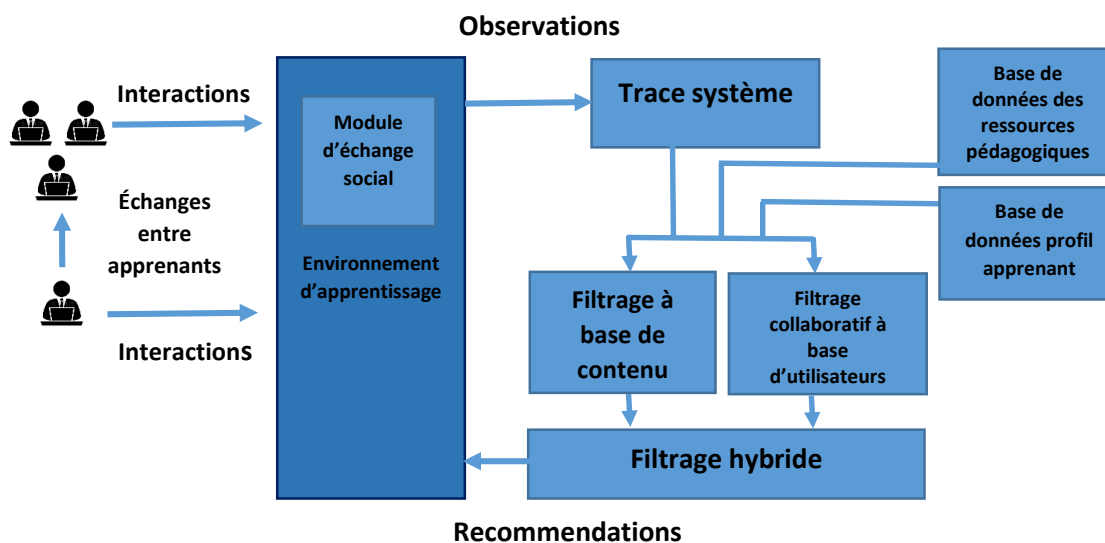


Figure 9. Schéma global de l'approche hybride

2.3.3.1. Modules de filtrage

Le système de recommandation utilisera, pour le choix d'une ressource, les traces des interactions des apprenants avec l'environnement d'apprentissage, et fera appel à deux modules de filtrage, le premier relatif au filtrage à base de contenu et qui s'intéressera aux préférences individuelles de l'apprenant, et le deuxième relatif au filtrage collaboratif prenant en compte l'intérêt de la ressource pour le groupe d'appartenance de l'apprenant. Chaque module de filtrage procédera à un calcul de score de pertinence des ressources pédagogiques, et les classera du plus pertinent au moins pertinent. Une pondération à coefficient égal de ces deux classements sera réalisée à la fin pour produire les recommandations hybrides qui seront présentées aux apprenants.

2.3.3.2. Traces système

Nous allons utiliser une méthode de collecte de données explicite qui présente l'avantage de reconstruire facilement l'historique d'un apprenant, puisque l'appréciation vis-à-vis d'une ressource pédagogique se fait directement et ne nécessite aucun traitement supplémentaire pour la déduire.

Il existe plusieurs manières d'évaluer explicitement l'appréciation d'une ressource pédagogique par un apprenant : lui demander par exemple de commenter l'item, de l'étiqueter (tag), le noter (vote), l'apprécier (like) ou encore l'ajouter comme favoris.

Nous avons décidé de tester les deux modes d'évaluation :

- Évaluation binaire : like/dislike ;
- Évaluation à choix multiple : vote sur une échelle de Likert de 1 à 5.

Les deux modes seront testés successivement, dans un premier temps le mode d'évaluation binaire, ensuite le mode d'évaluation multiple. Ceci nous permettra de vérifier l'impact du mode d'évaluation sur les différents indicateurs relatifs aux recommandations.

2.3.3.3. Base de données des ressources pédagogiques

Le système de recommandation utilisera une base de ressources pédagogiques, pour proposer celles qui intéressent le plus l'apprenant. Cette base peut contenir les ressources proposées par un enseignant dans le cadre d'un cours déterminé, mais elle pourra être continûment enrichie par des ressources proposées par les apprenants eux-mêmes à travers les échanges.

2.3.3.4. Module d'échange social

Pour avoir la composante sociale, il va falloir intégrer à l'environnement d'apprentissage un module qui assure et garanti les échanges entre les apprenants.

C'est à travers ce module qu'il sera possible aux apprenants d'échanger entre eux à propos d'un cours déterminé, et par la même occasion d'enrichir le système avec de nouvelles ressources pédagogiques qu'ils peuvent se partager entre eux.

2.4. Description des méthodes de calcul de filtrage utilisées

Dans la suite, nous allons présenter une description des méthodes de calcul des recommandations relatives aux deux méthodes de filtrage utilisées. Mais avant, nous allons présenter une description de la composante retenue pour le profil de l'apprenant, et les métadonnées choisies comme caractéristiques pour décrire les ressources pédagogiques. Nous allons présenter la méthode de calcul de similarité retenue.

2.4.1. Métadonnées choisies

Nous nous intéressons dans notre contribution à la recommandation des ressources pédagogiques qui s'alignent le plus avec les préférences de l'apprenant. Comme nous l'avons présenté dans la section 2.1.1 en relation avec la notion du profil de

l'apprenant, celui-ci a été décrit dans les modèles standards avec plusieurs éléments. Nous avons donc retenu la composante "Préférence".

Par la suite, il fallait faire un choix des métadonnées qui permettent de décrire une ressource pédagogique. Nous nous sommes référés aux standards en la matière, à savoir les métadonnées d'objets d'apprentissage (LOM, cf. 2.1.1), et nous avons retenu trois composantes qui sont en relation avec les préférences d'un apprenant, à savoir : Général (General), Technique (Technical) et Pédagogique (Educational). Il fallait aussi et pour chaque composante arrêter les éléments finaux à retenir.

Le tableau suivant donne une description plus détaillée comportant aussi les valeurs retenues pour chaque élément :

Tableau 2. Description des métadonnées retenues pour les ressources pédagogiques

Composante	Élément retenu	Valeur
Général (General)	Langue	Anglais, Français, Arabe
Technique (Technical)	Format de la ressource	Video, document (pdf, slides, ...), article Web
Pédagogique (Educational)	Type de la ressource	Cours, Tests ou exercices, Forum

2.4.2. Choix de la méthode de mesure de distance

Dans la littérature, plusieurs méthodes sont utilisées pour le calcul de la similarité ou de distance dans les systèmes de recommandation. On retient essentiellement celles relatives au coefficient de corrélation de Pearson, à la similarité Cosinus, à l'indice de distance de Jaccard, et à la distance euclidienne (Gong et al., 2009).

Le type de distance entre objets dépend directement du type de données à traiter. Les données peuvent se présenter sous la forme d'une matrice qui prend différentes formes. On distingue essentiellement les matrices à valeurs binaires ou dichotomiques, les matrices nominales, et les matrices métriques.

Pour notre contribution, les différents cas de mesure de distance que nous aurions à réaliser sont regroupés dans le tableau suivant (cf. 2.4.3) :

Tableau 3. Cas de mesure de distance pour notre contribution

	Évaluation binaire	Évaluation numérique
Filtrage à base de contenu	Vecteur profil (métrique) vs Vecteur item (binaire)	Vecteur profil (métrique) vs Vecteur item (binaire)
Filtrage collaboratif	Vecteur utilisateur (binaire) vs Vecteur utilisateur (binaire)	Vecteur utilisateur (métrique) vs Vecteur utilisateur (métrique)

Ceci nous a conduit à écarter les méthodes de corrélation, puisque nous ne cherchons pas à calculer la dépendance entre les variables, et puis à choisir la distance Euclidienne qui convient le mieux avec la majorité des cas de comparaison de distance que nous avons à effectuer, dont les vecteurs à comparer sont à valeur métriques.

2.4.3. Méthode de calcul des recommandations pour le filtrage à base de contenu

Ci-après nous présenterons les étapes de calcul des recommandations relatives au filtrage à base de contenu.

Premièrement, nous commençons par la construction de la matrice item/attribut notée I (tableau 4).

Tableau 4. Exemple d'une matrice item/attribut

	Vidéo	Document	Art. web	Cours	Exercices/Test	forum	Anglais	Français	Arabe
Item 1	0	1	0	0	1	0	0	1	0
Item 2	1	0	0	0	1	0	0	1	0
Item 3	0	1	0	1	0	0	1	0	0
Item 4	1	0	0	1	0	0	1	0	0
Item 5	0	0	1	1	0	0	0	1	0

Nous affectons à chaque item 0 ou 1 par rapport à chaque attribut. Les attributs considérés sont : Vidéo, Document, Article web, Cours, Exercice ou test, Forum, Anglais, Français, Arabe. Il est recommandé dans ce genre de représentations d'étaler les attributs en colonnes pour pouvoir avoir des valeurs numériques, au lieu de décrire littéralement un item par son attribut sous format texte, ceci pour assurer les calculs ultérieurs.

Par exemple à un item de type vidéo, cours en français, on associera le vecteur/ligne (1,0,0,1,0,0,1,0,0).

Après, nous construisons le vecteur utilisateur noté U (tableaux 5 et 6) : pour un utilisateur (apprenant) donné (actif/concerné par la recommandation) et dans le cas

d'une évaluation binaire, on affectera 1 à un item qu'il préfère, c'est-à-dire sur lequel il a fait un "like", et 0 sinon.

Tableau 5. Exemple d'un vecteur utilisateur (version binaire)

	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5
U	1	0	1	0	1

Dans le cas d'une évaluation à choix multiple (vote de 1 à 5), le vecteur pourra être comme suit :

Tableau 6. Exemple d'un vecteur utilisateur (version numérique multiple)

	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5
U	4	1	0	5	2

Ensuite, nous calculons le vecteur profil utilisateur noté P en multipliant le vecteur utilisateur U par la matrice I item/attribut :

$$P = U * I$$

Ce vecteur profil représente une projection de l'utilisateur (apprenant) par rapport aux critères décrivant les ressources pédagogiques, et représente ainsi ses préférences.

Puis nous passons au calcul des distances Euclidiennes entre P et chacune des lignes de I.

Pour notre exemple de la matrice I item/attribut et du vecteur utilisateur U, en multipliant U par I, nous obtenons le vecteur profil P suivant :

- Version binaire : $P = (0,2,0,1,1,0,1,1,0)$
- Version numérique multiple : $P = (6,4,0,0,5,0,0,5,0)$

Le calcul de distance sera alors fait entre le vecteur profil P et chacune des lignes (vecteurs) de la matrice item/attribut I :

$$\text{Distance} (P , I_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (P_k - I_{j,k})^2}$$

Avec :

- I_j : ligne j de la matrice I
- n : le nombre d'items

Pour notre exemple, le calcul des distances de P par rapport aux lignes de I donnera les valeurs suivantes (tableaux 7 et 8) :

Tableau 7. Distance Euclidienne entre P et chacune des lignes de I (version binaire)

Distance (P,I ₁)	1,73
Distance (P,I ₂)	2,65
Distance (P,I ₃)	1,73
Distance (P,I ₄)	2,65
Distance (P,I ₅)	2,45

Tableau 8. Distance Euclidienne entre P et chacune des lignes de I (version numérique multiple)

Distance (P,I ₁)	8,77
Distance (P,I ₂)	8,54
Distance (P,I ₃)	9,85
Distance (P,I ₄)	9,64
Distance (P,I ₅)	9,70

Finalement, ces distances obtenues seront classées par ordre croissant des plus faibles aux plus élevées. La recommandation correspondra aux items ayant les distances les plus faibles par rapport au profil de l'utilisateur (apprenant).

2.4.4. Méthode de calcul des recommandations pour le filtrage collaboratif

Les étapes de calcul des recommandations relatives au filtrage collaboratif sont présentées dans la suite.

Nous construisons la matrice utilisateur/item (appelée habituellement matrice d'usage, tableaux 9 et 10) : elle représente les utilisateurs en ligne et les items en colonnes, et en intersection un score. D'une manière générale ce score peut être une note attribuée par les utilisateurs, le nombre d'accès, la durée d'accès, etc. Comme nous l'avons déjà présenté, nous avons choisi pour la première expérimentation une évaluation explicite binaire : 0 ou 1 (like/dislike), et pour la deuxième une évaluation à choix multiple suivant une échelle de Likert de 1 à 5 (Vote).

En supposant que l'utilisateur A est l'utilisateur actif pour lequel le système doit calculer les recommandations, voici un exemple d'une matrice utilisateur/item :

Tableau 9. Exemple d'une matrice utilisateur/item (version binaire)

	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5	Item 6	Item 7
Utilisateur A	1	0	0	1	1	0	0
Utilisateur B	1	1	1	0	0	0	0
Utilisateur C	0	0	0	1	1	1	0
Utilisateur D	0	1	0	0	0	0	1

Tableau 10. Exemple d'une matrice utilisateur/item (version numérique multiple)

	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5	Item 6	Item 7
Utilisateur A	3	0	1	1	4	5	3
Utilisateur B	1	1	4	5	3	1	0
Utilisateur C	3	2	5	1	1	1	1
Utilisateur D	4	1	4	2	2	4	1

Après, nous procédons au calcul des distances Euclidiennes entre la ligne correspondant à l'utilisateur concerné et les autres utilisateurs.

Pour notre exemple, ceci donnera (tableaux 11 et 12) :

Tableau 11. Distance entre utilisateurs (version binaire)

Distance (A,A)	0
Distance (A,B)	2
Distance (A,C)	1,41421356
Distance (A,D)	2,23606798

Tableau 12. Distance entre utilisateurs (version numérique multiple)

Distance (A,A)	0
Distance (A,B)	7,48331477
Distance (A,C)	6,78232998
Distance (A,D)	4,12310563

Ensuite, nous calculons le score traduisant l'intérêt d'un item pour un utilisateur par la formule suivante :

$$\text{Score}(U_i, \text{item}) = \frac{\sum_{j=1}^m \text{distance}(U_i, U_j) * \text{score}(U_j, \text{item})}{\sum_{j=1}^m |\text{distance}(U_i, U_j)|}$$

Avec :

m : le nombre d'utilisateurs

Pour notre exemple, par rapport à l'utilisateur A, le système fera correspondre aux items qu'il n'a pas évalués, les scores suivants (tableaux 13 et 14) :

Tableau 13. Scores des items (version binaire)

Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5	Item 6	Item 7
évalué	0,749709	0,353965	évalué	évalué	0,250291	0,395745

Tableau 14. Scores des items (version numérique multiple)

Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5	Item 6	Item 7
évalué	1,36883	4,36883	évalué	évalué	1,672657	0,593049

Finalement, nous effectuons un classement des items par score. La recommandation correspondra aux items ayant les scores les plus élevés.

2.4.5. Méthode de calcul des recommandations hybrides

Comme nous l'avons précisé auparavant, nous avons opté pour une hybridation avec pondération des approches. Pour chacune des méthodes de filtrage utilisées, le système de recommandation donne un classement aux items. Pour le filtrage à base de contenu, le classement est donné par rapport aux distances calculées entre le vecteur profil de l'utilisateur et chaque vecteur relatif à chaque item. Pour le filtrage collaboratif, le classement est donné par rapport au score de chaque item. La recommandation finale sera faite en considérant la moyenne à coefficient égal des classements de chaque item par rapport aux deux approches.

Synthèse

Les méthodes de filtrage constituent le noyau des SR. L'implémentation de leurs algorithmes associés fait fonctionner les moteurs de recommandation. Nous avons commencé par établir une classification des méthodes de filtrage en précisant les éléments fondamentaux sur lesquels elles sont basées.

Nous avons présenté la notion de profil d'utilisateur qui est utilisée par les méthodes de filtrage. Pour les environnements d'apprentissage, il fallait décrire le profil de l'apprenant en se référant aux modèles standards existants.

Nous avons ensuite étudié les standards relatifs aux objets d'apprentissage, puisque c'est en rapprochant les métadonnées qui les décrivent par rapport au profil de l'apprenant que nous sommes capables de générer les recommandations.

En se basant sur ces concepts de filtrage, et particulièrement les approches hybrides, nous avons présenté le cadre général de notre contribution qui, rappelons-le, rentre dans le contexte de la personnalisation dans les EIAH, en utilisant un SR hybride qui combine les approches de filtrage à base de contenu et de filtrage collaboratif, pour recommander les ressources pédagogiques qui s'alignent le mieux avec les préférences des apprenants.

Chapitre 3 : Première étude - Comparaison entre les méthodes de filtrage avec une évaluation binaire

Chapitre 3

Première étude : Comparaison entre les méthodes de filtrage avec une évaluation binaire

Introduction

Après avoir effectué un état de l'art pour ce qui concerne la personnalisation dans les environnements d'apprentissage et les systèmes de recommandation, et leur utilisation dans les EIAH, nous avons présenté notre contribution consistant à proposer une approche de filtrage hybride pour améliorer la pertinence des ressources pédagogiques recommandés à des apprenants dans un environnement d'apprentissage en ligne.

Il a fallu par la suite évaluer notre approche, ceci nous a poussés à mettre en place un protocole d'expérimentation et de faire des choix sur la récupération des données, la méthodologie et les outils d'analyse des résultats.

Ce chapitre donne une vue détaillée de l'expérimentation en présentant ses objectifs, son protocole, la méthodologie d'analyse, et une interprétation des résultats.

3.1. Objectifs de l'étude

À travers l'étude des travaux sur la personnalisation dans les EIAH, nous avons soulevé l'intérêt de considérer les caractéristiques de l'apprenant seul à travers une dimension individuelle, et considérer également son groupe d'appartenance à travers une dimension sociale.

S'intéressant aussi à l'utilisation des SR pour personnaliser les environnements d'apprentissage, nous avons proposé une approche qui considère à la fois les deux dimensions individuelle et sociale de l'apprenant, en combinant les deux méthodes de filtrage à base de contenu correspondant à dimension individuelle et le filtrage collaboratif correspondant à la dimension sociale.

Améliorer les performances de recommandation est cité comme avantage de l'hybridation des méthodes de filtrage (Burke., 2007). Nous avons fait l'hypothèse que notre approche de filtrage hybride pourrait améliorer les indicateurs relatifs aux ressources pédagogiques recommandées dans un environnement d'apprentissage en ligne (Baidada, 2018 ; Baidada et al., 2018).

Pour ce faire, nous avons mené une étude, en mettant en place deux expériences pour tester dans un premier temps notre approche, et dans un deuxième temps de lui apporter certaines extensions.

Les objectifs visés pour la première expérience sont :

- Offrir aux apprenants un environnement d'apprentissage en ligne complémentaire au mode d'apprentissage en présentiel ;
- Permettre aux apprenants à travers cet environnement de faire des échanges de ressources pédagogiques se rapportant à des notions de cours qu'ils auraient appris en présentiel ;
- Permettre aux apprenants d'avoir des recommandations automatiques générées par le système qui se rapprochent le mieux de leurs préférences.
- De comparer les indicateurs relatifs à l'évaluation des approches de filtrage implémentées pour vérifier si l'approche hybride donne de meilleures recommandations que les deux autres approches de filtrage à base de contenu et de filtrage collaboratif.

3.2. Conception de l'étude et protocole de l'expérience

Pour mener notre expérience, nous avons mis en place un protocole définissant les différentes exigences relatives à nos objectifs (Baidada et al., 2020d). Nous donnons ci-après une présentation de ce protocole.

3.2.1. Choix du type de l'expérience

Comme nous l'avons déjà présenté dans le chapitre 1 (cf. 1.3.2), il existe plusieurs modes pour expérimenter un SR (Lemdani, 2016 ; Haydar, 2014 ; Beel et al., 2013 ; Shani et Gunawardana, 2011) :

- Expérimentation hors ligne portant sur des jeux de données ;
- Expérimentation menée sur un échantillon d'utilisateur ;
- Expérimentation en ligne conduite avec des utilisateurs dans un contexte d'usage réel.

L'expérimentation hors ligne consiste à tester les approches de recommandation sur des jeux de données existants. Elle présente l'avantage de ne pas être trop coûteuse en

temps, mais cependant il faut trouver le jeu de données qui correspond le mieux au contexte de l'étude.

Le choix des participants est une contrainte pour l'expérimentation sur un échantillon d'utilisateurs, puisqu'ils sont généralement recrutés, ce qui rend, d'une part, cette méthode assez coûteuse puisque ces participants sont le plus souvent rémunérés, et d'autre part ils peuvent difficilement refléter le comportement des utilisateurs réels (Lemdani, 2016 ; Haydar, 2014).

Face au manque de jeux de données concernant le contexte éducatif et qui peuvent être adaptés au contexte de notre étude, nous avons opté pour une expérimentation en ligne avec un groupe réel d'utilisateurs. Ce mode d'expérimentation reste coûteux en temps, puisqu'il nécessite dans un premier temps la conception et la réalisation d'une plateforme répondant aux exigences de l'étude, et dans un deuxième temps de laisser aux utilisateurs suffisamment de temps d'interagir avec le système pour récolter les données. Mais il présente le grand avantage d'être la méthode la plus fiable (Shani et Gunawardana, 2011).

3.2.2. Recueil de données

Les systèmes de recommandation utilisent les traces d'interactions des utilisateurs avec le système, en adoptant les deux modes de recueil de données explicite et implicite (Bobadilla et al., 2013 ; Ricci et al., 2011). Notons que le mode implicite est plus coûteux puisqu'il nécessite une analyse supplémentaire des données laissées par l'utilisateur.

Pour notre étude, nous avons choisi un mode d'évaluation explicite, plus précisément un mode d'évaluation binaire en proposant aux apprenants d'apprécier les ressources pédagogiques avec un "like/dislike".

Notre choix émane de l'intégration de la dimension sociale dans notre environnement d'apprentissage. Comme nous allons le présenter plus tard dans ce chapitre, nous avons intégré un module social permettant aux apprenants d'échanger des ressources pédagogiques et de les évaluer. Pour rester dans le contexte "réseau social", nous avons gardé le mode d'évaluation binaire permettant aux apprenants d'évaluer les ressources avec un "like/dislike".

3.2.3. Choix des établissements et des participants

Pour mieux enrichir notre étude, nous avons décidé de la mener conjointement dans deux établissements de l'enseignement supérieur public et privé au Maroc. Ceci allait nous permettre de dégager les points de différence si elles existent entre les deux systèmes d'enseignement. Les résultats dégagés peuvent apporter un plus à notre étude qui s'inscrit dans le contexte de l'enseignement supérieur au Maroc.

Généralement les deux systèmes d'enseignement supérieur public et privé au Maroc présentent certaines différences quant aux étudiants qui les intègrent, essentiellement par rapport aux règles d'admission, au niveau et à l'hétérogénéité des étudiants.

En conséquence, nous avons choisi deux groupes de participants, un premier groupe de première année du cycle d'ingénieur en informatique d'un établissement public, et un deuxième groupe de 2^e année du tronc commun du cycle d'ingénierie d'un établissement privé.

Nous avons commencé avec effectif global de 87 étudiants, mais nous sommes restés à 82 après avoir éliminé 5 étudiants qui n'ont pas participé à l'expérience. L'âge moyen du groupe était de 21,07 ans avec un écart-type de 1,32. Il y avait 32% de femmes et 68% d'hommes.

Le tableau ci-dessous donne quelques statistiques sur ces deux groupes.

Tableau 15. Informations concernant les deux groupes de l'expérience 1

Effectif du groupe de l'établissement public	61
Effectif du groupe de l'établissement privé	21
Effectif total	82
Âge moyen	21,07
Écart-type d'âge	1,32
Pourcentage du sexe féminin	32%
Pourcentage du sexe masculin	68%

3.2.4. Choix des cours

Pour inciter les étudiants à rester sur un thème d'échange particulier, et pour rester alignés par rapport à ce qui se fait dans les plateformes d'apprentissage en ligne, nous avons choisi pour chaque groupe un cours autour duquel ils doivent échanger. Ceci allait également permettre aux étudiants de ne pas se disperser sur des sujets différents à travers leurs échanges.

Les étudiants, en fonction de leurs niveaux, étaient inscrits à deux cours différents :

- un cours de techniques avancées de programmation pour le groupe de l'établissement privé ;
- un cours de programmation orientée objet pour le groupe de l'établissement public.

Nous avons choisi les deux cours les plus proches. Il aurait été préférable que nous choissions le même cours dans les deux établissements, mais ceci n'a pas été possible vu que les maquettes pédagogiques étaient différentes.

Un support de cours a été partagé pour forcer les étudiants à entrer sur la plateforme, à être présents dans le module social et à échanger des ressources pédagogiques entre eux.

3.2.5. Période de l'expérience

Il a fallu donner du temps aux apprenants pour échanger, consulter et évaluer les ressources pédagogiques partagées entre eux.

L'expérience a été conduite pendant le deuxième semestre de l'année universitaire 2018/2019. Elle s'est déroulée sur six semaines du 01 avril au 15 mai 2019.

3.2.6. Répartition des groupes

Notre étude consiste à comparer l'approche de filtrage hybride aux deux autres approches de filtrage à base de contenu et collaboratif. Pour cela nous avons partagé chaque groupe de chaque établissement en trois sous-groupes. Pour chaque sous-groupe nous avons appliqué une des trois approches :

- sous-groupe 1 : nous lui avons appliqué l'approche de filtrage à base de contenu ;
- sous-groupe 2 : nous lui avons appliqué l'approche de filtrage collaboratif ;
- sous-groupe 3 : nous lui avons appliqué l'approche de filtrage hybride.

Pour avoir un équilibre entre les trois sous-groupes nous avons pris comme critère le niveau des étudiants en considérant leurs moyennes dans les matières relatives aux techniques de programmation dans les semestres précédents. Par la suite nous les avons répartis sur les trois sous-groupes en fonction de cette moyenne, mais d'une manière anonyme.

Il faut noter également que nous avons conduit l'expérience par rapport à chaque établissement seul, mais également par rapport aux deux établissements groupés, ceci dans une optique de consolider les résultats, et aussi pour nous permettre d'augmenter les effectifs.

3.3. Développement d'une plateforme pour l'expérience

3.3.1. Choix de la plateforme

Après avoir arrêté le protocole et fait les différents choix relatifs au type de l'expérience, la période, la méthode de recueil de données, le choix des participants et leur répartition en sous-groupes, nous avons procédé au développement et à la mise en œuvre d'une plateforme répondant aux différentes exigences de l'expérience (Baidada et al., 2020d).

Nous avons opté pour la plateforme pédagogique Moodle dans sa version 3.2²³. Ce choix n'est pas arbitraire, puisqu'il s'agit d'une des plateformes open-source les plus utilisées comme environnement d'apprentissage en ligne, surtout pour valider des approches de recherche (De Medio et al., 2020 ; Caputi et Garrido, 2015 ; Costa et al., 2012). Elle affiche des statistiques comptant à la date de consultation environ 156 000 sites, avec 216 millions d'utilisateurs²⁴.

²³ moodle.org

²⁴ stats.moodle.org (dernier accès, aout 2020)

3.3.2. Le plugin SocialWall

Un des avantages de la plateforme Moodle, en plus des fonctionnalités classiques d'ajout de cours et d'activités pédagogiques, est qu'elle offre la possibilité d'ajouter de modules d'extension (plug-ins).

Pour répondre aux exigences de notre étude, notamment par rapport à la composante sociale, nous avons choisi d'intégrer à Moodle un plugin appelé SocialWall²⁵. Il s'agit d'un module permettant de transformer le format des cours Moodle en leur donnant une apparence d'un réseau social, avec une interface de publication permettant l'attachement de fichiers et l'ajout de liens externes, et aussi la possibilité d'ajouter des commentaires aux publications et de faire des "like/dislike" dessus. Ces publications apparaissent dans un ordre chronologique comme dans une messagerie instantanée ou un fil de discussion. SocialWall offre aussi l'avantage de l'intégration avec les activités et les ressources de Moodle.

La figure ci-dessous présente l'interface de SocialWall pour l'ajout d'un post et le partage de ressources.



Figure 10. Exemple d'interface d'ajout de post (SocialWall)

3.3.3. Description technique

Écrite en PHP et possédant une base de données MySQL, Moodle est une plateforme open-source qui donne la possibilité aux développeurs d'accéder à son code source et à sa base de données, et la possibilité de proposer à la communauté de nouveaux modules d'extension.

Pour satisfaire les exigences de notre étude, et après avoir étudié l'architecture de Moodle, nous avons implémenté les algorithmes relatifs aux différentes méthodes de

²⁵ moodle.org/plugins/format_socialwall

filtrage utilisées et développé ainsi les modules respectifs que nous avons intégrés dans le code source de Moodle.

Bien entendu, nous avons conçu trois versions de notre plateforme adaptée, une première intégrant le module de filtrage à base de contenu, une deuxième intégrant le module de filtrage collaboratif, et une troisième intégrant les deux méthodes de filtrage avec une approche hybride.

Il a fallu également personnaliser la base de données en y ajoutant certains champs utiles pour notre étude.

La figure ci-dessous représente une architecture simplifiée de notre plateforme utilisée.

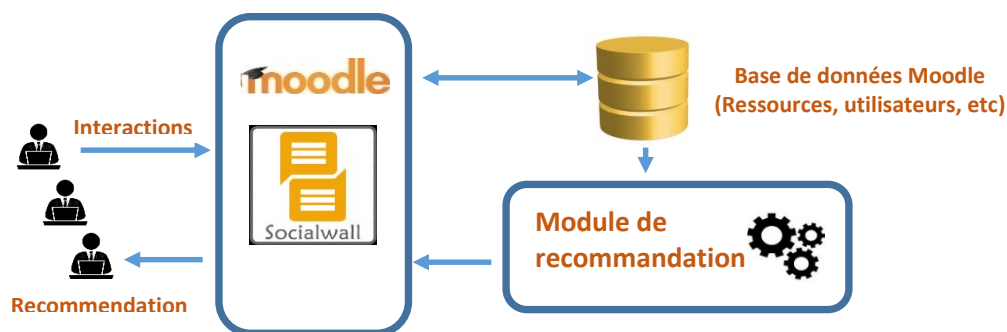


Figure 11. Architecture simplifiée de la plateforme de l'expérience

Nous étions donc amenés à développer nos modules relatifs aux méthodes de filtrage en utilisant le même langage PHP en sa version 7 orientée objet.

3.3.4. Description fonctionnelle

Chaque étudiant peut se connecter à la plateforme avec son compte pour accéder au cours dans lequel il est inscrit. Par la suite il peut effectuer les actions suivantes :

- ajouter une publication (un post) ;
- ajouter un lien vers une ressource externe qu'il a jugé intéressante ;
- donner la description de la ressource (métadonnées) après chaque ajout de lien (tableau 16) ;
- commenter un post ;
- apprécier ou non une ressource : faire un "like/dislike" ;
- consulter les liens vers les ressources recommandées par le système.

Tableau 16. Description des métadonnées des ressources avec leurs valeurs possibles

Caractéristique	Valeur possible
Langue	Anglais, français, arabe
Type de l'activité	Cours, tests et exercices, forum
Type de la ressource	Vidéo, document, article web

Les actions les plus importantes d'un étudiant sont : ajouter une ressource, décrire une ressource, faire un "like" sur les ressources des autres, et consulter les liens recommandés.

La figure suivante présente l'interface d'ajout d'un post et d'un lien vers une ressource externe en donnant sa description.

The screenshot shows a user interface for creating a post. At the top, there is a blue 'Post' button and a gear icon labeled 'Editer le j'. Below the button is a text area with the placeholder 'Poster un statut ou une note' and the content 'Voici, chers collègues, une série d'exercices en Java sur l'héritage pour débutants'. A dropdown menu shows 'Tous les participants'. There are two buttons: 'Uploader un fichier' and 'Ajouter une URL'. Below this, there is a section for linking to an external resource. It includes a label 'Collez ici le lien de la ressource : URL externe', a text input field containing 'http://www.normalesup.org/~ramanana/teaching/l3poo/TD5corr.pdf', and a 'Choisir un lien...' button. Below that is a label 'Donnez ici le titre de la ressource : [[titre]]' and a text input field containing 'Série d'exercices - Classes et Héritage'. The next section is 'Donnez ici la description de la ressource :'. It has three sub-sections: 'Type ressource :', 'Type activité :', and 'Langue :'. Each has radio buttons for selection. For 'Type ressource', the options are [[Video]], [[Pdf]] (selected), [[Doc]], [[Ppt]], and [[Article Web]]. For 'Type activité', the options are [[Cours]], [[Exercices et Tests]] (selected), and [[Forum]]. For 'Langue', the options are [[Français]] (selected), [[Anglais]], and [[Arabe]].

Figure 12. Exemple d'interface d'un post et d'un lien vers une ressource externe

Pour chaque étudiant apparaissent des liens vers des ressources recommandées par le système relativement à l'algorithme de filtrage implémenté (figure 12). Ces liens peuvent évoluer au fur et à mesure des échanges.

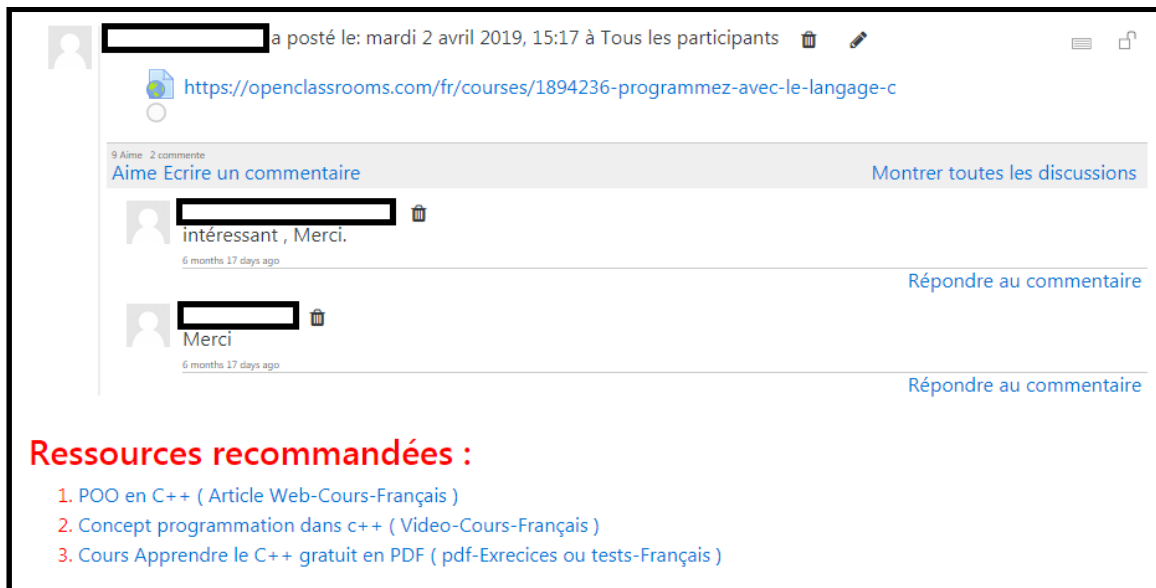


Figure 13. Exemple d'interface des liens vers les ressources recommandées

3.3.5. Description conceptuelle

3.3.5.1. Diagramme des cas d'utilisation

L'étude fonctionnelle est résumée dans le diagramme des cas d'utilisation ci-dessous :

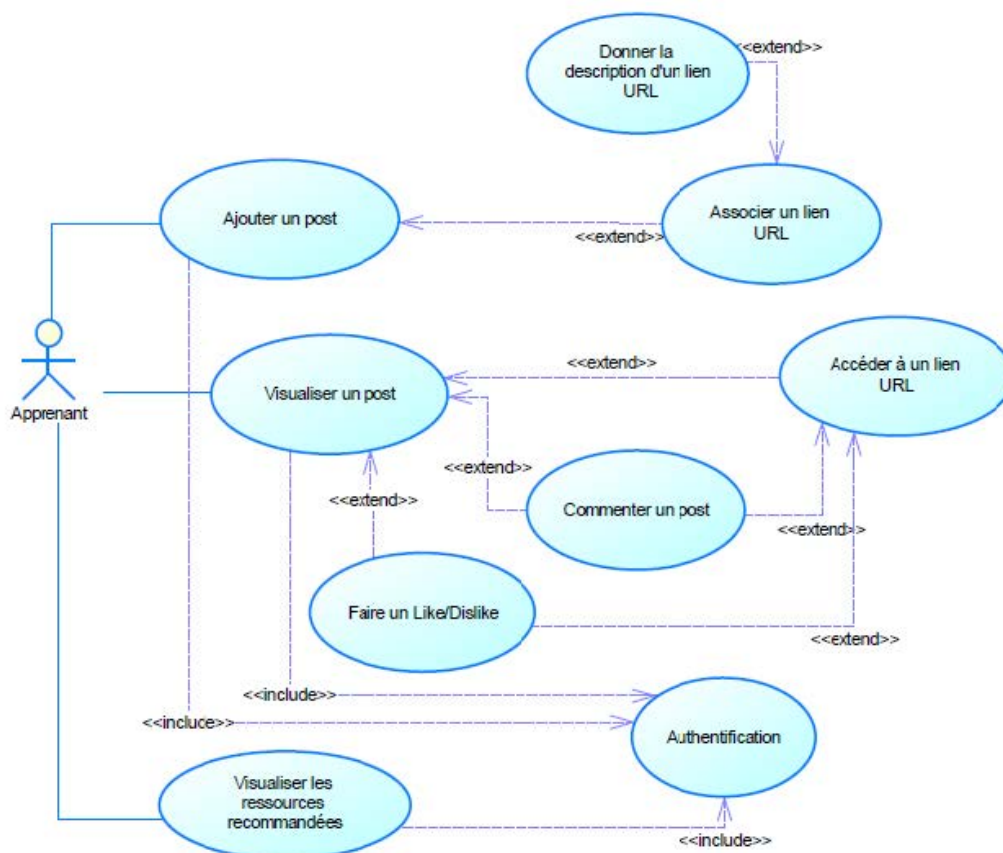


Figure 14. Diagramme des cas d'utilisation de la plateforme de l'expérience 1

3.3.5.2. Modèle physique

La base de données de Moodle est une base de très grande taille (presque 400 tables). Et l'installation du plugin SocialWall provoque l'ajout de tables supplémentaires. Dans l'ensemble, nous étions intéressés par uniquement quatre tables, deux tables natives de Moodle (avec un préfixe *mdl*) et deux tables relatives à SocialWall (avec le préfixe *mdl_format_socialwall*). Le modèle physique suivant en donne une description :

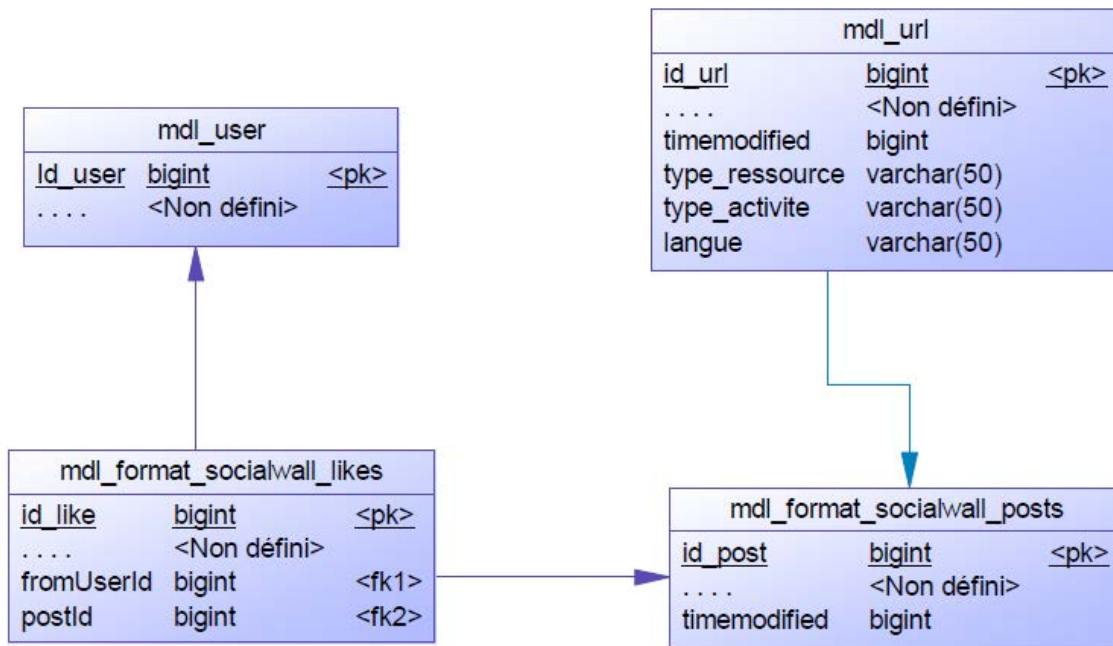


Figure 15. Diagramme du modèle physique de la base de données utilisée pour l'expérience 1

Notons qu'entre les deux tables *mdl_url* et *mdl_format_socialwall_posts* il n'y a pas de lien direct moyennant une clé étrangère, la jointure se fait via le champ *timemodified* de type *bigint*; c'est un champ *datetime* converti en *bigint*. Une URL est liée à un Post lorsqu'ils ont les mêmes ou les plus proches valeurs par rapport à ce champ *timemodified*.

Notons également que la table *mdl_url* a été personnalisée en lui ajoutant les trois champs : *type_ressource*, *type_activite* et *langue*. Ce sont les champs permettant de stocker la description d'une URL une fois ajoutée de la part d'un utilisateur.

3.4. Méthodologie et outils d'analyse

3.4.1. Méthodologie

Sarwar et al. (2001) précisent qu'il existe deux méthodes principales pour l'évaluation de la qualité d'un SR :

- Mesures de précisions statistiques : se basant sur des méthodes statistiques pour évaluer la qualité des recommandations. Elles sont constituées de plusieurs mesures telles que : l'erreur moyenne absolue, la précision, le rappel et la F-mesure ;
- Mesures de précisions décisionnelles : elles sont utilisées pour mesurer l'efficacité des prédictions dans un SR.

Pour notre étude, et comme nous l'avons rapporté dans le chapitre 1 (cf. 1.3.4), nous avons utilisé les trois principales mesures : Précision, Rappel et F-mesure. Nous avons par conséquent opté pour une méthodologie d'évaluation statistique (Baidada et al., 2020d).

À travers les échanges des ressources sur la plateforme et pour chaque groupe quatre classes de données ont été engendrées relativement aux ressources pédagogiques :

- Les ressources recommandées (générées par l'algorithme) ;
- Les ressources recommandées pertinentes (générées par l'algorithme et appréciées par l'apprenant) ;
- Les ressources non recommandées (non générées par l'algorithme) ;
- Les ressources pertinentes non recommandées (non générées par l'algorithme et appréciées par l'apprenant).

Nous en avons donc déduit les trois indicateurs principaux que nous avons utilisés :

Précision :

$$\frac{\text{Nbr ressources recommandées pertinentes (like)}}{\text{Nbr total ressources recommandées}}$$

Rappel :

$$\frac{\text{Nbr ressources recommandées pertinentes (like)}}{\text{Nbr total de ressources pertinentes (like)}}$$

F-mesure :

$$2 * \frac{\text{précision} * \text{recall}}{\text{précision} + \text{recall}}$$

3.4.2. Outils d'analyse

Pour réaliser notre analyse statistique nous avons opté pour les deux méthodes : ANOVA (ANlysis Of VAriance) dans sa version à un seul facteur ANOVA1 et le Test de Student (Baidada et al, 2020d).

Pour faciliter l'analyse ultérieure, nous avons regroupé les données recueillies de l'expérience dans un tableau présentant en colonne les variables qualitatives et quantitatives, et en ligne les données relatives à chaque étudiant (Tableau 17).

Tableau 17. Tableau de présentation des données obtenues

Variables qualitatives		Variables quantitatives		
Établissement	Groupe	Précision	Rappel	F-mesure
...

3.4.2.1. Analyse de la variance (ANOVA)

L'analyse de la variance ANOVA permet d'étudier le comportement d'une variable quantitative à expliquer en fonction d'une ou de plusieurs variables qualitatives (Ostertagová et Ostertag, 2013). Cette méthode est utilisée lorsque l'on veut mesurer l'effet et l'influence d'une ou plusieurs variables explicatives catégorielles sur une variable continue à expliquer.

En analyse de la variance, on cherche à expliquer les variations d'une variable métrique par un ou plusieurs facteurs explicatifs nominaux. Son principe consiste à tester l'égalité des moyennes de plusieurs populations normales.

Dans le cas de l'analyse de la variance à un facteur, ANOVA1, on cherche à expliquer les variations d'une seule variable métrique dépendante par un seul facteur explicatif.

Dans le cadre de notre démarche d'étude, nous cherchons à tester l'effet de la variable groupe (variable qualitative) sur chacune des variables quantitatives Précision, Rappel et F-mesure. En d'autres termes, expliquer les variations de chaque indicateur en fonction du facteur groupe. Il s'agit donc de comparer les trois sous-groupes à chaque fois par rapport à un indicateur. Ce qui justifie l'utilisation de l'analyse de la variance à un facteur (ANOVA1) (Liu et Lee, 2010 ; Polcicova et Navrat, 2002).

Nous avons utilisé ANOVA1 pour comparer entre les trois sous-groupes de l'expérience, en considérant la variable qualitative "Groupe". Rappelons que nous avons appliqué aux trois sous-groupes respectivement la méthode de filtrage à base de contenu, la méthode de filtrage collaboratif et la méthode de filtrage hybride. Une première analyse a été faite pour l'ensemble des étudiants des deux établissements. Ensuite, la même analyse a été faite pour chaque établissement à part.

3.4.2.2. Test de Student (Student t-test)

Le test de Student est un test statistique permettant de comparer les moyennes de deux groupes d'échantillons. Il s'agit donc de savoir si les moyennes des deux groupes sont significativement différentes du point de vue statistique²⁶.

Ce test a pour but de comparer les moyennes de deux populations à l'aide de deux échantillons. Pour notre étude il s'agit de comparer les deux établissements public et privé chaque fois par rapport à un indicateur, en considérant la variable qualitative "établissement" (Dao et al., 2012 ; Ghauth et Abdullah, 2010).

3.5. Analyse quantitative et interprétation des résultats

Nous avons utilisé le logiciel SPSS pour l'analyse des résultats. Dans cette section nous allons présenter ces résultats et donner leur interprétation (Baidada et al., 2020d).

Tout d'abord, nous avons effectué une analyse ANOVA1 pour comparer les trois sous-groupes dans les deux établissements groupés, puis nous l'avons fait séparément pour chaque établissement seul. Finalement, en utilisant le test de Student, nous avons fait une comparaison entre les deux établissements.

²⁶ <http://www.sthda.com/french/wiki/test-de-student-formules>

Nous nous sommes basés sur la formulation de l'hypothèse nulle. Il s'agit de tester globalement l'égalité des moyennes des trois sous-groupes :

- H_0 : il n'y a pas de différence significative entre les trois sous-groupes ;
- H_1 : au moins un sous-groupe est différent des autres.

Dans une analyse ANOVA¹, et pour comparer entre les sous-groupes, le test de Tukey est utilisé²⁷. Il propose un seuil de signification (différence significative de Tukey, appelée sig) de 5% (0,05). Si le niveau de signification obtenu est inférieur à 5%, alors l'hypothèse nulle H_0 est rejetée et l'hypothèse H_1 est retenue, c'est-à-dire qu'au moins un sous-groupe est différent des autres.

3.5.1. ANOVA¹ pour les deux établissements groupés (public et privé)

Avec le logiciel SPSS nous avons procédé à une analyse intergroupe pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure, ceci en considérant pour cette première analyse les deux établissements public et privé groupés. Cette analyse a donné un seuil de signification (sig) égal à 0,00, ce qui nous pousse à conclure que les indicateurs sont en moyenne non identiques dans les trois sous-groupes. L'hypothèse nulle H_0 est alors rejetée et l'hypothèse H_1 est retenue. Il fallait par la suite connaître le sous-groupe ou les sous-groupes qui est ou qui sont différents en faisant une comparaison multiple des moyennes.

Quand le test de l'analyse de la variance est significatif, nous devons conclure qu'il existe des différences importantes entre certaines des moyennes de ces populations normales. Dans ce cas, la comparaison multiple des moyennes cherche à déterminer un classement des moyennes en indiquant les différences significatives.

Tableau 18. Comparaison multiple des trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Les deux établissements groupés

	Sig (G1 vs G2)	Sig (G1 vs G3)	Sig (G2 vs G3)
Précision	0,127	0,000	0,001
Rappel	0,830	0,000	0,000
F-mesure	0,529	0,000	0,000

²⁷ Wikipedia.org

Selon le tableau des comparaisons multiples et la méthode de Tukey²⁸, un seuil de signification inférieure au 0,05 permet d'identifier les sous-groupes donnant des résultats différents. D'après le tableau 18 qui résume les résultats pour les trois indicateurs, nous constatons qu'à chaque fois le sous-groupe 3 comparé aux deux autres sous-groupes 1 et 2 présente un niveau de signification (sig) inférieur à 0,05.

Une classification en sous-ensembles homogènes a ensuite été faite pour déterminer les sous-groupes qui présentent des similitudes et ceux qui se démarquent. L'analyse des trois indicateurs donne un résultat qui distingue deux sous-ensembles, le premier composé des sous-groupes 1 et 2 pour lesquels il n'y a pas de différence significative, et le second composé du sous-groupe 3 qui présente une moyenne plus élevée (Tableau 19).

Tableau 19. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Les deux établissements groupés

Sous-groupes	Taille du sous-groupe	Précision		Rappel		F-mesure	
		Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe 1	26	0,380		0,228		0,285	
Sous-groupe 2	28	0,457		0,240		0,312	
Sous-groupe 3	28		0,571		0,322		0,412

Nous concluons donc que pour les trois indicateurs Précision, Rappel et F-mesure le sous-groupe 3 se distingue des deux autres sous-groupes.

3.5.2. ANOVA1 pour l'établissement public

Comme nous l'avons présenté précédemment, nous avons également effectué une analyse ANOVA1 pour chaque établissement séparément.

Dans le cas de l'établissement public, l'analyse intergroupe des trois indicateurs Précision, Rappel et de F-mesure a donné à chaque fois un niveau de signification (sig) égal à 0,00, donc l'hypothèse nulle a dû être rejetée, et il a été nécessaire de déterminer le sous-groupe qui se démarque.

²⁸ fr.wikipedia.org/wiki/Test_des_étendues_de_Tukey

Tableau 20. Comparaison multiple des trois variables Précision, Rappel et F-mesure – établissement public

	Sig (G1 vs G2)	Sig (G1 vs G3)	Sig (G2 vs G3)
Précision	0,330	0,000	0,001
Rappel	0,990	0,000	0,000
F-mesure	0,904	0,000	0,000

Pour les trois variables, le sous-groupe 3 a une valeur moyenne différente de celle des deux autres sous-groupes 1 et 2 (tableau 20).

La comparaison des moyennes harmoniques donne également une distinction pour le sous-groupe 3 avec une moyenne de 0,61 pour la variable Précision, 0,35 pour la variable Rappel et 0,44 pour la variable F-mesure (tableau 20). Et en ce qui concerne la classification en sous-ensembles homogènes, l'analyse donne toujours le sous-groupe 3 dans un sous-ensemble et les deux sous-groupes 1 et 2 dans un autre (tableaux 21).

Tableau 21. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Établissement public

		Précision		Rappel		F-mesure	
		Sous ensemble		Sous ensemble		Sous ensemble	
Sous-groupes	Taille du sous-groupe	1	2	1	2	1	2
Sous-groupe 1	19	0,405		0,239		0,303	
Sous-groupe 2	21	0,459		0,241		0,314	
Sous-groupe 3	21		0,606		0,345		0,439

Nous concluons que pour les trois indicateurs Précision, Rappel et F-mesure le sous-groupe 3 se distingue à chaque fois des deux autres sous-groupes 1 et 2.

3.5.3. ANOVA1 pour l'établissement privé

Pour l'établissement privé, l'analyse ANOVA1 a montré une différence significative (sig) supérieure au seuil de 5% ; 0,68, 0,246 et 0,161 respectivement pour les variables Précision, Rappel et de F-mesure. Cela signifie que cette fois-ci l'hypothèse H_0 est retenue et que les trois sous-groupes ne présentent aucune différence. Ceci est confirmé par les multiples comparaisons. La distribution homogène des sous-ensembles place également les trois sous-groupes dans un même sous-ensemble (tableau 22).

Tableau 22. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Établissement privé

		Précision	Rappel	F-mesure
		Sous ensemble	Sous ensemble	Sous ensemble
Sous-groupes	Taille du sous-groupe	1	1	1
Sous-groupe 1	7	0,311	0,193	0,238
Sous-groupe 2	7	0,409	0,243	0,305
Sous-groupe 3	7	0,465	0,255	0,329

Nous constatons alors que pour l'établissement privé, il n'y a pas de différence entre les sous-groupes. Ceci peut être dû à leur effectif réduit.

3.5.4. Test de Student entre les deux établissements

Comme nous l'avons présenté auparavant, le test de Student permet de comparer les moyennes de deux populations.

Pour considérer la variable qualitative "Établissement" et comparer entre les deux établissements privé et public, nous avons utilisé le test de Student, dont les résultats sont présentés dans ce qui suit.

Ce test a pour but de vérifier si la moyenne d'un indicateur pour l'établissement privé est ou n'est pas égale à la moyenne du même indicateur pour l'établissement public.

Nous nous sommes toujours basés sur la formulation de l'hypothèse nulle pour tester l'égalité des moyennes des deux établissements public et privé.

- H_0 : il n'y a pas de différence significative entre les deux établissements ;
- H_1 : un sous-groupe est différent de l'autre.

Tableau 23. Test de Student pour les trois indicateurs Précision, Rappel et F-mesure

		Sig
Précision	hypothèse d'égalité des variances	0,007
	hypothèse d'inégalité des variances	0,006
Rappel	hypothèse d'égalité des variances	0,025
	hypothèse d'inégalité des variances	0,020
F-mesure	hypothèse d'égalité des variances	0,016
	hypothèse d'inégalité des variances	0,013

D'après les résultats fournis par le logiciel SPSS (tableau 23) nous remarquons que pour les trois indicateurs, la probabilité de signification (sig) est inférieure au seuil de 5%, ce qui nous pousse à rejeter l'hypothèse nulle et conclure que pour les trois indicateurs il y a une différence entre les deux établissements.

Tableau 24. Statistiques des deux établissements

	Établissement	Effectif	Moyenne	Écart-type	Erreur standard de la moyenne
Précision	Privé	21	0,395	0,128	0,028
	Public	61	0,493	0,144	0,018
Rappel	Privé	21	0,230	0,071	0,015
	Public	61	0,276	0,081	0,010
F-mesure	Privé	21	0,291	0,918	0,020
	Public	61	0,354	0,104	0,013

D'après le tableau des statistiques des deux établissements (tableau 24), on peut voir que les valeurs des trois indicateurs sont plus élevées, en moyenne, chez les étudiants de l'établissement public. C'est surtout la précision qui présente une différence intéressante (0.493 par rapport à 0.395), et étant donné que celle-ci traduit la qualité des recommandations, nous pouvons considérer que les étudiants de l'établissement public sont souvent un meilleur niveau et présentent une certaine maturité qui s'est répercutée sur leur réaction vis-à-vis des ressources échangées sur la plateforme, en étant plus minutieux par rapport au choix et à l'évaluation des ressources partagées.

3.5.5. Interprétation des résultats et discussion

L'expérimentation visait à comparer les trois méthodes de filtrage des recommandations : le filtrage à base de contenu, le filtrage collaboratif et le filtrage hybride, dans les deux

établissements privé et public groupés et également séparés. Dans chaque établissement, les étudiants ont été répartis en trois sous-groupes, chacun correspondant à une approche de filtrage. L'analyse s'est concentrée sur trois indicateurs :

- la précision, qui reflète la proportion des ressources recommandées pertinentes (like) par rapport au nombre total des ressources recommandées ;
- le rappel, qui reflète la proportion des recommandations pertinentes par rapport aux ressources pertinentes ;
- la F-mesure, qui est une moyenne harmonique du deux indicateurs précédents.

Les résultats de l'expérimentation ont montré qu'en considérant la répartition des trois sous-groupes dans les deux établissements public et privé groupés, et en analysant l'impact de la variable qualitative "Groupe" sur les trois indicateurs, le sous-groupe 3 se distingue clairement des deux autres sous-groupes 1 et 2. Cela confirme que l'approche de filtrage hybride proposée pour le sous-groupe 3 a donné de meilleurs résultats pour les trois indicateurs.

L'analyse a été répétée pour chaque établissement séparément. Pour l'établissement public, nous obtenons le même résultat, celui précisant que le filtrage hybride fournit des recommandations plus pertinentes.

Pour l'établissement privé, les trois approches ont produit des résultats presque équivalents ; ce qui peut être dû à l'effectif réduit considéré pour les étudiants de cet établissement, seulement sept étudiants par sous-groupe contre 21 dans l'établissement public.

Concernant l'analyse de l'impact de la variable qualitative «Établissement» sur les trois indicateurs, nous constatons que les valeurs de ces trois indicateurs sont en moyenne plus élevées chez les étudiants de l'établissement public. C'est surtout la précision qui présente une différence significative. Sachant que les étudiants des établissements publics ont souvent un niveau plus élevé, nous pouvons supposer qu'ils sont plus pertinents à la fois en termes de qualité de partage des ressources et aussi dans leurs appréciations (like).

D'une manière générale, nous pouvons confirmer que l'approche de recommandation hybride qui combine les méthodes de filtrage à base de contenu et collaboratif, a donné de meilleurs résultats pour l'établissement public séparé et aussi pour les deux établissements privé et public considéré conjointement. Et donc, nous pouvons conclure que l'approche de recommandation hybride donne de meilleures valeurs pour les indicateurs Précision, Rappel et F-mesure lorsque le groupe considéré présente suffisamment d'effectif.

Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre étude menée pour évaluer l'approche de recommandation hybride combinant le filtrage à base de contenu et le filtrage collaboratif. Cette évaluation a nécessité la préparation d'un protocole approprié, et la mise en place d'une plateforme.

Certes, le choix d'un mode d'expérimentation en ligne avec de vrais utilisateurs a été un défi vu qu'il est couteux en temps et en effort technique, mais néanmoins nous étions confiants qu'il allait nous donner des résultats plus en phase avec une pratique pédagogique réelle.

Cette expérimentation était une première ébauche dans notre étude. Elle nous a permis d'obtenir les premiers résultats plutôt probants qui nous ont encouragés à la reconduire en adaptant un certain nombre de paramètres et en ajoutant de nouvelles extensions. Ceci pour explorer davantage les différentes possibilités quant à l'intégration d'un SR dans un contexte éducatif, et aussi pour exploiter et capitaliser l'effort déployé pour la mise en place de la plateforme. Cette plateforme peut constituer pour nous un "laboratoire" pour de nouvelles expérimentations.

Ainsi, nous avons reconduit l'expérience et mené une deuxième étude avec des modifications et des extensions, dans l'objectif de confirmer les résultats obtenus pour la première expérience. Cette deuxième étude fera l'objet du prochain chapitre.

Chapitre 4 : Deuxième étude - Reconstitution de l'expérience avec extensions

Chapitre 4

Deuxième étude : Reconduction de l'expérience avec extensions

Introduction

La première expérience nous a permis de donner une évaluation positive à notre approche hybride. Elle nous a également conduits à mettre en place la plateforme nécessaire pour l'expérimentation. Ceci nous a encouragé à capitaliser cet effort de conception et de réalisation de cette plateforme pour tester de nouvelles extensions, ce qui allait être également une occasion pour tester à nouveau l'approche et vérifier si nous pouvions confirmer les premiers résultats positifs.

Les extensions prévues consistent en la modification du mode d'évaluation des ressources pédagogiques par les apprenants et de passer d'un mode d'appréciation binaire (like/dislike) à un mode numérique à valeur multiple sous forme d'un vote de 1 à 5, et également l'intégration d'un moteur de recherche qui assistera les apprenants à trouver les ressources pédagogiques externes qui se rapportent le mieux à leurs préférences.

Vu que les objectifs ont été redéfinis, nous avons donc mis en place un nouveau protocole, et surtout adapté la plateforme aux nouvelles règles et extensions, tout en gardant la même méthodologie et les mêmes outils d'analyse des résultats.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les nouveaux objectifs, les extensions et le nouveau protocole de cette deuxième expérience. Et nous allons terminer avec une interprétation des résultats avec une évaluation quantitative et quantitative,

4.1. Objectifs et extensions de l'expérience

Cette nouvelle expérience apporte à la première les deux extensions déjà mentionnées, à savoir, modifier le mode d'évaluation des ressources en remplaçant le "like/dislike" par une évaluation avec un système de vote, et aussi offrir aux apprenants la possibilité de rechercher des ressources pédagogiques externes en fonction de leurs préférences via un moteur de recherche intégré à la plateforme (Baidada et al., 2020a ; Baidada et al., 2020b).

Le but de cette nouvelle expérience par l'intégration de la méthode d'évaluation à échelle discrète est de vérifier son impact sur les recommandations des ressources pédagogiques. Et puis sa finalité, à travers la proposition du moteur de recherche intégré, est d'exploiter le profil de l'apprenant pour filtrer les ressources pédagogiques qu'il est susceptible de rechercher et les faire correspondre au plus près à ses préférences.

La deuxième expérience devrait donc nous permettre de répondre aux questions suivantes:

- La deuxième expérience confirmera-t-elle les résultats de la première expérience en montrant que le filtrage hybride donne de meilleures recommandations que les autres approches de filtrage appliquées séparément ?
- L'évaluation des ressources pédagogiques avec une échelle discrète de 1 à 5 aura-t-elle un impact sur les recommandations (meilleures valeurs pour les indicateurs de précision et de rappel) ?
- Les apprenants apprécieront-ils les ressources externes proposées par le moteur de recherche intégré ?

Comme pour la première expérience, nous allons donner dans les sections suivantes le nouveau protocole, ainsi qu'une description technique de la plateforme adaptées aux nouvelles extensions.

4.2. Conception de l'étude et protocole de l'expérience

Nous avons gardé évidemment le même type d'expérience en ligne avec des utilisateurs réels (Lemdani, 2016 ; Haydar, 2014), ce qui nous permet d'obtenir des résultats plus fiables (Shani et Gunawardana, 2011). Cependant, nous avons adapté le protocole aux nouveaux objectifs et exigences.

4.2.1. Recueil de données

Il s'agit de l'extension essentielle que nous avons apportée dans cette deuxième expérience. Nous avons proposé aux apprenants de donner leurs appréciations des ressources pédagogiques avec un vote sur une échelle de Likert allant de 1 à 5. Il s'agit

d'un outil de psychométrie qui permet d'interroger les individus sur leur degré d'accord ou de désaccord vis-à-vis d'une affirmation²⁹.

En modifiant le mode d'évaluation nous avons choisi de rester dans le contexte réseau social, tout en restant sur l'un des systèmes de notation les plus utilisés dans les SR avec recueil explicite (Bobadilla et al., 2013 ; Ricci et al., 2011). Les systèmes de vote permettent aux utilisateurs d'exprimer explicitement leurs appréciations sur une échelle de Likert. Ces appréciations sont par la suite converties sur des valeurs numériques (Li, 2010).

4.2.2. Choix des établissements et des participants

Pour les mêmes raisons que la première expérience, nous avons gardé notre choix de mener cette deuxième expérience dans deux établissements de l'enseignement supérieur privé et public au Maroc, toujours dans un objectif de pouvoir comparer le comportement des étudiants dans les deux systèmes d'enseignement.

L'expérience a ciblé deux groupes d'étudiants ingénieurs dans les deux établissements. Pour l'établissement privé, il s'agit d'un groupe de troisième année ingénierie des systèmes informatiques de 33 étudiants. Pour l'établissement public, il s'agit d'un groupe de première année cycle d'ingénieur Informatique de 64 étudiants. Nous avons donc un effectif total de 97 étudiants, dont la moyenne d'âge était de 21,1 ans avec un écart type de 1,36. Il y avait 32% de femmes et 68% d'hommes.

Le tableau suivant récapitule les informations importantes sur le groupe de cette deuxième expérience.

²⁹ Wikipedia.org

Tableau 25. Informations concernant les deux groupes de l'expérience 2

Effectif du groupe de l'établissement public	64
Effectif du groupe de l'établissement privé	33
Effectif total	97
Age moyen	21,1
Écart-type d'âge	1,36
Pourcentage du sexe féminin	32%
Pourcentage du sexe masculin	68%

4.2.3. Choix des cours

Toujours dans un objectif de garder les étudiants cadrés par rapport à un thème d'échange, ils ont été inscrits, pour chaque établissement, dans un cours déterminé, en prenant en compte leurs niveaux.

Pour l'établissement public, les étudiants ont été inscrits dans un cours de programmation orientée objet. Et pour l'établissement privé ils ont été inscrits dans un cours de conception et de création de sites web. Le choix des groupes à effectifs convenables nous a obligé à choisir des cours différents par rapport à la première expérience.

4.2.4. Période de l'expérience

La deuxième expérience a été conduite sur une durée égale à celle de la première, c'est-à-dire sur six semaines, du 01 janvier au 16 février 2020.

4.2.5. Répartition des groupes

Nous avons opté pour le même choix de répartition des groupes. Pour chaque établissement nous avons subdivisé l'effectif en trois sous-groupes, à chacun nous avons appliqué une approche de filtrage différente :

- sous-groupe 1 : nous lui avons appliqué l'approche de filtrage à base de contenu ;
- sous-groupe 2 : nous lui avons appliqué l'approche de filtrage collaboratif ;
- sous-groupe 3 : nous lui avons appliqué l'approche de filtrage hybride.

Toujours pour s'aligner avec le même protocole que la première expérience, nous avons mené l'étude par rapport à chaque établissement séparé, et aussi par rapport à l'effectif global des deux établissements groupés.

4.3. Amélioration de la plateforme de l'expérience

L'architecture de base de la plateforme utilisée pour la première expérience a été gardée, à savoir l'utilisation de Moodle dans sa version 3.2. Le plugin SocialWall a toujours été utilisé pour donner au cours un format "réseau social".

Pour mettre en place les extensions prévues pour cette seconde version de l'expérience, les modules qui ont été implémentés dans le code source de Moodle relativement aux méthodes de filtrage utilisées, ont été adaptés au niveau des métriques utilisées pour les recommandations, puisque nous avons basculé d'un mode binaire à une appréciation à valeur numérique.

Nous avons aussi développé le moteur de recherche intégré à la plateforme qui permet d'adapter les recherches des ressources pédagogiques externes aux préférences des apprenants.

Nous allons présenter dans ce qui suit, les modifications de la plateforme pour cette deuxième expérience.

4.3.1. Changement du mode d'évaluation des ressources pédagogiques

Tout en restant dans un mode d'évaluation explicite, et en restant également dans un contexte "réseau social", nous avons donc opté dans cette deuxième expérience pour un mode à valeur multiple basé sur un système de vote (Li, 2010).

Le système de vote a été conçu sur une échelle de Likert de 1 à 5 correspondants à cinq étoiles. Toute évaluation non faite sera considérée égale à zéro.

Les figures 16 et 17 suivantes montrent le mode d'évaluation avant et après modification.

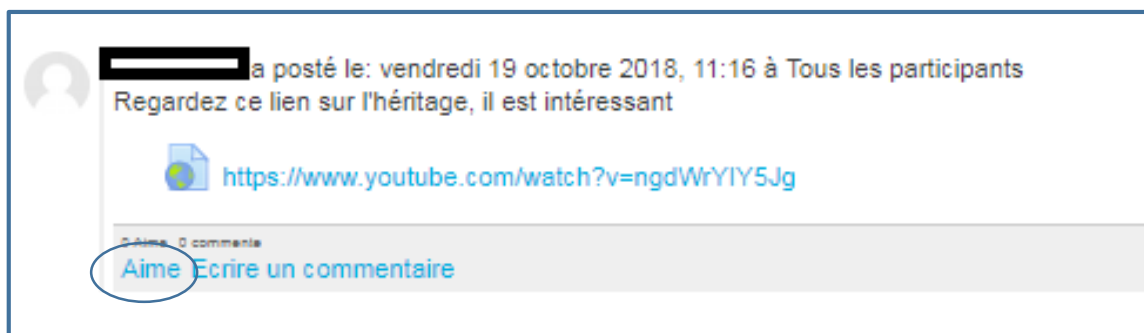


Figure 16. Exemple d'interface d'évaluation d'une ressource avec "Like (Aime)"



Figure 17. Exemple d'interface d'évaluation d'une ressource avec un vote

4.3.2. Recherche des ressources pédagogiques externes

La deuxième extension que nous avons ajoutée dans cette deuxième expérience est l'intégration d'un moteur de recherche au niveau de la plateforme pour permettre aux apprenants de rechercher des ressources pédagogiques externes. La particularité de ce moteur de recherche intégré est qu'il exploite les préférences des apprenants pour modifier chaque requête en ajoutant aux mots clés des critères représentant leurs préférences. La requête lancée sur Internet se trouve alors modifiée et affectent en conséquence les résultats retournés.

Le schéma global de notre plateforme s'est vu modifié en mettant à jour les règles de calcul des recommandations relatives aux différentes méthodes de filtrage à base de contenu et collaboratif. Aussi en intégrant le module de recherche des ressources externes, la figure suivante en donne une description :

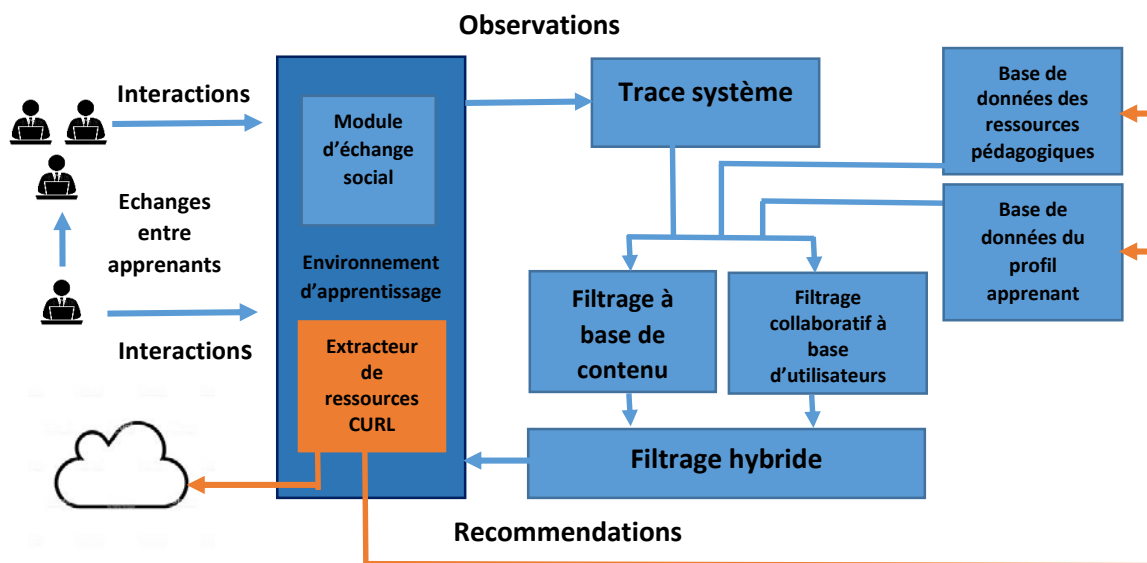


Figure 18 : Schéma de la plateforme utilisée pour 2ème expérience dans le cas de la recommandation hybride

Par rapport au schéma global initialement utilisé dans la première expérience et présenté dans le chapitre 2 (cf. 2.3.3), nous avons ajouté le module "Extracteur de ressources CURL". Il s'agit d'un module utilisant l'extension CURL (Client URL Request Library) de PHP. Dans notre cas cette extension CURL nous a permis d'intercepter les résultats retournés suite à chaque requête HTTP lancée par un apprenant.

Le processus adopté est comme suit :

- L'apprenant commence par initier sa requête en tapant les mots clés désirés dans une zone de recherche sur une interface de la plateforme.
- Le système récupère le vecteur profil concernant l'apprenant actif. Rappelons que ce vecteur profil représente une projection de l'apprenant par rapport aux critères décrivant les ressources pédagogiques (cf. 2.4.3).
- Le système retient alors les critères qui définissent les préférences de l'apprenant. La requête finale lancée sera alors composée des mots clés initialement entrés par l'apprenant auxquels seront ajoutés les critères retenus de son profil définissant ses préférences.

Par exemple, pour un apprenant qui recherche les mots clés «initiation Python», et sachant que dans son profil nous avons retenu ses préférences pour les vidéos

comme types de ressources, les cours comme type d'activité, et la langue française, alors la demande finale qui sera lancée sera :

"http://www.google.com/search?q=Initiation+Python+cours+video&lr=lang_fr"

Le moteur de recherche de base utilisé est Google. La syntaxe de l'URL formulée par Google a été en conséquence respectée.

- L'URL formée relativement à la requête finale est lancée via l'extension CURL.
- Les résultats retournés par Google sont récupérés et traités, puis présentés à l'apprenant sous forme de descriptions cliquables (figure 19).

Liens externes à consulter

[20 jui. 2019 · Dans cette vidéo, tu pourras découvrir l'environnement Python et apprendre les bases de ce ...Durée : 6:23 Postée : 20 jui. 2019](#)

[7 mai 2018 · Aujourd'hui , on se retrouve pour le 1er épisode de cette nouvelle série sur l' apprentissage du ...Durée : 9:27 Postée : 7 mai 2018](#)

Figure 19. Exemple de résultats de recherche pour la requête "initiation Python"

Cette extension qui assiste les apprenants dans la recherche des ressources pédagogiques externes en s'alignant à leurs préférences ne constitue pas seulement une exploitation de la connaissance de leurs profils, mais peut constituer aussi une occasion d'affiner ce profil et d'avoir plus d'informations sur leurs centres d'intérêts.

Avec cette extension, nous avons essayé de nous positionner entre l'apprenant et le Web en interceptant les requêtes formulées, et de présenter les résultats sur une interface intégrée à la plateforme.

Nous avons personnalisé la base de données de Moodle afin de garder trace d'abord des liens générés par les requêtes, mais aussi des liens consultés par les apprenants. Cela peut être utile pour découvrir les centres d'intérêt des apprenants, puisqu'une analyse pourrait nous indiquer les mots pertinents qui caractérisent les liens consultés par un apprenant (Baidada et al, 2020c).

4.3.3. Description conceptuelle

4.3.3.1. Diagramme des cas d'utilisation

Pour prendre en compte les extensions de la deuxième expérience, il a fallu revoir l'étude fonctionnelle et mettre à jour les cas d'utilisation en ajoutant l'action de recherche des ressources externes, et en modifiant l'action "faire un like/dislike" par l'action "faire un vote". Le diagramme des cas d'utilisation suivant en donne une description :

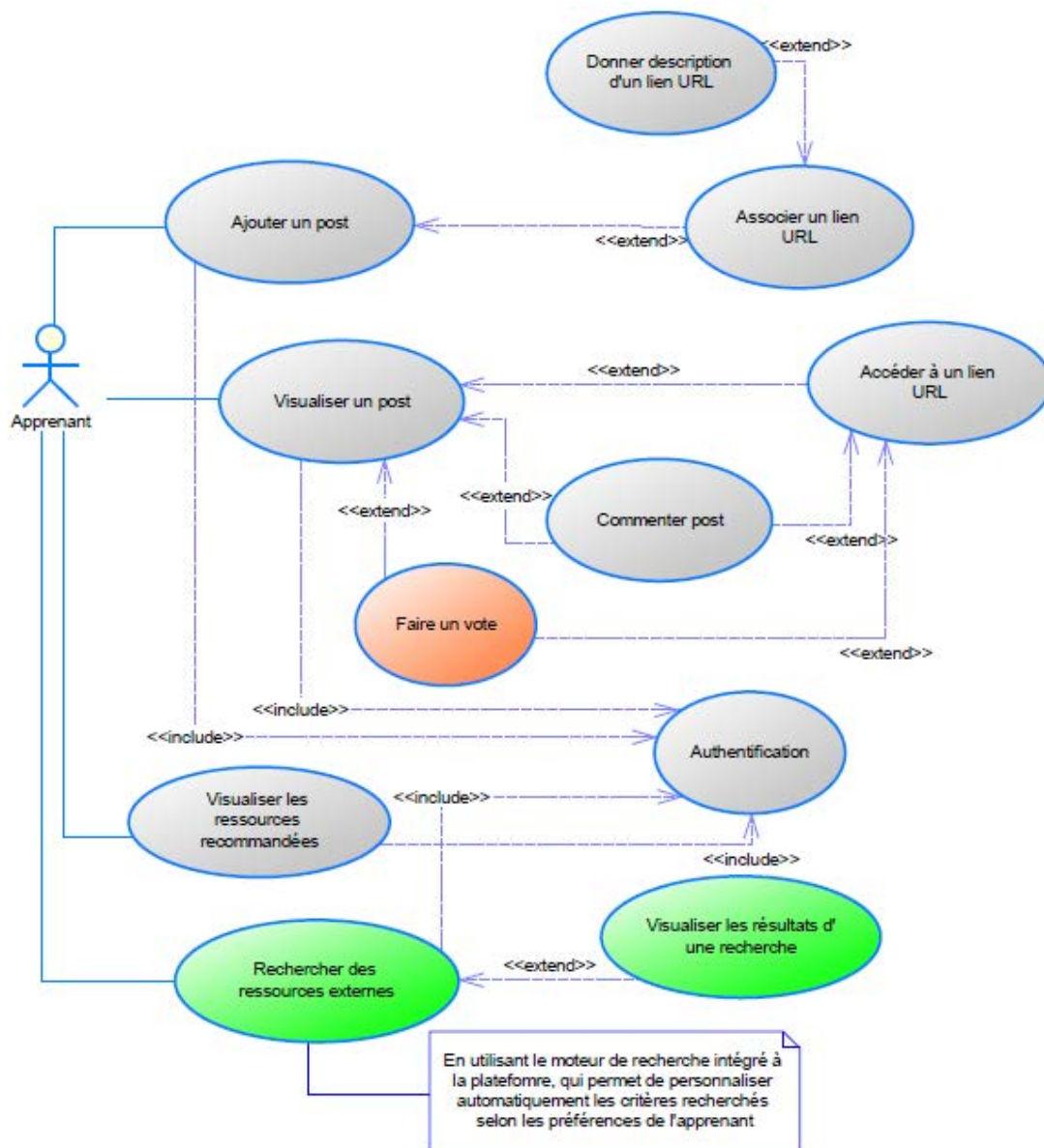


Figure 20. Diagramme des cas d'utilisation de la plateforme de l'expérience 2

4.3.3.2. Modèle physique

Quant au modèle physique relatif à la base de données utilisée, il a été enrichi par l'ajout de deux tables *curl* et *curl_user* responsables respectivement du stockage des URL et de leurs descriptions retournées par le module CURL, et de la sauvegarde des consultations des utilisateurs des différents URL générées en mentionnant la date et l'heure.

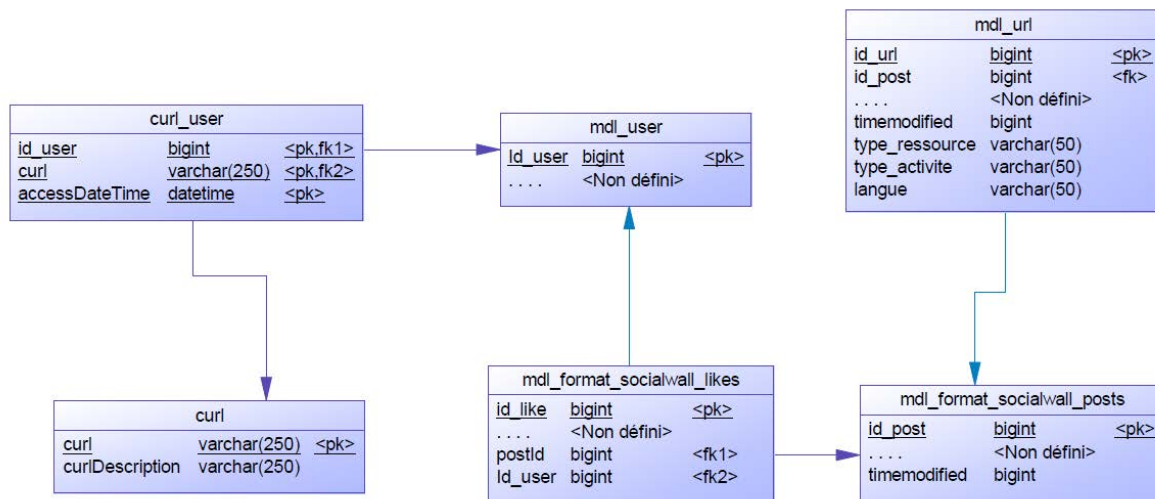


Figure 21. Diagramme du modèle physique de la base de données utilisée pour l'expérience 2

4.4. Analyse quantitative

Pour cette deuxième expérience, nous n'avons évidemment pas changé nos choix par rapport à la méthodologie et aux outils d'analyse. Nous nous sommes toujours basés sur les trois indicateurs Précision, Rappel et F-mesure. Également, nous avons utilisé ANOVA1 (Liu et Lee, 2010 ; Polcicova et Navrat, 2002), et le test de Student (Dao et al., 2012 ; Ghauth et Abdullah, 2010) pour réaliser notre analyse, tout en gardant la même logique de test, à savoir, mener une analyse par rapport à chaque établissement séparément, et aussi par rapport aux deux établissements groupés.

Nous avons dans un premier temps utilisé ANOVA1 pour tester l'effet de la variable qualitative "Groupe" sur chacune des variables quantitatives Précision, Rappel et F-mesure. Puis dans un deuxième temps, nous avons utilisé le test de Student pour vérifier l'impact de la variable qualitative "Établissement" sur chacun des indicateurs (Baidada et al, 2020a ; Baidada et al, 2020b).

Nous nous sommes toujours basés sur la formulation de l'hypothèse nulle pour tester l'égalité des moyennes des trois sous-groupes.

- H_0 : il n'y a pas de différence significative entre les sous-groupes ;
- H_1 : au moins un sous-groupe est différent des autres.

À chaque fois où la différence significative de Tukey est inférieure au seuil 0,05, l'hypothèse 0 sera rejetée et l'hypothèse 1 sera retenue, et donc au moins un sous-groupe sera différent des autres.

Une comparaison multiple sera donc menée pour voir quel est le sous-groupe ou les sous-groupes qui est ou qui sont différents des autres.

4.4.1. ANOVA1 pour les deux établissements groupés (public et privé)

Toujours en utilisant le logiciel SPSS, et dans un premier temps, nous avons considéré les deux établissements ensemble et une analyse intergroupe a été effectuée. Cette analyse a donné un niveau de signification (sig) de 0,00. L'hypothèse 0 a été rejetée, et nous en avons déduit qu'au moins un sous-groupe est différent des autres. Cela a nécessité une comparaison multiple des moyennes pour voir quel sous-groupe est différent. Le tableau 26 résume les résultats pour les trois indicateurs Précision, Rappel et F-mesure :

Tableau 26. Comparaison multiple des trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Les deux établissements groupés

	Sig (G1 vs G2)	Sig (G1 vs G3)	Sig (G2 vs G3)
Précision	0,292	0,000	0,000
Rappel	0,250	0,000	0,000
F-mesure	0,258	0,000	0,000

Nous avons constaté que le sous-groupe 3 par rapport aux deux autres sous-groupes 1 et 2 a un niveau de signification (sig) égal à 0, ce qui confirme qu'il est différent des deux autres sous-groupes. Nous avons ensuite procédé à une classification en sous-ensembles homogènes, pour trouver les sous-groupes qui présentent des similitudes et les sous-groupes qui diffèrent, ceci en considérant les moyennes harmoniques. Le tableau 27 présente les résultats :

Tableau 27. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Les deux établissements groupés

Sous-groupes	Taille du sous-groupe	Précision		Rappel		F-mesure	
		Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe 1	32	0,377		0,239		0,292	
Sous-groupe 2	32	0,420		0,269		0,328	
Sous-groupe 3	33		0,588		0,419		0,490

Pour les trois indicateurs, le sous-groupe 3 a une moyenne harmonique beaucoup plus élevée que les autres sous-groupes, il est à chaque fois classé dans un seul sous-ensemble, alors que les deux autres sont classés dans un autre.

4.4.2. ANOVA1 pour l'établissement public

Pour l'établissement public considéré séparément, l'analyse intergroupe a donné un niveau de signification sig inférieur à 0,05. On en a de nouveau déduit qu'au moins un sous-groupe se distingue des autres.

Suivant la même approche, la comparaison multiple des trois indicateurs a donné les résultats présentés dans le tableau 28 :

Tableau 28. Comparaison multiple des trois variables Précision, Rappel et F-mesure – établissement public

	Sig (G1 vs G2)	Sig (G1 vs G3)	Sig (G2 vs G3)
Précision	0,378	0,000	0,000
Rappel	0,147	0,000	0,000
F-mesure	0,216	0,000	0,000

Le sous-groupe 3 présente une différence par rapport aux autres avec des seuils de signification inférieurs à 0,05. Nous avons procédé à la classification en sous-ensembles homogènes donnée par les tableaux 29.

Tableau 29. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Établissement public

Sous-groupes	Taille du sous-groupe	Précision		Rappel		F-mesure	
		Sous ensemble 1	Sous ensemble 2	Sous ensemble 1	Sous ensemble 2	Sous ensemble 1	Sous ensemble 2
Sous-groupe 1	21	0,401		0,244		0,303	
Sous-groupe 2	21	0,446		0,285		0,348	
Sous-groupe 3	22		0,634		0,452		0,528

Le sous-groupe 3 a une meilleure moyenne harmonique et est classé dans un sous-ensemble tandis que les deux sous-groupes 1 et 2 sont classés dans un autre.

4.4.3. ANOVA1 pour l'établissement privé

Pour l'établissement privé considéré séparément, l'analyse intergroupe a donné également un niveau de signification sig inférieur à 0,05, donc au moins un sous-groupe se distingue des autres.

La comparaison multiple des trois indicateurs a donné les résultats présentés dans le tableau 30 :

Tableau 30. Comparaison multiple des trois variables Précision, Rappel et F-mesure – établissement privé

	Sig (G1 vs G2)	Sig (G1 vs G3)	Sig (G2 vs G3)
Précision	0.621	0.001	0.014
Rappel	0.955	0.000	0.001
F-mesure	0.849	0.001	0.003

Le sous-groupe 3 présente une différence par rapport aux autres avec des seuils de signification inférieurs à 0,05. Nous avons donc procédé à la classification en sous-ensembles homogènes présentée dans les tableaux 31.

Tableau 31. Distribution en sous-ensembles homogènes pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure – Établissement privé

		Précision		Rappel		F-mesure	
		Sous ensemble		Sous ensemble		Sous ensemble	
Sous-groupes	Taille du sous-groupe	1	2	1	2	1	2
Sous-groupe 1	11	0,330		0,229		0,271	
Sous-groupe 2	11	0,370		0,238		0,289	
Sous-groupe 3	11		0,497		0,353		0,413

Le sous-groupe 3 a toujours une meilleure moyenne harmonique et est classé dans un sous-ensemble tandis que les deux sous-groupes 1 et 2 sont toujours classés dans un autre.

4.4.4. Test de Student entre les deux établissements

Nous avons utilisé le test de Student pour vérifier si la variable "Établissement" a une influence sur chacun des indicateurs. En nous référant au tableau des résultats (tableau 32), nous constatons que le niveau de signification (sig), pour les trois indicateurs, est inférieur à 0,05, ce qui nous amène à confirmer une différence entre les deux instituts.

Tableau 32. Test de Student pour les trois indicateurs Précision, Rappel et F-mesure

		Sig
Précision	hypothèse d'égalité des variances	0.002
	hypothèse d'inégalité des variances	0.001
Rappel	hypothèse d'égalité des variances	0.016
	hypothèse d'inégalité des variances	0.009
F-mesure	hypothèse d'égalité des variances	0.007
	hypothèse d'inégalité des variances	0.004

Selon le tableau statistique fourni par SPSS (tableau 33), nous obtenons des valeurs plus élevées pour l'institut public par rapport à l'institut privé. C'est toujours la précision qui fait une grande différence (0,496 par rapport 0,399).

Tableau 33. Statistiques des deux établissements

	Établissement	Effectif	Moyenne	Écart-type	Erreur standard de la moyenne
Précision	Privé	33	0,399	0,119	0,020
	Public	64	0,496	0,148	0,185
Rappel	Privé	33	0,273	0,086	0,150
	Public	64	0,329	0,114	0,143
F-mesure	Privé	33	0,324	0,100	0,174
	Public	64	0,395	0,129	0,161

4.5. Analyse qualitative

Pour cette deuxième expérience et pour mieux comprendre les résultats obtenus, un questionnaire a été distribué aux apprenants qui ont participé à l'expérience (cf. Annexe 1). Nous présenterons dans ce qui suit la structure du questionnaire et les statistiques qui en sont ressorties.

4.5.1. Conception du questionnaire

Un questionnaire de satisfaction a été soumis aux étudiants qui ont participé à la deuxième expérience. Il y a eu 66 répondants.

Ce questionnaire a été structuré en quatre grandes parties :

- Plateformes e-learning en général : partie dans laquelle les étudiants donnent leur avis concernant les plateformes e-learning en général et sur leur utilisation, en particulier sur Moodle ;
- Plateforme de l'expérience : partie dans laquelle les étudiants font un retour sur l'utilisation de la plateforme conçue pour l'expérience, de point de vue :
 - appréciation générale ;
 - nombre et fréquence d'accès ;
 - avis sur l'utilisation du module social ;
 - pertinence des échanges ;
 - pertinence des recommandations générées par le système ;
 - utilisation du moteur de recherche intégré ;
 - appréciation du moteur de recherche intégré ;
- Question ouverte : portant sur les critères que les étudiants peuvent éventuellement proposer pour qu'ils soient intégrés dans la description des ressources pédagogiques ;
- Informations personnelles : concernant le sexe, l'âge, l'établissement d'affiliation et son type (privé ou public).

Le schéma suivant récapitule les dimensions du questionnaire :

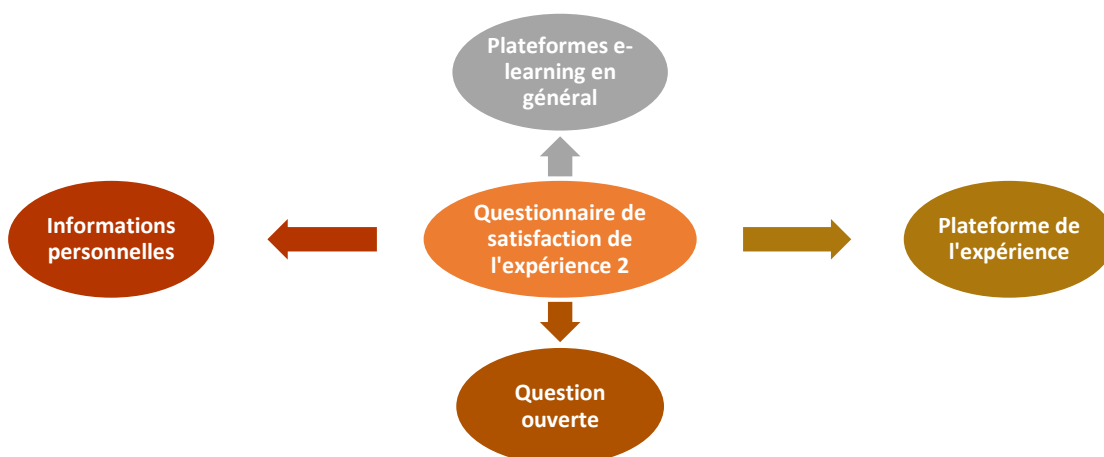


Figure 22. Dimensions du questionnaire

4.5.2. Résultats du questionnaire

Le tableau ci-dessous dresse quelques statistiques sur les répondants.

Tableau 34. Statistiques sur les répondants

Effectif du groupe de l'établissement public	41
Effectif du groupe de l'établissement privé	25
Effectif total	66
Age moyen	21,24
Écart-type d'âge	0,86
Pourcentage du sexe féminin	35%
Pourcentage du sexe masculin	65%

Nous allons présenter essentiellement les résultats du questionnaire par rapport à la dimension "Plateforme de l'expérience", qui nous a permis d'avoir une analyse qualitative représentant le retour des étudiants vis-à-vis de l'utilisation de la plateforme. Ceci nous permettra de vérifier s'ils sont en accord avec les résultats de l'analyse quantitative.

Avant de donner les résultats obtenus relativement à la dimension "Plateforme de l'expérience", donnons un aperçu sur quelques statistiques obtenues relativement à la dimension "Plateformes e-learning en général".

- Sur les 66 répondants, 49 connaissaient déjà une plateforme e-learning avant l'expérience avec un taux de 74% ;
- Sur ces 49 qui connaissaient déjà une plateforme e-learning, 33 étudiants c'est-à-dire 32%, l'ont déjà utilisée ;
- Sur les 33 étudiants qui ont déjà utilisé une plateforme, 88% (29 étudiants) ont utilisé des MOOC, et le reste (4 étudiants) ont utilisé des plateformes pédagogiques ;
- La raison d'utilisation était de consulter des supports de cours pour tous ceux qui avaient utilisé les MOOC. Et pour ceux qui avaient utilisé des plateformes pédagogiques dans leurs établissements d'origine les raisons d'utilisation étaient de consulter des supports de cours et aussi d'effectuer quelques activités pédagogiques ;

- Pour leur appréciation de l'utilisation de ces plateformes, les avis étaient tous entre bien et excellent, avec une majorité à très bien (79%) ;
- 21 étudiants connaissaient déjà la plateforme Moodle, mais presque tous (81%) ne l'ont jamais utilisée.

En ce qui concerne la dimension du questionnaire concernant l'utilisation de la plateforme de l'expérience, nous présenterons dans ce qui suit les statistiques accompagnées des graphiques.

- **Nombre et fréquence d'accès à la plateforme de l'expérience** : 49% ont accédé entre 5 et 10 fois (nombre d'accès), et 50% y ont accédé plusieurs fois par semaine (fréquence d'accès) ;

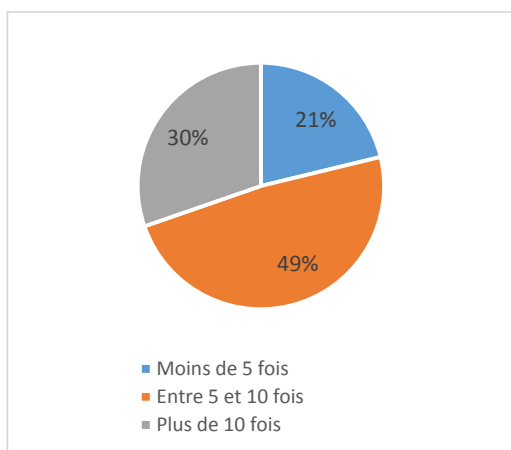


Figure 23. Nombre d'accès à la plateforme de l'expérience

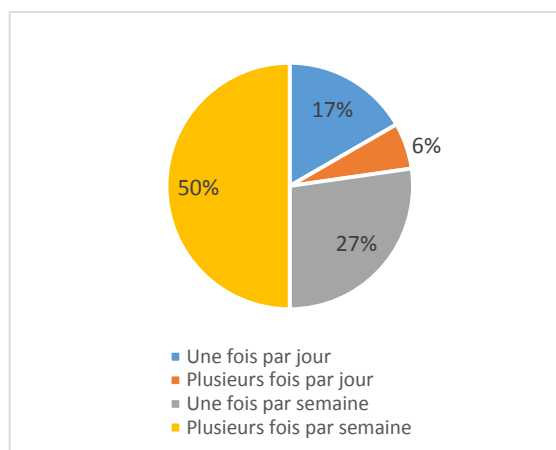


Figure 24. Fréquence d'accès à la plateforme de l'expérience

- **Niveau d'appréciation relativement de l'usage de la plateforme de l'expérience, et du module d'échange social (SocialWall) dans la plateforme** : 59% ont apprécié avec une évaluation "très bien" la plateforme de l'expérience, et 50% ont donné la même évaluation "très bien" à l'utilisation du module social (SocialWall) ;

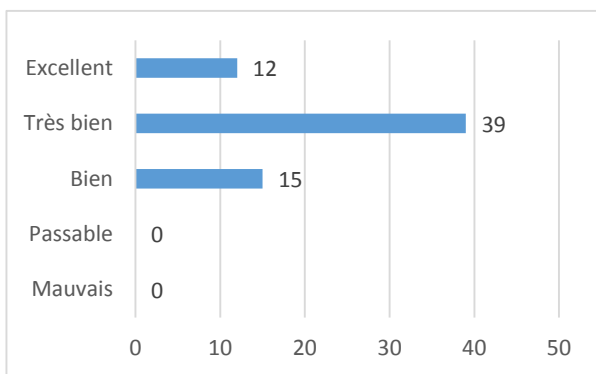


Figure 25. Niveau d'appréciation de l'usage de la plateforme de l'expérience

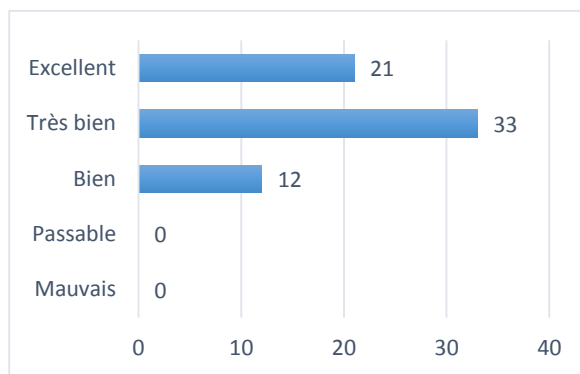


Figure 26. Niveau d'appréciation de l'usage du module social

- **Jugement de la pertinence des échanges faits par les membres du groupe, et de la pertinence des ressources recommandées par la plateforme et leur correspondance à leurs préférences** : 54% ont jugé pertinents les échanges effectués par les membres de leurs groupes avec une évaluation "bien", 64% ont jugé pertinentes les ressources recommandées par la plateforme avec une évaluation "très bien", et 54% ont jugé que les ressources recommandées par la plateforme correspondaient "beaucoup" à leur préférences ;

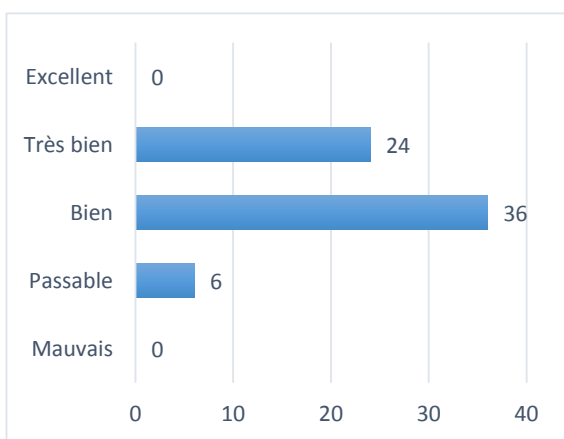


Figure 27. Jugement de la pertinence des échanges faits par les membres du groupe

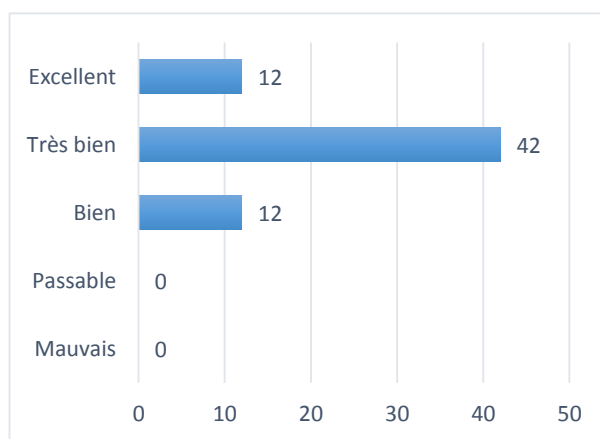


Figure 28. Jugement de la pertinence des ressources recommandées par la plateforme

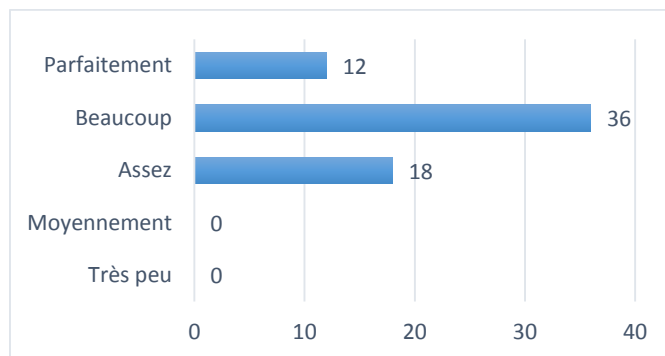


Figure 29. Correspondance des ressources recommandées aux préférences des étudiants

- **Utilisation et appréciation du moteur de recherche intégré** : 48 étudiants parmi les 66 répondants, c'est-à-dire 73%, ont utilisé le moteur de recherche intégré, dont 40% avec une fréquence moyenne d'une fois par jour. Quant à la correspondance entre les ressources proposées et leurs préférences, 62% ont jugé que les ressources retournées par le moteur de recherche intégré correspondaient "beaucoup" à leurs préférences.

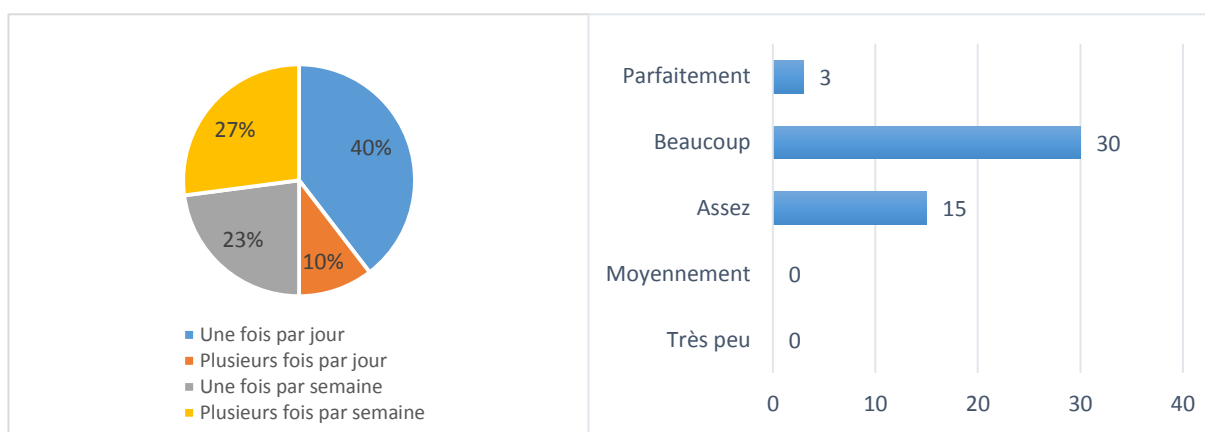


Figure 30. Fréquence d'utilisation du moteur de recherche intégré

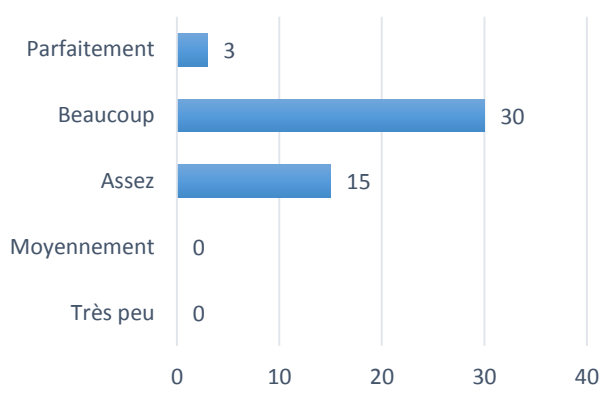


Figure 31. Correspondance des ressources recherchées aux préférences des étudiants

Notons à la fin que nous avons posé une question ouverte pour permettre aux étudiants de proposer des critères supplémentaires permettant de décrire les ressources pédagogiques (métadonnées), sachant que nous avons proposé dans la plateforme des critères pour décrire ces ressources basées sur les composantes : langue, type de ressource et type d'activité (cf. 2.4.1), Rappelons que ceci a été choisi suite à l'étude du profil de l'apprenant et des standards de description des objets d'apprentissage (cf. 2.1.1). Aucun étudiant parmi les répondants n'a proposé de nouveaux critères.

4.6. Interprétation des résultats

4.6.1. Interprétation des résultats de l'analyse quantitative

À travers les résultats obtenus, cette deuxième expérience confirme les résultats de la première, en montrant que le sous-groupe 3 auquel nous avons appliqué l'approche de recommandation hybride a présenté de meilleurs résultats par rapport aux deux autres sous-groupes pour les trois indicateurs Précision, Rappel et F-mesure. Ce résultat a été confirmé pour le cas des deux établissements combinés, et pour l'établissement public et cette fois-ci aussi pour l'établissement privé.

Rappelons que pour la première expérience nous n'avons pas obtenus de différences en moyennes pour les trois indicateurs en ce qui concerne l'établissement privé. Nous l'avions expliqué par l'effectif réduit considéré pour cet établissement dans la première expérience.

D'autre part, l'établissement public présente toujours de meilleurs résultats, ce que nous avons expliqué, pour la première expérience également, par le niveau global des étudiants du secteur public qui est généralement meilleur, ce qui influence la qualité des ressources partagées et la pertinence des évaluations des ressources pédagogiques par ces étudiants.

Un des objectifs de cette deuxième expérience était de vérifier si l'évaluation avec un système de vote améliorerait la qualité des recommandations par rapport à une évaluation binaire avec "like / dislike". Les résultats obtenus montrent plutôt une légère amélioration pour l'indicateur Rappel, ce qui nous amène à confirmer que nous avons gagné en termes de complétude des ressources recommandées plus qu'en qualité.

4.6.2. Interprétation des résultats de l'analyse qualitative

Le questionnaire a été conçu pour appuyer les résultats de l'étude quantitative. Il a finalement permis de confirmer l'appréciation générale des apprenants, tant au niveau de l'utilisation de la plateforme de l'expérience, que du module d'échange social. Ils ont aussi majoritairement jugé pertinentes les ressources recommandées par le système, et plus que la moitié ont confirmé que celles-ci correspondaient bien à leurs préférences.

Concernant le moteur de recherche intégré qui a permis de rapprocher les ressources externes recherchées par les apprenants à leurs préférences, ces derniers l'ont majoritairement apprécié, et ils ont confirmé que les résultats retournés correspondent bien à leurs préférences.

Synthèse

La conception et la réalisation d'une plateforme pour expérimenter notre approche, nous a encouragé à le capitaliser et nous a conduit à faire une nouvelle expérience, d'une part pour confirmer les résultats de la première, et d'autre part pour tester de nouvelles extensions.

Cette deuxième expérience a été donc une opportunité pour mieux évaluer l'approche, au dépend de la contrainte temps qui est toujours associées au mode d'expérience en ligne avec de vrais utilisateurs.

Les résultats, comme nous les avons présentés, sont positifs, et ils ont confirmé ceux de la première expérience, voire même amélioré en termes de valeurs pour les trois indicateurs. Pour l'établissement privé, les résultats sont également positifs.

Les deux extensions menées pour cette deuxième expérience ont donné des résultats et des retours positifs de la part des apprenants.

Le chapitre suivant sera consacré à une synthèse générale et une comparaison des deux expériences.

Chapitre 5 : Synthèse des résultats des expériences et recommandations

Chapitre 5 : Synthèse des résultats des expériences et recommandations

Introduction

Les deux expériences menées pour évaluer l'approche de recommandation hybride ont donné des résultats positifs et encourageants. Ceci a fait l'objet des deux chapitres précédents dans lesquels nous avons présenté séparément la conception, le protocole et les résultats des expériences.

Dans ce chapitre, nous présentons les enseignements tirés des deux expériences menées. Nous terminerons par des recommandations inspirées par ces travaux.

5.1. Discussion et comparaison des résultats des deux expériences

Après avoir donné les résultats des deux expériences séparément dans les deux chapitres précédents, nous allons essayer de les comparer. Mais dans un premier temps nous allons commencer par une présentation des différentes difficultés que nous avons rencontrées et comment nous les avons dépassées.

5.1.1. Difficultés rencontrées

5.1.1.1. Problème d'effectif

Opérant dans le domaine de l'enseignement supérieur privé, caractérisé par des effectifs d'étudiants réduits par classe, nous manquions d'étudiants pour constituer un groupe convenable pour m'expérience.

Nous avons remédié à ce problème en ayant l'accord de mener l'expérience également avec des groupes issus du système d'enseignement supérieur public où les effectifs au Maroc sont plus importants.

C'est pour cela que nous avons, pour chaque expérience, considéré les groupes de chaque établissement d'abord séparément puis ensemble.

Notons que le fait de mener l'expérience conjointement dans les deux types d'établissements privé et public représente l'avantage, non seulement d'augmenter l'effectif, mais aussi de permettre de faire une comparaison entre les résultats pour les deux systèmes d'enseignement.

5.1.1.2. Engagement des participants

Un problème traité couramment dans les environnements d'apprentissage est celui de la motivation. Plusieurs chercheurs se sont penchés sur ce problème pour proposer des solutions pour l'engagement des apprenants ou en d'autres termes de leur persuasion. Oinas-Kukkonen et Harjuma (2008) présentent la persuasion dans les environnements informatiques comme : « *Un élément clé du changement d'attitude est la persuasion; tenter de changer les attitudes ou les comportements ou les deux, sans recourir à la coercition ou à la tromperie* ».

La persuasion reste un axe de recherche à part entière, nous ne l'avons pas traité dans notre étude, mais nous l'avons tout de même pris en considération. Nous avons le souci d'engager les étudiants tout au long de l'expérience.

Pour pallier ce problème nous avons opté pour certains choix :

- Définir dans le protocole des expériences une matière précise autour de laquelle les étudiants devaient échanger sur la plateforme pédagogique. Ceci pour qu'ils ne se dispersent pas autour de plusieurs thèmes d'échange, et avoir des ressources sur un thème bien ciblé ;
- Envoyer aux participants un guide d'utilisation de la plateforme pédagogique lors du lancement des expériences pour leur simplifier et expliquer la procédure d'accès à la plateforme (Annexe 2) ;
- Rester continûment disponible pour répondre avec célérité à toutes les questions, et résoudre les problèmes relatifs à l'accès à la plateforme ;
- Prolonger suffisamment la durée des expériences, de sorte à recueillir le maximum de ressources partagées, et de laisser le temps à tous les apprenants de réaliser des échanges ;
- Inciter les professeurs des matières choisies à rappeler régulièrement aux étudiants l'intérêt des échanges sur la plateforme, l'idée était de les faire adhérer pleinement à l'expérience sans provoquer de coercition.

5.1.1.3. Mise en place de la plateforme

Les expériences n'auraient pas pu aboutir sans le développement d'une plateforme adéquate. Il a fallu commencer par comprendre l'architecture de Moodle, ensuite

développer les modules relatifs aux approches de filtrages à base de contenu, collaboratif et hybride, et les intégrer, enfin déployer et mettre en ligne la plateforme.

Pour la deuxième version de l'expérience, il fallait également faire une adaptation des modules de filtrage, et aussi du plugin SocialWall pour l'adapter au système de vote. Il a fallu aussi personnaliser de la base de données de Moodle.

Ce développement a été très coûteux en temps avant de lancer le test réel avec un échantillon d'étudiants pendant le premier semestre de l'année 2018/2019. Ce test a permis de faire les corrections et les réglages avant de lancer l'expérience.

5.1.2. Comparaison des résultats des deux expériences

Les deux expériences ont été définies selon un même protocole en les menant dans deux établissements de l'enseignement supérieur privé et public au Maroc, et dans chaque établissement nous avons réparti l'effectif global des groupes en trois sous-groupes relatifs aux méthodes de filtrage utilisées. Ensuite, nous avons considérés les résultats par rapport à chaque établissement séparément et aussi par rapport aux deux établissements groupés.

Pour avoir une vision globale des résultats obtenus, nous allons donner une comparaison entre les deux expériences en considérant le cas des deux établissements groupés, et aussi le cas de chaque établissement séparément. La comparaison sera faite en considérant toujours l'impact de la variable "groupe" puis celui de la variable "établissement" sur les trois indicateurs Précision, Rappel et F-mesure.

5.1.2.1. Impact de la variable "groupe" sur les trois indicateurs – cas des deux établissements groupés

Les tableaux 35, 36 et 37 suivants donnent une vue récapitulative des moyennes harmoniques des trois indicateurs pour chaque sous-groupe et le classement en sous-ensembles homogènes, en donnant une comparaison entre les deux expériences :

Tableau 35. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Précision pour les deux établissements groupés – Comparaison entre les deux expériences

	Expérience 1			Expérience 2		
	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe 1	26	0,380		32	0,377	
Sous-groupe 2	28	0,447		32	0,420	
Sous-groupe 3	28		0,571	33		0,588

Tableau 36. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Rappel pour les deux établissements groupés – Comparaison entre les deux expériences

	Expérience 1			Expérience 2		
	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe 1	26	0,228		32	0,239	
Sous-groupe 2	28	0,240		32	0,269	
Sous-groupe 3	28		0,322	33		0,419

Tableau 37. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable F-mesure pour les deux établissements groupés – Comparaison entre les deux expériences

	Expérience 1			Expérience 2		
	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe	26	0,285		32	0,292	
Sous-groupe	28	0,312		32	0,328	
Sous-groupe	28		0,412	33		0,490

En analysant ces trois tableaux précédents relatifs aux résultats comparés entre les deux expériences dans le cas des deux établissements groupés, nous réitérons le constat déjà annoncé que le sous-groupe 3 relatif à l'approche hybride présente de meilleurs résultats pour les trois variables Précision, Rappel et F-mesure. Nous remarquons également que les moyennes harmoniques qui distinguent le sous-groupe 3 dans un seul sous-ensemble sont meilleures pour l'expérience 2, surtout pour la variable Rappel. Ceci nous amène à déduire que l'évaluation à choix multiples avec le système de vote a permis d'améliorer les résultats, et notamment pour l'indicateur Rappel (tableau 36) qui traduit le fait que l'on a gagné en terme de complétude des recommandations. L'indicateur Rappel fait référence au pourcentage du total des résultats pertinents correctement classés par l'algorithme, autrement dit il représente la couverture des

éléments pertinents que peut obtenir le système de recommandation (Del Olmo et Gaudioso, 2008).

5.1.2.2. Impact de la variable "groupe" sur les trois indicateurs – cas de l'établissement public

Pour le cas de l'établissement public, les tableaux 38, 39 et 40 donnent à leur tour une récapitulation des moyennes harmoniques des trois indicateurs pour chaque sous-groupe et le classement en sous-ensembles homogènes :

Tableau 38. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Précision pour l'établissement public – Comparaison entre les deux expériences

	Expérience 1			Expérience 2		
	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe 1	19	0,405		21	0,401	
Sous-groupe 2	21	0,459		21	0,446	
Sous-groupe 3	21		0,606	22		0,634

Tableau 39. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Rappel pour l'établissement public – Comparaison entre les deux expériences

	Expérience 1			Expérience 2		
	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe 1	19	0,239		21	0,244	
Sous-groupe 2	21	0,241		21	0,285	
Sous-groupe 3	21		0,345	22		0,452

Tableau 40. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable F-mesure pour l'établissement public – Comparaison entre les deux expériences

	Expérience 1			Expérience 2		
	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe 1	19	0,3031		21	0,3037	
Sous-groupe 2	21	0,314		21	0,348	
Sous-groupe 3	21		0,439	22		0,528

Ici, nous constatons également la distinction du sous-groupe 3 par rapport aux deux autres sous-groupes. Et entre la Précision et le Rappel, c'est encore une fois le rappel qui présente une nette amélioration (tableau 39).

En termes de performance générale du système, l'indicateur F-mesure, qui correspond à un compromis de la Précision et le Rappel, présente de meilleures valeurs pour l'expérience 2 où l'on a appliqué l'évaluation à choix multiple avec le système de vote.

5.1.2.3. Impact de la variable "groupe" sur les trois indicateurs – cas de l'établissement privé

Pour le cas de l'établissement privé, rappelons que pour la première expérience, la distribution en sous-ensembles homogènes a engendré une appartenance des trois sous-groupes à un même sous-ensemble, ce qui signifie que lors de la première expérience nous n'avons pas enregistré de différence entre les trois sous-groupes, et en conséquence entre les trois approches de filtrage.

Par contre lors de l'expérience 2, nous avons retrouvé une distinction du sous-groupe 3 par rapport aux autres, ce que nous avons expliqué par l'augmentation de l'effectif des participants de l'établissement entre les deux expériences, nous sommes passés de 21 à 33 participants :

Tableau 41. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Précision pour l'établissement privé – Comparaison entre les deux expériences

	Expérience 1		Expérience 2		
	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe 1	7	0,311	11	0,330	
Sous-groupe 2	7	0,409	11	0,370	
Sous-groupe 3	7	0,465	11		0,497

Tableau 42. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable Rappel pour l'établissement privé – Comparaison entre les deux expériences

	Expérience 1		Expérience 2		
	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe 1	7	0,193	11	0,229	
Sous-groupe 2	7	0,243	11	0,238	
Sous-groupe 3	7	0,255	11		0,353

Tableau 43. Distribution en sous-ensembles homogènes pour la variable F-mesure pour l'établissement privé – Comparaison entre les deux expériences

	Expérience 1		Expérience 2		
	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Taille du sous-groupe	Sous-ensemble 1	Sous-ensemble 2
Sous-groupe 1	7	0,238	11	0,271	
Sous-groupe 2	7	0,305	11	0,289	
Sous-groupe 3	7	0,329	11		0,413

Par rapport aux indicateurs, comme présenté dans les tableaux 41, 42 et 43, nous constatons une légère distinction en faveur de la deuxième expérience, surtout pour les variables Rappel et F-mesure.

5.1.2.4. Impact de la variable "établissement" sur les trois indicateurs

Comme nous l'avons déjà présenté, nous avons également essayé de voir la variation des indicateurs par rapport aux deux établissements privé et public. Le tableau 44 suivant récapitule les résultats obtenus entre les deux expériences :

Tableau 44. Statistiques des deux établissements – Comparaison entre les deux expériences

Variable	Établissement	Expérience 1		Expérience 2	
		Effectif	Moyenne	Effectif	Moyenne
Précision	Privé	21	0,395	33	0,399
	Public	61	0,493	64	0,496
Rappel	Privé	21	0,230	33	0,273
	Public	61	0,276	64	0,329
F-mesure	Privé	21	0,291	33	0,324
	Public	61	0,354	64	0,395

Comme nous pouvons le constater, les moyennes obtenues ne présentent pas beaucoup de différences entre les deux expériences. Mais nous confirmons encore une fois que ces moyennes sont toujours meilleures pour l'établissement public par rapport au privé. Nous réitérons notre constat qu'au niveau de l'établissement public les moyennes obtenues étaient plus élevées, surtout pour la variable Précision, et que ceci peut être expliqué par le niveau des étudiants qui est généralement meilleur.

5.2. Synthèse des résultats des deux expériences

5.2.1. Rappels des objectifs

Notre objectif est de tester l'utilisation des systèmes de recommandation comme outils pour personnaliser l'apprentissage. Mais nous avons une finalité qui est celle d'offrir un environnement personnalisé aux étudiants dans un cadre d'enseignement hybride combinant des cours en présentiel et à distance. L'objectif d'utiliser les systèmes de recommandation n'est alors qu'un moyen pour atteindre cette finalité.

Rappelons aussi que notre étude se déroule dans le contexte de l'enseignement supérieur au Maroc, et que les constats tirés doivent être projetés par rapport à ce contexte.

La figure suivante représente une gradation des concepts définissant notre étude de l'objectif à la finalité.

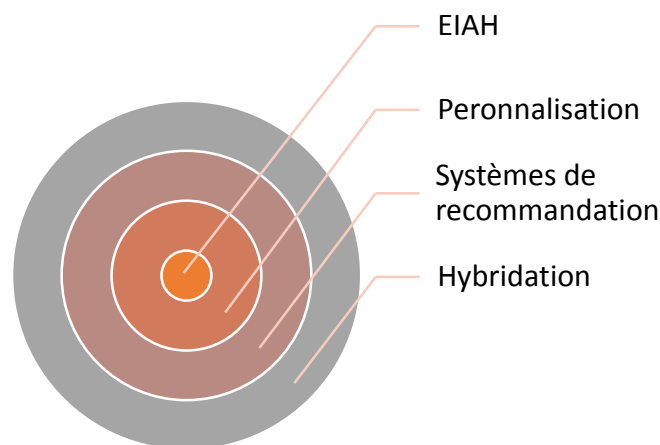


Figure 32. Gradation des concepts définissant notre étude de l'objectif à la finalité

Par rapport à l'application de l'approche de filtrage hybride nous avons voulu vérifier l'impact de la prise en compte des deux dimensions individuelle et sociale de l'apprenant sur la pertinence des recommandations.

Nous avons aussi mené les expériences dans les deux systèmes d'enseignement privé et public, pour voir également si cela pourrait avoir une influence sur la pertinence des recommandations.

Nous avons également modifié le mode d'évaluation des ressources par les apprenants dans la deuxième expérience en système de vote, pour voir son impact sur les recommandations.

Nous avons enfin ajouté l'extension du moteur de recherche intégré dans la deuxième expérience pour voir le retour des étudiants et leur degré d'appréciation de cette option leur permettant d'avoir accès à des ressources externes censées mieux correspondre à leurs préférences.

Dans cette synthèse, nous allons présenter les résultats et les constats déduits par rapport à chaque concept, de l'apport de l'hybridation des systèmes de recommandation jusqu'à l'utilisation de la plateforme.

5.2.2. Application de l'approche hybride

Les résultats de l'application de l'approche hybride avec la combinaison des deux modes de filtrage à base de contenu et collaboratif ont donné des résultats meilleurs que l'application des deux modes de filtrage séparément.

Ces résultats ont été confirmés lors de la première expérience pour les cas de l'établissement public, et le cas des deux établissements groupés. Ils ont été aussi confirmés lors de la deuxième expérience pour le cas de l'établissement public et privé et celui des deux établissements groupés.

Donc la prise en compte des caractéristiques individuelles et sociales de l'apprenant, nous a permis d'améliorer la pertinence des recommandations dans un environnement d'apprentissage à distance.

5.2.3. Comparaison privé/public

Les deux expériences ont confirmé que les recommandations dans l'établissement public étaient à chaque fois meilleures que celles de l'établissement privé en termes de qualité (variable Précision).

La différence principale entre les deux systèmes réside dans le niveau des étudiants. Le système d'enseignement en école d'ingénieurs est très sélectif et attire une population ayant un niveau meilleur, contrairement au système d'enseignement privé où les règles

d'admission sont moins strictes, notamment pour les admissions en parallèle, ce qui a comme conséquence d'avoir d'une part un niveau plus bas, et d'autre part une plus forte hétérogénéité des étudiants.

Cette différence essentielle entre les étudiants des deux systèmes peut-être la raison qui peut expliquer que les étudiants du système d'enseignement public étaient de meilleur niveau et étaient plus consciencieux lors du partage des ressources et aussi lors de leurs évaluations.

Il est peut être présumé que la qualité des partages et des évaluations se répercute sur la qualité des recommandations.

5.2.4. Impact du mode d'évaluation

Rappelons que nous avons opté pour un mode d'évaluation explicite (Bobadilla et al., 2013 ; Ricci et al., 2011). Les étudiants devaient échanger et évaluer des ressources pédagogiques dans un environnement type "réseau social". Ceci nous a poussés à garder pour la première expérience un mode d'évaluation binaire basé sur le "like/dislike", et pour la deuxième expérience à utiliser le système de vote.

En se référant aux résultats comparés des deux expériences (cf. 5.1.2), nous pouvons conclure que le passage au mode d'évaluation avec des valeurs multiples en utilisant le système de vote a permis d'améliorer la complétude des recommandations. C'est-à-dire le rapport entre le nombre de ressources recommandées pertinentes que les apprenants ont appréciées, et le nombre global des ressources pertinentes dans le système, était meilleur avec le système de vote.

5.2.5. Retour sur l'extension du moteur de recherche externe

Notre système avait connaissance de certaines préférences de l'apprenant. Au fur et à mesure que les apprenants échangent des ressources, le système était capable de déduire leurs préférences.

Nous avons donc utilisé cette connaissance pour permettre aux étudiants d'étoffer leurs recherches des ressources externes, en alignant leurs critères recherchés à leur profil.

Le questionnaire distribué aux participants a permis d'avoir un retour positif de l'utilisation de ce moteur de recherche intégré. Les étudiants ont majoritairement apprécié son utilisation.

5.2.6. Utilisation de la plateforme

Ayant comme finalité celle d'intégrer l'utilisation d'un environnement d'apprentissage à distance aux étudiants en parallèle avec les cours en présentiel, nous étions intéressés à avoir leur feedback.

L'analyse qualitative faite moyennant le questionnaire distribué aux participants (annexe 1), a été conçue de sorte à ressortir le retour des participants par rapport à la connaissance et à l'utilisation de l'environnement d'apprentissage à plusieurs niveaux, partant des plateformes d'apprentissage en général et arrivant à la plateforme de l'expérience. Les questions ont alors porté sur les éléments suivants :

- Connaissance des plateformes d'apprentissage en général ;
- Utilisation des plateformes d'apprentissage en général ;
- Connaissance de la plateforme Moodle ;
- Utilisation de la plateforme Moodle ;
- Utilisation de la plateforme de l'expérience ;
- Utilisation du module social dans la plateforme de l'expérience.

L'analyse du questionnaire a montré que la moitié des participants connaissaient des plateformes ou bien des MOOC avant l'expérience, et peu parmi eux les avaient utilisées. Ces plateformes et ces MOOC étaient relativement bien appréciées par leurs utilisateurs, mais notons qu'ils s'intéressaient essentiellement à la consultation des cours, ce qui était offert normalement par les MOOC, contrairement aux plateformes d'apprentissage en ligne comme Moodle qui proposent de nombreuses activités.

Le constat général qu'on peut tirer est que la majorité des étudiants ne connaissaient pas auparavant des plateformes d'apprentissage en ligne, à part les MOOC. Cette méconnaissance reflète un peu la situation dans le système d'enseignement au Maroc où les étudiants ne sont peu impliqués dans l'usage des plateformes en ligne.

En revanche, les étudiants étaient favorables à l'utilisation de la plateforme Moodle en parallèle avec le cours en présentiel. Ils ont également apprécié l'utilisation du module social pour échanger entre eux et partager des ressources pédagogiques. C'est un constat qui valide l'intérêt de notre approche des systèmes de recommandation.

5.2.7. Constats sur les préférences des apprenants

Dans toute expérience il est possible de dégager des résultats relatifs à certains points non fixés préalablement dans les objectifs.

À partir des données recueillies des deux expériences, il était intéressant de tirer les constats suivants :

- Les ressources les plus appréciées par les participants étaient de type vidéo ;
- La majorité des ressources partagées étaient de langue française ;
- Peu d'étudiants consultent des ressources en anglais, et ceux qui le faisaient provenaient essentiellement de l'établissement public ;
- La majorité des ressources partagées étaient de type cours.

Ces constats montrent les préférences actuelles de la majorité des étudiants dans notre système d'enseignement supérieur au Maroc, en cherchant des supports complémentaires généralement de type vidéos (essentiellement sur YouTube) de langue française leur permettant de faire des retours sur des notions vues en classe en présentiel. Ce constat peut-être fait dans les deux expériences aussi bien pour le public que pour le privé.

Ce constat peut constituer un intérêt particulier si l'on souhaite par la suite faire une proposition de scénarisation de mise en place d'une plateforme d'apprentissage en ligne, peut-être pour suivre les tendances des étudiants. Reste à savoir si dans une scénarisation future, on doit essayer de répondre aux préférences constatées des étudiants ou les orienter vers des ressources différentes, comme par exemple les inciter, voire les préparer à consulter des ressources en anglais, qui sont non seulement plus abondantes sur Internet, mais aussi parfois plus riche dans le domaine de l'informatique.

5.3. Recommandations

Nous terminons ce chapitre par des recommandations concernant :

- Les systèmes de recommandation dans le domaine de l'éducation
- L'hybridation des méthodes de filtrage
- L'utilisation des environnements d'apprentissage à distance
- L'utilisation de la composante sociale dans les environnements d'apprentissage

5.3.1. Les systèmes de recommandation comme outil de personnalisation

Il ne s'agit pas d'une nouveauté, les systèmes de recommandation ont suscité beaucoup d'intérêt quant à leur application dans le domaine de l'éducation. Comme nous l'avons rapporté dans le chapitre sur l'état de l'art (cf. 1.3.1), plusieurs chercheurs ont proposé des approches pour utiliser les systèmes de recommandation dans le domaine de l'éducation (Herath et al., 2018 ; Murad et Yang, 2018 ; Bourkougou et al., 2016 ; Okoye, 2015 ; Tadlaoui et al., 2015 ; Berkani et al., 2013 ; Klasnja-Milicevic et al., 2011 ; Manouselis et al., 2011).

Les systèmes de recommandation peuvent alors constituer une brique importante dans la construction d'un environnement d'enseignement à distance personnalisé. Ils peuvent offrir une panoplie de moyens qui peuvent aider à personnaliser le processus d'apprentissage, tels que la personnalisation des contenus ou bien des parcours, selon les préférences, les centres d'intérêt, les compétences ou les besoins des apprenants.

5.3.2. L'hybridation pour améliorer la pertinence des recommandations

Les différentes méthodes de filtrage présentent des points forts et des faiblesses. En conséquence, la combinaison de ces méthodes a été utilisée comme moyen pour palier leurs limites (cf. 2.2.1). L'hybridation a été également utilisée pour améliorer la pertinence et la qualité des recommandations (Paradarami et al., 2017 ; Lemdani, 2016 ; Isinkaye et al., 2015 ; Berkani et al., 2013 ; Burke, 2007).

À travers les résultats positifs obtenus, qui ont été en faveur des recommandations issues de l'approche hybride, nous stipulons que si l'on veut recommander des ressources pédagogiques à un apprenant, il serait intéressant de prendre en compte son profil,

mais aussi les tendances au niveau de son groupe d'appartenance, pour améliorer la qualité des recommandations qui lui seront offertes.

5.3.3. Encourager l'utilisation des environnements d'apprentissage en ligne

Comme nous l'avons présenté dans le chapitre 1 (cf. 1.1.5), l'enseignement à distance n'est pas encore vraiment développé au Maroc. En conséquence, l'utilisation, et encore plus, la maîtrise des plateformes d'apprentissage à distance par les étudiants reste très limitée.

Les participants de nos deux expériences constituent un échantillon d'étudiants issus du système d'enseignement supérieur au Maroc. Certains ont déjà découvert des plateformes d'apprentissage en ligne dans leurs établissements d'origine. D'autres ont essayé l'apprentissage à distance des MOOC connus.

Les expériences menées ont été une occasion pour les étudiants de découvrir et d'utiliser une plateforme d'apprentissage à distance. À travers le questionnaire qui leur a été distribué, nous avons constaté une bonne appréciation générale quant à leur utilisation.

De ceci émane un souhait des étudiants d'avoir un enseignement combinant présentiel et distanciel. Ce mode d'enseignement qualifié de mixte ou d'hybride (Blended Learning). De très nombreux travaux ont montré l'intérêt et l'efficacité de ce mode d'enseignement sous la condition de respecter un certain nombre d'aspects techniques, organisationnels et pédagogiques (Kaur, 2013).

Nous encourageons vivement la mise en place de ce mode mixte dans notre système d'enseignement supérieur au Maroc, pour permettre aux étudiants de tirer profit de ses avantages, surtout celui de permettre d'assurer la mise en place de dispositifs pour pouvoir personnaliser l'apprentissage.

5.3.4. Créer les espaces d'échange entre les apprenants

Il est connu dans le mode d'enseignement à distance que l'un des problèmes rencontrés est le sentiment d'isolement que peut avoir un apprenant face à une plateforme pédagogique en ligne. Une solution est de créer des espaces qui favorisent le travail collaboratif et les échanges entre les apprenants (Croft et al., 2010).

Un des éléments de nos deux expériences était l'intégration d'un module social (SocialWall) pour créer un espace d'échange entre les apprenants. Dans notre étude, nous avons été amenés à mettre en place cet espace d'échange pour intégrer la dimension sociale nécessaire pour réaliser les recommandations à base de filtrage collaboratif.

L'espace d'échange social intégré à la plateforme Moodle a laissé un retour très positif de la part des participants. Cet espace leur a permis d'échanger entre eux les ressources pédagogiques jugées intéressantes, et de favoriser ainsi la collaboration entre eux.

Dans tout environnement d'apprentissage à distance, nous recommandons d'utiliser un espace collaboratif, qui peut intégrer plusieurs formes d'échanges, entre partage de ressources, forum de discussions, évaluation de travaux et projets par les pairs, etc.

Synthèse

À l'issue des deux expériences, plusieurs constats ont été tirés, quant aux résultats directs tirés sur l'approche de recommandation hybride, mais aussi par rapport aux attentes globales de l'intégration de la plateforme dans un processus d'apprentissage relatif au contexte de l'enseignement supérieur au Maroc.

Après avoir présenté les résultats de chaque expérience séparément, il était nécessaire d'en faire une comparaison. Il fallait ensuite faire une synthèse générale par rapport aux différentes dimensions de notre étude, à savoir, l'évaluation de l'approche hybride, la comparaison privé/public, l'impact du changement du mode d'évaluation, l'impact de l'utilisation du moteur de recherche intégré, et l'utilisation en général de la plateforme.

En fin, il fallait apporter des recommandations relativement à chaque dimension de notre étude qui nous permettra de proposer une mise en place d'une scénarisation et une application dans un contexte d'apprentissage, projeté notamment dans l'enseignement supérieur au Maroc.

Chapitre 6 : Scénarisation et application des approches proposées

Chapitre 6 : Scénarisation et application des approches proposées

Introduction

Les deux expériences menées ont donné des résultats positifs en faveur de l'hybridation des méthodes de filtrages à base de contenu et de filtrage collaboratif, et ont montré l'intérêt de la prise en compte des dimensions individuelle et sociale de l'apprenant pour améliorer les recommandations.

Une comparaison des résultats et une synthèse générale par rapport aux objectifs et à la finalité de notre étude ont été faites dans le chapitre précédent, que nous avons terminé par des recommandations à la lumière des différentes recommandations tirées de l'étude.

Dans ce chapitre, nous allons proposer une scénarisation et une proposition d'application des recommandations proposées, premièrement dans un contexte d'apprentissage en général, deuxièmement dans le contexte de l'enseignement supérieur au Maroc, et particulièrement celui du système d'enseignement privé et public, tout en considérant leurs différences et les problèmes auxquels ils sont confrontés.

Une mise en perspective dans le contexte actuel du Covid-19 sera également faite, puisque la pandémie a relancée inévitablement les réflexions sur l'utilisation des environnements d'apprentissage à distance.

6.1. Rappel des résultats utilisables de la thèse

En guise de constats finaux qui ressortent de notre étude en général, et spécialement des deux expériences qui les ont accompagnées, nous pouvons dégager les résultats utilisables qui seront présentés dans les sections suivantes, et qui peuvent aider à la construction d'un scénario pédagogique complet, et qui peut être adapté spécialement à notre système d'enseignement privé et public au Maroc.

6.1.1. Prise en compte des dimensions individuelle et sociale pour mieux recommander

Pour proposer des recommandations dans un environnement d'apprentissage, il sera important de considérer conjointement les caractéristiques individuelles de l'apprenant, sans oublier de considérer les spécificités relatives à son groupe d'appartenance. Ce dernier point, émane du constat que généralement les apprenants, appartenant à un

même groupe dans un cadre éducatif, partagent des centres d'intérêt communs en termes d'objectifs par rapport aux cours qui leur sont enseignés.

6.1.2. Utilisation des SR comme outil pour personnaliser l'apprentissage

Les SR peuvent constituer une brique importante dans la construction d'un environnement d'apprentissage personnalisé. Leurs différentes catégories peuvent trouver application dans le domaine éducatif, comme ce que nous avons proposé dans notre contribution (Baidada, 2018, Baidada et al., 2018) en considérant l'apprenant individuellement par rapport à la méthode de filtrage à base de contenu, ou aussi en considérant l'apprenant dans un cadre social par rapport à la méthode de filtrage collaboratif.

6.1.3. Intégration des échanges au sein d'un groupe dans un environnement d'apprentissage en ligne

Le fait de considérer l'apprenant dans un cadre social et privilégier les échanges collaboratifs avec les autres apprenants a présenté une double importance. Ceci a permis dans un premier temps d'atténuer le sentiment d'isolement que peut avoir l'apprenant en utilisant une plateforme d'apprentissage en ligne (Croft et al., 2010), et dans un deuxième temps de garantir un ensemble de données utiles pour générer des recommandations à base de filtrage collaboratif. Ces données ont contribué à l'amélioration de la pertinence des recommandations finales des ressources pédagogiques, une fois pris en compte conjointement avec le filtrage à base de contenu.

6.1.4. Utilisation des plateformes d'apprentissage en ligne en mode mixte avec l'apprentissage en présentiel

L'apprentissage mixte ou Blended Learning se présente sous forme d'un spectre allant de l'apprentissage en présentiel classique, à l'apprentissage totalement en ligne³⁰. Entre les deux extrémités, se déploie un ensemble de modes d'apprentissage qui peuvent mélanger et "doser" les autres modes selon les exigences et les besoins.

L'apprentissage mixte présente certainement des avantages quand il combine les points forts de chacun des modes et atténue leurs points faibles, ceci en respectant les

³⁰ <https://www.knowledgewave.com/blog/benefits-of-blended-learning>

contraintes et les exigences pédagogiques d'un point de vue apprenant et aussi enseignant (Rasheed et al., 2020).

Notre étude a engendré un retour positif de la part des apprenants de l'utilisation de la plateforme en général, comme outil complémentaire aux cours reçus en classe. Ils y ont trouvé un espace favorable aux échanges et aux consultations des ressources qui ne peuvent qu'améliorer leurs connaissances dans les matières concernées.

6.2. Scénario d'application des approches proposées dans un contexte d'apprentissage

En combinant les résultats utilisables de notre thèse, nous pouvons proposer un scénario d'application des contributions réalisées et des approches proposées dans un contexte d'apprentissage d'une manière générale.

Pour mieux représenter ce scénario d'application, nous proposons une démarche consistant à mettre en place dans le processus pédagogique une architecture en trois couches. Ces trois couches représentent par catégorie comment les composantes nécessaires à assurer le scénario d'application proposé doivent-ils collaborer. Le schéma suivant (figure 33) représente ces différentes composantes et les couches qui les englobent. Une explication plus détaillée sera donnée par la suite.

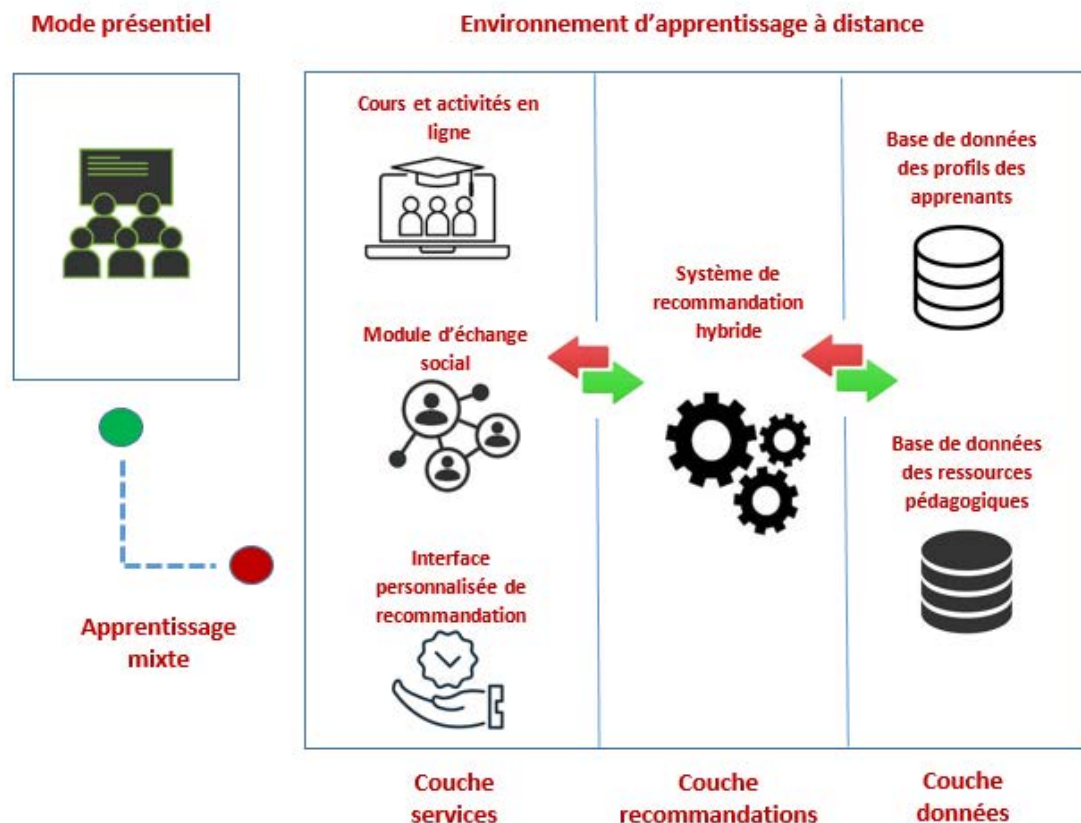


Figure 33. Schéma du scénario d'application des approches proposées dans un contexte d'apprentissage

La démarche globale proposée est basée sur un mode d'apprentissage mixte incluant aussi bien le mode présentiel que le mode distanciel, dans lequel certaines activités pédagogiques peuvent être dégagées, entre partage de cours, de préférence qu'ils soient sous forme de vidéos, et d'autres activités telles que des devoirs ou des quiz.

Les sections suivantes présentent les trois couches qui doivent composer l'environnement d'apprentissage à distance proposé.

6.2.1. Couche services

Elle représente les différents services qui seront offerts et proposés aux apprenants, une fois connectés à la plateforme. Elle doit comporter les services suivants :

- Partage des cours et des activités pédagogiques : il s'agit d'un service classique que nous retrouvons dans toute plateforme d'apprentissage en ligne telle que Moodle par exemple.

- Module d'échange social : c'est un élément clé qui peut favoriser la collaboration entre les apprenants, ainsi que fournir les informations utiles pour la couche recommandations, précisément pour les recommandations à base de filtrage collaboratif.
- Interface personnalisée de recommandation : il s'agit d'une interface dédiée à chaque apprenant, et qui concrétise l'aspect personnalisation caractérisant l'environnement d'apprentissage. Dans cette interface, chaque apprenant pourra retrouver une sorte d'espace personnel, dans lequel le système pourra lui proposer des recommandations de ressources ou aussi d'activités pédagogiques relevant de ses intérêts personnels, en termes de préférences, l'approche qui a été testée à travers notre contribution, ou aussi de compétences.

6.2.2. Couche recommandations

C'est dans cette couche que seront implémentés les algorithmes de filtrage permettant de générer les recommandations finales. Elle se positionnera comme couche intermédiaire, et elle utilisera les informations récupérées de la couche données pour générer les recommandations et les présenter à la couche services, au niveau de l'interface personnalisée de recommandation.

6.2.3. Couche données

Cette couche comportera les sources de données utiles pour assurer la personnalisation à l'intérieur de l'environnement d'apprentissage. En l'occurrence, la base de données des profils des apprenants qui doit non seulement alimenter la couche de recommandation, mais aussi être mise à jour régulièrement avec toute information susceptible d'enrichir ces profils. Aussi, la base de données des ressources pédagogiques, qui pourra comporter celles proposés par les enseignants, mais aussi enrichie par celles proposés par les apprenants eux même dans le cadre des échanges qu'ils effectuent entre eux.

6.3. Projection dans le contexte d'enseignement supérieur au Maroc

En tant qu'enseignant dans l'enseignement supérieur privé au Maroc, nous avons le souci que notre travail de thèse serve à tenter de résoudre certains problèmes que nous constatons dans la pratique professionnelle.

Face à ces problèmes, nous avons pensé à trouver application de notre dans notre contexte d'enseignement supérieur privé au Maroc.

6.3.1. Utilisation des résultats de l'étude dans le secteur privé au Maroc

Le secteur de l'enseignement privé au Maroc présente plusieurs spécificités. Nous avons déjà cités quelques une dans le chapitre 1 (cf. 1.1.5), notamment les conséquences de l'application des règles d'admission, qui engendrent des groupes d'étudiants très hétérogènes, puisqu'ils peuvent provenir d'origines très différentes et présenter des niveaux très écartés.

Nous avons recensé plusieurs situations provoquant une hétérogénéité, et par conséquence une nécessité de mise à niveau et de remédiation pédagogiques. Nous présentons dans ce qui suit ces différentes situations.

6.3.1.1. Cas des bacheliers

Au Maroc, les bacheliers font leurs choix des études supérieures en fonction de leurs niveaux (notes au baccalauréat). Nous pouvons distinguer deux grandes catégories :

- Niveaux moyen et plus : Ce sont les étudiants qui obtiennent une note leur permettant d'accéder aux écoles de leurs choix (Grandes écoles d'ingénieurs, Grandes écoles de Management, Classes préparatoires aux grandes écoles, Médecine, etc.) : **NM+** (Niveau Moyen Plus)
- Niveaux moyen et moins : Englobent les étudiants ayant des notes plus faibles, ils intègrent selon leurs niveaux socio-économiques l'université à accès ouvert, les formations professionnelles (Instituts Supérieurs de Technologie Appliquée), ou bien l'enseignement supérieur privé : **NM-** (Niveau Moyen Moins)

Cette 2eme catégorie constitue la population principale, et nous nous retrouvons confrontés au défi de les rapprocher au même niveau que les autres étudiants qui ont intégré les grandes écoles publiques, pour les rendre compétitifs par rapport aux débouchés à la sortie.

Nous retenons alors, une première catégorie nécessitant une adaptation de niveau : du **NM-** au **NM+**.

Selon un autre constat, le niveau de l'étudiant marocain d'une manière générale a baissé. Ghouati (2010) rapporte dans un article, qui même datant de 2010 représente une situation qui persiste au Maroc depuis plus d'une décennie, qu'il y a une dégradation inéluctable du niveau de l'enseignement supérieur au Maroc qui peut s'expliquer par :

- La médiocrité des niveaux primaire et secondaire ;
- La massification qui a des répercussions sur la qualité de l'enseignement;
- La différence du niveau d'encadrement entre les secteurs sélectifs et non sélectifs.

Notons que le secteur non sélectif est constitué essentiellement de l'université à accès ouvert et du système de l'enseignement supérieur privé.

Donc même la catégorie **NM+** n'arrive pas à atteindre un niveau désiré par les acteurs pédagogiques impliqués, comparant avec ce qu'il en était dans les décennies précédentes, et aussi par rapport au niveau normal à l'international dans d'autres pays : **NN** (Niveau Normal)

La catégorie **NM+** nécessite également une adaptation au niveau **NN**.

6.3.1.2. Cas des admissions parallèles

Les établissements d'enseignement supérieur privé, acceptent des niveaux bac+1 jusqu'à bac+3 en admission directe dans le cursus. Parmi ces étudiants, surtout ceux issus de formations professionnelles, représentent souvent une autre difficulté celle de leur combler leurs lacunes dans les matières fondamentales (telles que les mathématiques) qui ne font pas partie de leur enseignement antérieur : **NAP** (Niveau Admission Parallèle).

Ici nous retenons une nécessité d'adaptation des étudiants du niveau **NAP** au niveau **NN**.

6.3.1.3. Cas de la coopération internationale

À ce niveau, on distingue trois situations différentes :

- **Étudiants étrangers** : issus surtout de l'Afrique sub-saharienne qui intègrent les établissements publics et privés. Ils représentent une très grande diversité de formation et par conséquent une hétérogénéité de niveau. La difficulté est plus grande vu la différence des cursus dans leurs pays d'origine : **NEE** (Niveau Étudiant Étranger).

Cette catégorie nécessite une adaptation du niveau **NEE** au niveau **NN**.

- **Cas des formations délocalisées** : Certains établissements de l'enseignement supérieur, souvent privés, proposent des formations délocalisées en partenariat avec des universités étrangères, notamment françaises. Ces formations, en licences et masters, proposent le même diplôme délivré à l'université étrangère, mais souvent, si ce n'est pas toujours le cas, avec une diminution du volume horaire des matières, allant jusqu'à la moitié, et se déroulant dans des conditions qui ne sont pas identiques à celles de l'établissement étranger d'origine. Ici un grand problème se pose ; les étudiants qui ont suivi des formations délocalisées (**NFD**) n'ont pas le même niveau que ceux qui ont suivi les mêmes formations au sein des universités étrangères (**NUE**).

Une autre catégorie d'adaptation du niveau **NFD** au niveau **NUE** est alors retenue.

- **Poursuite des études à l'étranger** : Certains étudiants marocains postulent pour s'inscrire et poursuivre leurs études directement à l'étranger. Étant donné que les cursus sont différents, et les conditions préalables ne sont pas les mêmes, généralement ils retrouvent un problème pour s'aligner au niveau des autres étudiants à l'étranger.

Une dernière catégorie nécessite alors une adaptation du niveau **NN** au niveau **NUE**.

6.3.1.4. Synthèse des cas d'hétérogénéité de niveaux

Comme nous venons de le présenter, vu ces interactions multiples avec d'autres cadres de formation au niveau national et international, les établissements d'enseignement supérieur privé sont face à un grand défi celui de mettre à niveau les étudiants, et de combler leurs lacunes dans certaines matières et disciplines.

La première étape était donc de détecter les points d'interaction, entre le système d'enseignement supérieur privé et d'autres systèmes, qui nécessitent une adaptation de niveau. Nous résumons les situations recensées dans le schéma suivant :

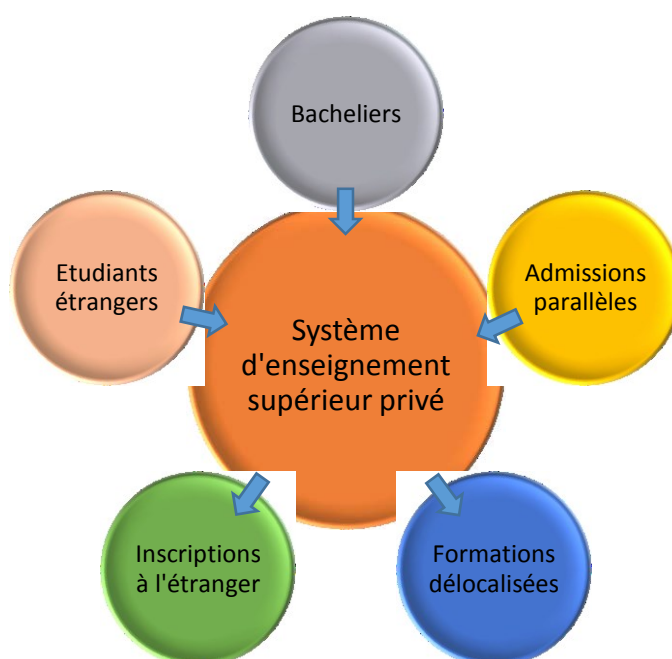


Figure 34. Situations impliquant une différence de niveau

6.3.1.5. Solution proposée

Les points d'interaction recensés nécessitent une prise en charge personnalisée dans l'objectif d'aligner le niveau des apprenants à un autre niveau désiré. Cette prise en charge pourra prendre la forme d'un apprentissage personnalisé ayant une granularité allant du groupe à l'individu, et elle pourra se présenter sous forme d'une mise à niveau sur les domaines mal ou non acquis.

Notons que des initiatives de mises à niveau ont toujours été proposées par l'établissement où nous opérons, surtout pour les bacheliers, les admis en parallèle et les inscrits dans les formations délocalisées. Mais ces initiatives n'ont jamais donné de

résultats probants. La raison vient du fait que ces mises à niveau ont généralement un aspect générique qui ne prend pas en considération les besoins et les spécificités de chaque apprenant. Aussi, elles restent limitées dans le temps pour des raisons de planification des cours en présentiel.

Notre démarche s'articulant sur l'enseignement mixte combinant l'enseignement en présentiel et l'usage d'une plateforme d'apprentissage en ligne (cf. 7.2), pourra être une solution efficace à envisager, en exploitant sa capacité de personnalisation en utilisant les SR. Seule une mise à niveau et une remédiation personnalisée pourront être une solution aux problèmes d'ajustement de niveau relatifs aux différentes situations de conflits recensées précédemment.

Notre solution est extensible à d'autres types de recommandations, à part celle que nous avons expérimentée relative aux préférences des apprenants, il est possible d'étendre la plateforme pour proposer des recommandations relatives aux performances et aux objectifs des apprenants (Baidada et al., 2019).

La plateforme assurera également un apprentissage qui pourra s'étendre dans le temps aussi longtemps que nécessaire, indépendamment des contraintes de planification imposées par le mode présentiel.

Il s'agira ainsi d'une ingénierie pédagogique qui va permettre d'accélérer les acquis des compétences manquantes et de contribuer à l'amélioration du niveau global des étudiants.

L'utilisation de notre démarche proposée peut permettre à l'enseignement supérieur privé au Maroc de remédier aux problèmes d'ajustement des niveaux de ses apprenants, et aussi dans d'autres situations pédagogiques où la personnalisation pourra être utilisée comme moyen pour accompagner l'apprenant dans son processus d'apprentissage.

6.3.2. Utilisation des résultats de l'étude dans le secteur public

Nous pouvons diviser le secteur de l'enseignement supérieur public au Maroc en deux grandes catégories (Ghouati, 2010) :

- Le secteur sélectif : composé principalement des grandes écoles d'ingénierie et de management, de classes préparatoires à ces écoles, et de certaines formations de type Master et licence où le nombre de places est souvent limité. L'admission est soumise à une exigence d'avoir une note dépassant un seuil fixé au préalable et qui est souvent élevé, ou suite à un concours comme celui pour l'accès aux facultés de médecine ;
- Le secteur non sélectif : destiné essentiellement aux bacheliers pour l'accès à la première année des études supérieures universitaires. On peut y intégrer aussi certaines formations professionnelles, même si elles ne sont pas sous tutelle du ministère de l'enseignement supérieur, mais constituent des formations post-baccalauréat. Ce sont des formations qui n'exigent pas de note particulière pour l'admission.

Dans l'un de ses rapports sur l'enseignement supérieur au Maroc (CSEFRS, 2018), le conseil supérieur de l'éducation, de la formation et de la recherche scientifique (CSEFRS) a décrit autrement cette situation avec une sorte de dichotomie et une hiérarchisation des deux composantes universitaires à accès ouvert (non régulé) et à accès régulé. Ce rapport souligne que la composante à accès ouvert n'a pas pu améliorer son image face à la composante à accès régulé qui a conservé sa réputation d'excellence. Ce qui n'est pas le cas par exemple en France, selon toujours le même rapport, où l'université a pu garder sa notoriété, notamment pour le niveau master et doctorant.

Certaines statistiques que l'on retrouve dans ce rapport accentuent le problème, comme par exemple le taux d'accueil des établissements universitaires à accès ouvert, au nombre de 56, en 2016-2017 qui était plus de 87,6%, alors que pour les établissements à accès régulé, au nombre de 68, il n'était que de 12,4%. La conséquence est que la composante à accès ouvert, et qui accueille la majorité de l'effectif des étudiants marocains de l'enseignement supérieur, n'a pas pu améliorer son image et sa notoriété dans la sphère du système d'enseignement supérieur au Maroc, et ceci s'est répercuté sur le niveau des étudiants et sur leurs débouchés.

Cette analyse du système d'enseignement supérieur au Maroc permet de ressortir le besoin imminent d'une mise à niveau des étudiants. Agir en aval pourra être une

solution, tant qu'aucune autre solution pour anticiper le problème n'a été entretenue en amont.

Il faut noter que dans le secteur public il n'y a pas souvent de prise en charge des étudiants lorsqu'ils présentent des besoins de mise à niveau, contrairement au secteur privé. Il sera alors possible d'envisager la mise en place de notre démarche d'enseignement mixte intégrant le mode présentiel et utilisant une plateforme d'apprentissage à distance, qui doit assurer une personnalisation en utilisant des SR. La plateforme pourra garantir surtout les travaux de remédiation pour améliorer le niveau des étudiants (Baidada et al, 2019).

La solution apportera plusieurs avantages :

- Comblent les lacunes des étudiants non seulement dans les disciplines de base, mais aussi pour les compléments de compétences linguistiques ou de communication (soft skills), ceci en assurant un apprentissage personnalisé qui prend en compte les spécificités de chaque étudiant ;
- Être durable dans le temps, puisque l'apprentissage pourra être assuré en continu sur la plateforme, au-delà des contraintes de planification auxquelles est soumis le mode présentiel ;
- Être moins coûteuse, puisqu'elle nécessitera moins de ressources humaines. Et constituera plutôt un outil d'aide aux enseignants et aux acteurs pédagogiques ;
- Répondre en partie au problème de massification par l'utilisation du mode d'apprentissage mixte.

Cette solution conviendra particulièrement au secteur à accès ouvert où ces problèmes persistent ; cependant le secteur à accès régulé, qui n'est pas épargné par le problème de mise à niveau, mais peut être à un degré moindre, pourra aussi exploiter une telle démarche pour enrichir son offre pédagogique et diversifier ses méthodes d'enseignement.

6.3.3. Utilisation des résultats de l'étude pour consolider l'enseignement à distance face à la pandémie Covid-19

Jamais l'enseignement à distance n'a été autant d'actualité que depuis l'apparition de la crise sanitaire de la pandémie Covid-19. Dans tous les pays du monde, les acteurs

du système d'enseignement ont entamé une course contre la montre pour la mise en place des dispositifs nécessaires afin d'assurer aux apprenants une continuité pédagogique et éviter une rupture, puisque dans un délai très court les modalités d'enseignement ont dû être entièrement changées.

L'UNESCO a rapporté le chiffre de 1,5 milliard d'élèves qui ont été concernés par la fermeture des écoles depuis le début de la crise sanitaire³¹. Beaucoup de difficultés sont alors apparues, et aucun pays n'est resté à l'écart quelle que soit sa taille, puisqu'il fallait assurer cette continuité pédagogique dans l'urgence, avec tout ce qu'elle implique en termes de disponibilité des contenus en ligne, de préparations des acteurs pédagogiques notamment des enseignants, voire même des parents qui se sont transformés en acteurs actifs dans le processus, ainsi que le suivi des progrès des apprenants.

Lors d'une conférence organisée par l'UNESCO en marge de la crise sanitaire en avril 2020³², plusieurs exemples de difficultés ont été illustrés par les intervenants, il s'agit de situations vécues même dans les pays ayant une longueur d'avance en matière d'enseignement en ligne. Essentiellement ces difficultés étaient d'ordre technique, à cause du manque voire de l'absence de l'accès au numérique (Internet, PC, imprimante, etc.), ou aussi d'ordre pédagogique, puisque la grande partie des acteurs impliqués n'étaient pas formés dans les didactiques de l'enseignement en ligne (UNESCO, 2020). La grande question qui était donc débattue est celle concernant l'efficacité de cet enseignement en ligne.

L'intérêt pour l'enseignement à distance a été subitement renforcé. Il s'agit pour beaucoup de gouvernements d'une opportunité pour mettre au point les dispositifs pouvant améliorer dans l'avenir l'offre dans le domaine de l'enseignement, en ajoutant la composante en ligne.

Le Maroc s'est inscrit sur cette voie, et tous les acteurs sont convaincus de la nécessité de capitaliser les efforts considérables fournis, pour la période post-Covid, notamment

³¹ <https://fr.unesco.org/news/eliminer-obstacles-lapprentissage-distance>

³² <https://fr.unesco.org/events/strategies-dapprentissage-distance-que-savons-nous-leur-efficacite-covid-19-webinaire>

dans le système de l'enseignement supérieur où des ébauches de projets avaient déjà vu le jour depuis quelques années.

Au Maroc et face à la persistance de la pandémie, la décision retenue par les responsables pour la rentrée 2020/2021 a privilégié l'enseignement mixte, combinant les deux modes présentiel et à distance, comme mesure pour mieux gérer la distanciation sociale.

En proposant l'utilisation d'une plateforme proposant des contenus personnalisés en mode mixte avec l'enseignement en présentiel, notre contribution constituera une alternative efficace lors de la pandémie. Un système basé sur notre démarche, pourra non seulement être alignée avec la décision du mode d'enseignement mixte, mais aussi de proposer une plateforme qui offrira des contenus personnalisés aux apprenants. La personnalisation en utilisant les SR constituera toujours une option importante pour pouvoir rendre le système adaptable avec la situation de l'apprenant, surtout en termes de besoins. Ajouter à cela, la possibilité de basculer complètement vers un mode d'enseignement à distance pourra être assurée à tout moment où il peut y avoir une flambée de la pandémie.

Dans l'établissement d'enseignement supérieur privé où nous opérons, il a été décidé de lancer une plateforme Moodle au début de la crise en mars 2020. Ceci a permis de mettre sur les rails le mode d'enseignement à distance, tout en formant sur le tas les acteurs impliqués, notamment les enseignants, avec l'objectif de garder la plateforme en fonctionnement même après la fin de la pandémie.

Synthèse

Il a été intéressant de consolider les recommandations présentées dans le chapitre 5 en proposant un scénario d'application des résultats de notre étude, et le projeter d'abord dans le contexte du système de l'enseignement supérieur en général, ensuite spécialement dans celui du Maroc pour ses deux composantes privée et publique. Et enfin, l'actualité l'impose, projeter le scénario d'application dans le contexte général de la pandémie Covid-19.

Notre étude a confirmé que la prise en compte de l'apprenant individuellement, et sa prise en compte par rapport à son groupe d'appartenance dans un cadre collectif,

pourra apporter une amélioration à la pertinence des recommandations générées par un système intégré à une plateforme d'apprentissage en ligne.

Et par rapport à sa finalité, notre étude a réitéré l'intérêt de l'utilisation du mode d'apprentissage mixte combinant le mode présentiel à l'usage d'une plateforme d'apprentissage en ligne.

Face aux divers problèmes que connaît le système de l'enseignement au Maroc, notamment l'hétérogénéité et la différence des niveaux des étudiants, il est intéressant d'opter pour l'utilisation de notre démarche proposée pour améliorer la situation et contribuer à la réforme que connaît ce système depuis quelques années. Sans oublier l'importance d'avoir une plateforme continuellement utilisée qui pourra constituer une alternative efficace et surtout déjà rodée en cas de besoin de basculement total causé par une situation de crise telle que la pandémie Covid-19.

Conclusion générale et perspectives

1. Conclusion

Notre travail de recherche a pour objectif la personnalisation dans les environnements d'apprentissage en utilisant les systèmes de recommandation. Notre contribution consiste à proposer une hybridation des méthodes de filtrage à base de contenu et de filtrage collaboratif. Le choix de ces deux méthodes de filtrage émane de notre volonté de vérifier que la prise en compte des caractéristiques individuelles de l'apprenant et la considération de son groupe d'appartenance, a comme effet d'améliorer la pertinence et la qualité des recommandations générées par la plateforme.

Nous avons mené une première expérience qui a donné des résultats positifs confirmant ainsi notre hypothèse. Nous avons ensuite enchaîné avec une deuxième expérience dans l'objectif de confirmer les résultats de la première, mais aussi de tester certaines extensions. La première extension consistait à vérifier l'impact sur les recommandations du passage du mode d'évaluation binaire des ressources pédagogiques au mode d'évaluation à choix multiple basé sur un système de vote. La deuxième consistait à avoir le retour des apprenants par rapport à l'usage d'un moteur de recherche intégré qui permet d'adapter les résultats retournés aux profils des apprenants en termes de préférences.

Pour enrichir notre étude, nous avons mené les deux expériences avec des groupes réels d'étudiants, dans deux établissements de l'enseignement supérieur privé et public au Maroc. Ceci avait un double intérêt, premièrement réitérer l'expérience dans deux systèmes d'enseignement qui peuvent présenter certaines différences, deuxièmement détecter les différences inhérentes de ces deux systèmes, ce qui pourrait se répercuter positivement sur les recommandations finales.

Une analyse statistique quantitative et qualitative a permis de dégager des résultats qui étaient positifs, et qui ont permis de tirer plusieurs constats que nous résumons dans ce qui suit :

- La prise en compte à la fois des dimensions individuelle et sociale de l'apprenant, à travers l'hybridation des méthodes de filtrage à base de contenu et de filtrage

collaboratif, apporte une amélioration à la pertinence des recommandations dans un environnement d'apprentissage en ligne ;

- Les SR constituent un outil intéressant qui peut aider dans le processus de personnalisation de l'apprentissage ;
- L'utilisation du mode d'apprentissage mixte (présentiel et distanciel) a un effet positif sur les apprenants ;
- L'utilisation d'un espace d'échange dans une plateforme d'apprentissage en ligne encourage la collaboration entre les apprenants et se traduit par un retour positif de leur part.

D'autres constats plus spécifiques au contexte marocain de l'étude ont été tirés, surtout l'appréciation générale des étudiants de la plateforme d'apprentissage en ligne utilisée, eux qui n'avaient au préalable aucune connaissance sur l'utilisation de ces plateformes. Aussi, nous retenons comme constat les meilleures valeurs obtenues pour l'indicateur Précision pour l'établissement public par rapport à l'établissement privé, cet indicateur qui reflète la qualité des recommandations, ou aussi la tendance des étudiants à préférer les ressources de type vidéo et de langue française.

L'ensemble de ces constats nous a amené à proposer des recommandations et un scénario d'application dans le contexte de l'enseignement supérieur en général, et particulièrement celui du système d'enseignement privé et public au Maroc. Ce scénario consiste en l'application d'une démarche basée sur un mode d'enseignement mixte combinant le présentiel et l'usage d'une plateforme d'apprentissage à distance, avec une présentation de cette dernière sous forme d'un système en couches, intégrant les services à proposer par la plateforme, le système de recommandation hybride, et les sources de données nécessaires pour sa mise en place, à savoir la base de données des profils des apprenants et celle des ressources pédagogiques.

Vu le contexte dans lequel s'est déroulé la fin de la thèse, en pleine pandémie de la Covid-19, il était indispensable de tirer des enseignements de notre travail de recherche pour proposer des actions pouvant consolider l'enseignement face à la pandémie.

En guise de conclusion, nous pouvons confirmer que notre étude a été une occasion pour approcher le contexte de la personnalisation dans le domaine éducatif, à travers

sa composante en ligne. C'était aussi une occasion pour tester certaines approches relatives à l'utilisation des SR dans le domaine éducatif, particulièrement les SR hybrides.

Certes, l'utilisation des environnements informatiques pour l'apprentissage humain n'est plus une nouveauté, mais elle continue à présenter un terrain fertile pour tester de nouvelles approches qui pourraient conduire à améliorer et diversifier les méthodes d'enseignement, et apporter un soutien aux acteurs pédagogiques impliqués dans le domaine éducatif. Chaque jour, dans le monde, la recherche scientifique en informatique et en sciences de l'éducation propose de nouvelles approches de personnalisation dans les environnements de l'apprentissage à distance, qui se confirme comme étant l'un des axes les plus étudiés dans le domaine.

À travers notre étude, nous avons voulu donc contribuer à la recherche dans cet axe, en prenant en compte le secteur public et privé, qui présentent certaines spécificités. Aussi, nous nous sommes proposés d'aller au-delà dans notre démarche et projeter ces contributions par rapport aux deux systèmes d'enseignement privé et public.

Notre implication dans l'éducation, en tant qu'intervenant pédagogique dans un établissement de l'enseignement supérieur privé au Maroc, a constitué une forte motivation pour réaliser cette étude, et une grande volonté de lui trouver une application dans notre quotidien, et d'en faire profiter aussi bien les étudiants que les enseignants et les responsables pédagogiques.

2. Perspectives

Pour réaliser notre étude dans le cadre de cette thèse, il fallait définir une approche, concevoir et mener des expérimentations et en tirer des conclusions. Cependant, et après avoir entré profondément dans le contexte, nous avons trouvé que ce travail de recherche pourrait être développé davantage, selon de nouvelles perspectives qui feront l'objet de projets et d'expérimentations à court et moyens termes.

Une première perspective consisterait à tester d'autres modes d'hybridation des méthodes de filtrage choisies. Rappelons que celui que nous avons utilisé dans notre approche est le mode pondéré, consistant à combiner numériquement les scores obtenus pour chaque méthode de filtrage, et nous avons choisi une pondération à

coefficient égal. Il serait important, dans un premier temps de tester l'effet du changement des coefficients relatifs à chaque méthode sur les recommandations finales, et voir ceux qui donnent les meilleurs résultats. Dans un deuxième temps, il serait aussi intéressant d'expérimenter d'autres modes d'hybridation, notamment le mode mixte qui consiste à présenter les recommandations des deux approches ensemble.

Cette perspective peut être expérimentée à court terme, vu que nous pouvons exploiter la même plateforme utilisée pour notre étude dans le cadre de cette thèse.

D'autre part, la notion du profil de l'apprenant est centrale dans les SR éducatifs. Mieux connaître les apprenants contribue à de meilleures recommandations. Pour cela, nous nous sommes intéressés aux approches permettant d'enrichir le profil de l'apprenant. Notre étude dans le cadre de cette thèse nous a permis de dégager deux perspectives essentielles allant dans ce sens.

La première perspective est l'exploitation des commentaires au niveau du module social pour enrichir le profil des apprenants. En s'exprimant à travers des commentaires, les apprenants peuvent dégager plusieurs éléments reflétant leurs centres d'intérêt ou parfois même leurs besoins. Il serait donc intéressant d'analyser ces commentaires pour extraire les informations utiles permettant d'enrichir leurs profils.

Pour analyser un contenu textuel, il existe plusieurs techniques, entre autres TF-IDF³³. Cependant, pour tester cette technique, le protocole de l'expérimentation devra prévoir l'utilisation d'un échantillon large d'étudiants. Ceci pourra être assuré en lançant une expérience sur l'ensemble des étudiants de notre établissement.

La deuxième perspective est l'utilisation d'autres composantes définissant le profil de l'apprenant pour améliorer les recommandations, notamment les composantes suivantes :

- Information personnelles : les données biographiques et démographiques d'un apprenant peuvent être utilisées pour lui adapter les recommandations ;
- Performances : la prise en compte des compétences, connaissances et capacités acquises de l'apprenant est d'une grande importance. Elle va permettre

³³ Term Frequency-Inverse Document Frequency : méthode utilisée pour la fouille de textes.

d'orienter l'apprentissage en fonction des lacunes ou des manques de connaissances que peut avoir l'apprenant, tout au long du processus d'apprentissage ;

- Portfolio : cet élément apportera surtout une connaissance préalable sur l'apprenant en termes de prérequis en prenant en compte ses qualifications antérieures ;
- Objectifs : cet élément pourra être considéré pour orienter les recommandations par rapport aux aspirations de l'apprenant.

Les informations relatives aux composantes "Information personnelles", "Portfolio" et "Objectifs" seront intégrées préalablement dans le système, puisqu'elles ne changent pas trop dans le temps, par contre la composante "Performances", elle sera prise en compte dynamiquement en ayant recours à des évaluations formatives régulières qui permettront de dégager les lacunes et les besoins des apprenants.

Cette perspective fera l'objet d'un projet à moyen terme, qui sera mise en place dans notre établissement d'enseignement supérieur privé, et ceci rejoindra notre finalité relative à l'étude entamée dans le cadre de cette thèse, qui est celle de proposer un modèle pédagogique permettant d'améliorer le niveau des apprenants.

Bibliographie

- Aditya, P. H., Budi, I., & Munajat, Q., (2016). A comparative analysis of memory-based and model-based collaborative filtering on the implementation of recommender system for E-commerce in Indonesia: A case study PT X. In 2016 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems, ICACSIS 2016, Pages 303-308. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/ICACSIS.2016.7872755>.
- Adomavicius, G., Tuzhilin, G., (2005). Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions, in IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 17, no. 6, pp. 734-749, Juin 2005, doi: 10.1109/TKDE.2005.99.
- Aher, S. B., Lobo, L.M.R.J., (2013). Combination of machine learning algorithms for recommendation of courses in E-Learning System based on historical data, Knowledge-Based Systems, Volume 51, Pages 1-14, ISSN 0950-7051, <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.04.015>.
- Aher, S. B., Lobo, L.M.R.J., (2013). Combination of machine learning algorithms for recommendation of courses in E-Learning System based on historical data, Knowledge-Based Systems, Volume 51, Pages 1-14, ISSN 0950-7051, <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.04.015>.
- Anand, A., Sumathy Eswaran, S., (2018), CASE STUDY MOODLE Approach to Learning and Content Management System (LCMS), INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER SCIENCES AND ENGINEERING 6(7), Pages 1147-1152, DOI: 10.26438/ijcse/v6i7.11471152.
- Baidada, M., (2018). Vers un modèle de recommandation se basant sur les préférences personnelles d'un apprenant et sur les liens sociaux dans un cadre collectif. Septièmes Rencontres Jeunes Chercheurs en EIAH (RJC EIAH 2018) , Avril 2018, Besançon, France. HAL Id : hal-01769504.
- Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2018). Hybrid Recommendation Approach in Online Learning Environments. In: Rocha Á., Serrhini M. (eds) Information Systems and Technologies to Support Learning. EMENA-ISTL 2018. Smart Innovation, Systems and Technologies, vol 111. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03577-8_5.
- Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2019). Personalized E-learning Recommender System to Adjust Learners' Level. In J. Theo Bastiaens (Ed.), Proceedings of EdMedia + Innovate Learning (pp. 1371-1375). Amsterdam, Netherlands: Association for the Advancement of Computing in Education (AACE). Accessible sur : <https://www.learntechlib.org/primary/p/210147/>.
- Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2020a). Hybrid recommendation approach based on a voting system: experimentation in an educational context, Proceeding de la conférence internationale e-Learning 2020, Croatie, Zagreb, Pages 31-38.
- Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2020b). Hybrid Educational Recommendation System: Experimentation with a Voting-Based Evaluation Mode, IADIS International Journal on WWW/Internet, Vol. 18, No. 1, pages 107-120, ISSN: 1645-7641, accessible sur : <http://www.iadisportal.org/ijwi/>.
- Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2020c). Development of an Automatic Process for Recommending Well Adapted Educational Resources in an E-learning Environment, 3e conference IEEE E-Learning and innovation in Education (ELED'20), Agadir-Essaouira, Maroc, Décembre 2020, (Article accepté).
- Baidada, M., Mansouri, K., Poirier, F., (2020d). Hybrid Filtering Recommendation System In An Educational Context: Experiment In Higher Education In Morocco, Journal of Information Technology Education: Research (JITE:Research), (Article soumis).
- Béchet, N., (2012). État de l'art sur les Systèmes de Recommandation, Projet AxIS de l'INRIA, dans le cadre du projet Addictrip.

- Beel, J., Genzmehr, M., Langer, S., Nürnberger, A., Gipp, B., (2013). A comparative analysis of offline and online evaluations and discussion of research paper recommender system evaluation, RepSys '13: Proceedings of the International Workshop on Reproducibility and Replication in Recommender Systems Evaluation, October 2013, Pages 7–14, <https://doi.org/10.1145/2532508.2532511>.
- BEJAOUI, R., PAQUETTE, G., BASQUE, J., HENRI, F., (2017). Cadre d'analyse de la personnalisation de l'apprentissage dans les cours en ligne ouverts et massifs (CLOM), Sticef, vol. 24, numéro 2, DOI: 10.23709/sticef.24.2.2.
- Berkani, L., Nouali, O., Chikh, A. (2013). Recommandation personnalisée des ressources dans une communauté de pratique de e-learning. Une approche à base de filtrage hybride, in INFOR-SID 2013: Proceeding of Informatique des organisations et systèmes d'information et de décision conference, Paris, France, Pages.131-138.
- Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., Gutiérrez, A., (2013). Recommender systems survey, Knowledge-Based Systems, Volume 46, Pages 109-132, ISSN 0950-7051, <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.03.012>.
- Bourkougou, O., Eladnani, M., Elbachari, E., (2016). A Personalized E-Learning Based on Recommender System, International Journal of Learning and Teaching, Pages 99-103, DOI: 10.18178/ijlt.2.2.99-103.
- Bouzidi, L., Jaillet, A., (2007). L'évaluation par les pairs pourra-t-elle faire de l'examen une vraie activité pédagogique ? EIAH Lausanne, Juin 2007, HAL Id : hal-00161484.
- Brasseur, M. & Biaz, F. (2018). L'impact de la digitalisation des organisations sur le rapport au travail : entre aliénation et émancipation. Question(s) de management, 21(2), Pages 143-155. <https://doi.org/10.3917/qdm.182.0143>.
- Brunel, S., Girard, P., Lamago, M., (2015). Des plateformes pour enseigner à distance : vers une modélisation générale de leurs fonctions. AIP Primeca 2015, Mar 2015, La Plagne, France. HAL Id : hal-01128532.
- Brusilovsky, P., (2001). Adaptive Hypermedia, User Modeling and User-Adapted Interaction 11, Pages 87-110, DOI: 10.1023/A:1011143116306.
- Burke R., (2007). Hybrid Web Recommender Systems. In: Brusilovsky P., Kobsa A., Nejdl W. (eds) The Adaptive Web. Lecture Notes in Computer Science, vol 4321. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_12.
- Caputi, V., Garrido, A., (2015). Student-oriented planning of e-learning contents for Moodle, Journal of Network and Computer Applications, Volume 53, 2015, Pages 115-127, ISSN 1084-8045, <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2015.04.001>.
- Çardak, Ç.S., Selvi, K., (2016). The Construct Validity of Felder-Soloman Index of Learning Styles (ILS) for the Prospective Teachers, Gaziantep University Journal of Social Sciences, , 15, Pages 675-693, DOI:10.21547/jss.256723.
- Chen, Y., Wu, C., Xie, M., Guo, X., (2011). Solving the Sparsity Problem in Recommender Systems Using Association Retrieval, JOURNAL OF COMPUTERS, VOL. 6, NO. 9, SEPTEMBER 2011, Pages 1896-1902, DOI: 10.4304/jcp.6.9.1896-1902.
- Chovino, L., (2018). Guide sur la personnalisation des apprentissages en formation à distance pancanadienne francophone [ressource électronique]. Document préparé pour le Réseau d'enseignement francophone à distance du Canada, (REFAD - www.refad.ca).

- Colace, F., De Santo, M., Greco, L. G., (2014), E-Learning and Personalized Learning Path: A Proposal Based on the Adaptive Educational Hypermedia System, *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)* 9(2), Pages 9-16, DOI: 10.3991/ijet.v9i2.3211.
- Connac, S., (2017). ESF éditeur, *La personnalisation des apprentissages*, Extrait de consultation ESF sciences humaines 2017.
- Costa, C., Alvelos, H., Teixeira, L., (2012). The Use of Moodle e-learning Platform: A Study in a Portuguese University, *Procedia Technology*, Volume 5, 2012, Pages 334-343, ISSN 2212-0173, <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2012.09.037>.
- Croft, N., Dalton, A., & Grant, M., (2010). Overcoming Isolation in Distance Learning: Building a Learning Community through Time and Space. *Journal for Education in the Built Environment*, 5, Pages 27-64, <https://doi.org/10.11120/jebe.2010.05010027>.
- CSEFRS (Conseil Supérieur de l'Enseignement, de la Formation et de la Recherche Scientifique), (2018). Royaume du Maroc, *L'enseignement supérieur au Maroc, Efficacité, efficience et défis du système universitaire à accès ouvert, Rapport sectoriel*.
- Dao, T. H., Jeong, S. R., Ahn, H., (2012). A novel recommendation model of location-based advertising: Context-Aware Collaborative Filtering using GA approach, *Expert Systems with Applications*, Volume 39, Issue 3, Pages 3731-3739, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.070>.
- de Gemmis M., Lops P., Musto C., Narducci F., Semeraro G., (2015). Semantics-Aware Content-Based Recommender Systems. In: Ricci F., Rokach L., Shapira B. (eds) *Recommender Systems Handbook*. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_4.
- De Medio, C., Limongelli, C., Sciarrone, F., Temperini, M., (2020). MoodleREC: A recommendation system for creating courses using the moodle e-learning platform, *Computers in Human Behavior*, Volume 104, 106168, ISSN 0747-5632, <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.106168>.
- Del Olmo, F. H., Gaudio, E., (2008). Evaluation of recommender systems: A new approach, *Expert Systems with Applications*, Volume 35, Issue 3, Pages 790-804, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.07.047>.
- Desrosiers C., Karypis G., (2011). A Comprehensive Survey of Neighborhood-based Recommendation Methods. In: Ricci F., Rokach L., Shapira B., Kantor P. (eds) *Recommender Systems Handbook*. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_4.
- El Bachari, E., Abdelwahed, E.El Adnani M., (2011). E-Learning personalization based on Dynamic learners' preference, *International Journal of Computer Science & Information Technology (IJCSIT)*, Vol 3, No 3, June 2011, Pages 200-216, DOI: 10.5121/ijcsit.2011.3314.
- Felfernig A., Friedrich G., Jannach D., Zanker M., (2015). Constraint-Based Recommender Systems. In: Ricci F., Rokach L., Shapira B. (eds) *Recommender Systems Handbook*. Springer, https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_5.
- Gaeta, M., Miranda, S., Orciuoli, F., Paolozzi, S., & Poce, A. (2011). An Approach To Personalized e-Learning. ISSN: 1690-4524 *Systemics, Cybernetics And Informatics* Volume 11 - Number 1, Pages 15-21.
- Georgiou O., Tspatsoulis N., (2010). Improving the Scalability of Recommender Systems by Clustering Using Genetic Algorithms. In: Diamantaras K., Duch W., Iliadis L.S. (eds) *Artificial Neural Networks – ICANN 2010*. ICANN 2010. Lecture Notes in Computer Science, vol 6352. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-15819-3_60.
- Gershman, A., Meisels, A., Lüke, K., Rokach, L., Schclar, A., & Sturm, A., (2010). A Decision Tree Based Recommender System. *IICS Conference*.

- Ghauth, K.I., Abdullah, N.A., (2010). Learning materials recommendation using good learners' ratings and content-based filtering. *Education Tech Research Dev* 58, Pages 711–727, <https://doi.org/10.1007/s11423-010-9155-4>.
- Ghenname, M., (2015). Le web social et le web sémantique pour la recommandation de ressources pédagogiques. *Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain*. Thèse, Université Jean Monnet - Saint-Etienne, France. HAL Id : tel-01561015.
- Ghouati, A., (2010). L'enseignement supérieur au Maroc : de l'autonomie à la dépendance ?, *Journal of Higher Education in Africa / Revue de l'enseignement supérieur en Afrique*, Codesria, 2010, 8 (1), pages : .23-47. HAL Id : hal-01585784.
- GÓMEZ DE REGIL, R. M., (2004). Présentation des standards : (LOM) – Learning Object Metadata, L'indexation des ressources pédagogiques, 2004, ENSSIB Villeurbanne, Document consultable sur <http://www.enssib.fr/bibliotheque-numerique>.
- Gomez-Uribe, C. A., Hunt, N., (2015). The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value, and Innovation, *ACM Transactions on Management Information Systems*, December 2015 Article No. 13, <https://doi.org/10.1145/2843948>.
- Gong, S.,Ye, H.,Tan, H., (2009). Combining Memory-Based and Model-Based Collaborative Filtering in Recommender System, 2009 Pacific-Asia Conference on Circuits, Communications and Systems, Chengdu, Pages 690-693, doi: 10.1109/PACCS.2009.66.
- Guo G., (2012). Resolving Data Sparsity and Cold Start in Recommender Systems. In: Masthoff J., Mobasher B., Desmarais M.C., Nkambou R. (eds) *User Modeling, Adaptation, and Personalization*. UMAP 2012. Lecture Notes in Computer Science, vol 7379. Springer, Berlin, Heidelberg, https://doi.org/10.1007/978-3-642-31454-4_36.
- Hafidi, M., Mahnane, L., (2018). Implementing flipped classroom that used an intelligent tutoring system into learning process, *Computers & Education*, Volume 124, Pages 62-76, ISSN 0360-1315, <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.05.011>.
- Haydar, C.A., (2014). Les systèmes de recommandation à base de confiance, Thèse, Université de Lorraine, Nancy, France, HAL Id : tel-01751172.
- Herath, D., Jayarathne, L. (2018). Intelligent Recommendations for e-Learning Personalization Based on Learner's Learning Activities and Performances, *International Journal of Computer Science and Software Engineering*, Vol.7, Issue 6, Pages 130-137, DOI: 10.13140/RG.2.2.12672.74241.
- Herath, D., Jayarathne, L., (2018). Intelligent Recommendations for e-Learning Personalization Based on Learner's Learning Activities and Performances, *International Journal of Computer Science and Software Engineering*, Vol.7, Issue 6, pp.130-137.
- Herce-Zelaya, J., Porcel, C., Bernabé-Moreno, J., Tejada-Lorente, A.,Herrera-Viedma, E., (2020). New technique to alleviate the cold start problem in recommender systems using information from social media and random decision forests, *Information Sciences*, Volume 536, Pages 156-170, ISSN 0020-0255, <https://doi.org/10.1016/j.ins.2020.05.071>.
- Hong, C., Chen, C., Chang, M., Chen, S., (2007). Intelligent Web-based Tutoring System with Personalized Learning Path Guidance, *Seventh IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT 2007)*, Niigata, Pages 512-516, doi: 10.1109/ICALT.2007.167.
- Isinkaye, F.O., Folajimi, Y.O., Ojokoh, B.A., (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation, *Egyptian Informatics Journal*, Volume 16, Issue 3, Pages 261-273, ISSN 1110-8665, <https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005>.

- Jean-Daubias, S., (2011). Ingénierie des profils d'apprenants. Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain. Université Claude Bernard - Lyon I, HAL Id : tel-00699325.
- Kaur, M., (2013). Blended Learning - Its Challenges and Future, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Volume 93, Pages 612-617, ISSN 1877-0428, <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.09.248>.
- Klašnja-Milićević, A., Ivanović, M. & Nanopoulos, A., (2015). Recommender systems in e-learning environments: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *Artif Intell Rev* 44, Pages 571–604, <https://doi.org/10.1007/s10462-015-9440-z>.
- Klasnja-Milicevic, A., Vesin, B., Ivanovic, M., Budimac, Z. (2011). E-Learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification, *Computers & Education*, Vol.56, Issue 3, Pages 885-899, DOI: 10.1016/j.compedu.2010.11.001.
- Knijnenburg B.P., Willemsen M.C., (2015). Evaluating Recommender Systems with User Experiments. In: Ricci F., Rokach L., Shapira B. (eds) *Recommender Systems Handbook*. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_9.
- Latha, C. B. C., Kirubakaran, Thangaiah, P. R. J., (2018), An evolutionary approach for personalization of content delivery in e-learning systems based on learner behavior forcing compatibility of learning materials, *Telematics and Informatics*, Volume 35, Issue 3, Pages 520-533, ISSN 0736-5853, <https://doi.org/10.1016/j.tele.2017.02.004>.
- Leblay, J. (2016). Aide à la navigation dans les parcours d'apprentissage par reconnaissance de procédés et recommandations à base de traces, *RJC-EIAH: Rencontres Jeunes Chercheurs Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain*, Juin 2016, Montpellier, France, HAL Id : hal-01342324.
- Lefevre, M., Broisin, J., Butoianu, V., Daubias, P., Daubigny, L., et al., (2012). Personnalisation de l'apprentissage : comparaison des besoins et approches à travers l'étude de quelques dispositifs. *STICEF (Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation)*, ATIEF, 19, Pages 353-387, HAL Id : hal-01353101.
- Lemdani, R., (2016). Système hybride d'adaptation dans les systèmes de recommandation, Thèse, Université Paris-Saclay, Paris, France, HAL Id : tel-01371650.
- Li, J. Z., (2010). Quality, evaluation and recommendation for learning object, 2010 International Conference on Educational and Information Technology, Chongqing, Pages V2-533-V2-537, doi: 10.1109/ICEIT.2010.5607654.
- Liu, F., Lee, H. J., (2010). Use of social network information to enhance collaborative filtering performance, *Expert Systems with Applications*, Volume 37, Issue 7, Pages 4772-4778, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.12.061>.
- Manouselis, N., Drachsler, H., Vuorikari, R., Hummel, H., Koper, R., (2011). Recommender Systems in Technology Enhanced Learning, chapter: *Recommender Systems Handbook*, Springer, Boston, MA, Pages 387-415, <https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3>.
- Marcum, D., (2014). The Digital Transformation of Information, Education, and Scholarship, *International Journal of Humanities and Arts Computing*, March 2014, vo. 8, No. supplement, Pages 1-11, <https://doi.org/10.3366/ijhac.2014.0095>.
- Maria José Sousa, M. J., Álvaro Rocha, A., (2019). "Digital learning: Developing skills for digital transformation of organizations", *Future Generation Computer Systems*, Volume 91, 2019, Pages 327-334, ISSN 0167-739X, <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.08.048>.

- Masthoff J., (2011). Group Recommender Systems: Combining Individual Models. In: Ricci F., Rokach L., Shapira B., Kantor P. (eds) Recommender Systems Handbook. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_21.
- Mercanti-Guérin, M., (2014). Systèmes de recommandation et réseaux sociaux, quelles implications pour le marketing digital ?, HAL Id : hal-02055196.
- Ministère de l'éducation nationale et de la formation professionnelle de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique, Royaume du Maroc, (2020). Projet Jumelage Enseignement Supérieur 2018-2020, Rapport Final de la Composante 3, Diversification des modalités d'enseignement (stratégie e-learning).
- Murad, H., Yang, L., (2018). Personalized E-Learning Recommender System using multimedia data, International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 9, No. 9, Pages 565-567, DOI: 10.14569/IJACSA.2018.090971.
- Murad, H., Yang, L., (2018). Personalized E-Learning Recommender System using multimedia data, International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 9, No. 9, Pages 565-567, DOI: 10.14569/IJACSA.2018.090971.
- Nabizadeh, A. H., Leal, J. P., Rafsanjani, H. N., Shah, R. R., (2020). Learning path personalization and recommendation methods: A survey of the state-of-the-art, Expert Systems with Applications, Volume 159, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113596>.
- Nicolas Balacheff, N., (2018). Les mots de la recherche sur les EIAH, enjeux et questions, Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation (Sticef), 25-2, Pages 63-94, HAL Id : hal-02059515.
- Oinas-Kukkonen, H., Harjuma, M., (2008). Towards Deeper Understanding of Persuasion in Software and Information Systems, First International Conference on Advances in Computer-Human Interaction, Sainte Luce, Pages 200-205, doi: 10.1109/ACHI.2008.31.
- Okoye, I.U., (2015). Building an Educational Recommender System based on Conceptual Change Learning Theory to Improve Students' Understanding of Science Concepts, Thèse, Université de Colorado.
- Ostertagová, E., Ostertag, O., (2013). Methodology and Application of One-way ANOVA, American Journal of Mechanical Engineering 1, no. 7, pages 256-261, doi: 10.12691/ajme-1-7-21.
- Oufaida, H. & Nouali, O. (2008). Le filtrage collaboratif et le web 2.0: État de l'art. Document numérique, vol. 11(1), Pages 13-35, <https://doi.org/10.3166/dn.11.1-2.13-35>.
- Ounnas, A., Liccardi, I., Davis, H., Millard, D., White, S., (2006). Towards a semantic modeling of learners for social networks, International Workshop on Applications of Semantic Web Technologies for E-Learning.
- Ouvrard, M., Uggeri, M., de Bryas., S., (2007). Personnaliser la pédagogie dans le e-learning. TICEMED 2007, May 2007, Marseille, France. HAL Id : hal-01443932.
- Paradarami, T.K., Bastian, N.D., Wightman, J.L., (2017). A hybrid recommender system using artificial neural networks, Expert Systems with Applications, Vol.83, Pages 300-313, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.046>.
- Pavlov, R., Paneva, D., (2006). Personalized and Adaptive Learning – Approaches and Solutions, In the Proceedings of the Third CHIRON Open Workshop “Visions of Ubiquitous Learning”, 20 Juin, Stockholm, Sweden, Pages 6-19.

- Polčicová G., Návrát P., (2002). Semantic Similarity in Content-Based Filtering. In: Manolopoulos Y., Návrát P. (eds) *Advances in Databases and Information Systems. ADBIS 2002. Lecture Notes in Computer Science*, vol 2435. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-45710-0_7.
- Popescu, E., (2008). *Dynamic adaptive hypermedia systems for e-learning*. Université de Technologie de Compiègne, HAL Id : tel-00343460.
- Portugal, I., Alencar, P., Cowan, D., (2017). The Use of Machine Learning Algorithms in Recommender Systems: A Systematic Review, *Expert Systems with Applications*, Vol.97, Pages 205-227, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.12.020>.
- Prpitsch C., Veith P., (2006). Content and management standards: LOM, SCORM and Content Packaging. In: *Handbook on Quality and Standardization in E-Learning*. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-32788-6_15.
- Rasheed, R.A., Kamsin, A., Abdullah, N.A., (2020). Challenges in the online component of blended learning: A systematic review, *Computers & Education*, Volume 144, 103701, ISSN 0360-1315, <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103701>.
- Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., Riedl, J., (1994). GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews, *CSCW '94: Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work*, October 1994, Pages 175–186, <https://doi.org/10.1145/192844.192905>.
- Ricci F., Rokach L., Shapira B. (2011). Introduction to Recommender Systems Handbook. In: Ricci F., Rokach L., Shapira B., Kantor P. (eds) *Recommender Systems Handbook*. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_1.
- Riyami. B., (2018). Analyse des effets des TIC sur l'enseignement supérieur au Maroc dans un contexte de formation en collaboration avec une université française. Université de Bretagne Sud, HAL Id : tel-02004288.
- Roy, D., Sarkar, S., Ghose, S. (2010). A Comparative Study of Learning Object Metadata, Learning Material Repositories, Metadata Annotation & an Automatic Metadata Annotation Tool, *Advances in Semantic Computing*, Pages 103-126.
- Salehi, M., Kmalabadi, I. N., (2012). A Hybrid Attribute-based Recommender System for E-learning Material Recommendation, *IERI Procedia*, Volume 2, Pages 565-570, ISSN 2212-6678, <https://doi.org/10.1016/j.ieri.2012.06.135>.
- Salehi, M., Kmalabadi, I. N., (2012). A Hybrid Attribute-based Recommender System for E-learning Material Recommendation, *IERI Procedia*, Volume 2, Pages 565-570, ISSN 2212-6678, <https://doi.org/10.1016/j.ieri.2012.06.135>.
- Salihoun, M., Guerouate, F., Sbihi, M., (2014). The exploitation of traces serving tutors for the reconstruction of groups within aCBLE, *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 152, Pages 219-226, DOI: 10.1016/j.sbspro.2014.09.184.
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. A., Riedl, J., (2001). Item-based collaborative filtering recommendation algorithms, *Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, April 2001, Pages 285-295, <https://doi.org/10.1145/371920.372071>.
- Sauvé, L., (2014). Des dispositifs en ligne pour personnaliser l'apprentissage tout au long de la vie : quelques recommandations », *Distances et médiations des savoirs [En ligne]*, 5 | 2014, mis en ligne le 16 mars 2014, URL : <http://journals.openedition.org/dms/629>, DOI : <https://doi.org/10.4000/dms.629>.

- Shani G., Gunawardana A., (2011). Evaluating Recommendation Systems. In: Ricci F., Rokach L., Shapira B., Kantor P. (eds) Recommender Systems Handbook. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_8.
- Sharma, M., Mann, S. (2013). A Survey of Recommender Systems: Approaches and Limitations, International Journal of Innovations in Engineering and Technology, Special Issue ICAECE.
- Smyth B., (2007). Case-Based Recommendation. In: Brusilovsky P., Kobsa A., Nejdl W. (eds) The Adaptive Web. Lecture Notes in Computer Science, vol 4321. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_11.
- Tadlaoui, M., George, S., Sehaba, K., (2015). Approche pour recommandation de ressources pédagogiques basée sur les liens sociaux, EIAH'2015, Juin 2015, 7ème Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain, Agadir, Maroc, Pages 192-203, HAL Id : hal01405948.
- Tadlaoui. M., (2018). Système de recommandation de ressources pédagogiques fondé sur les liens sociaux : formalisation et évaluation. Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain. Insa Lyon; Université de Tlemcen (Algérie), 2018. Français. HAL Id : tel-01944884.
- Tchounikine, P., (2009). Précis de recherche en Ingénierie des EIAH. HAL Id : hal-00413694.
- Tewari, A. S., (2020). Generating Items Recommendations by Fusing Content and User-Item based Collaborative Filtering, Procedia Computer Science, Volume 167, Pages 1934-1940, ISSN 1877-0509, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.215>.
- Towle, B., Quinn, C., (2000). Knowledge Based Recommender Systems Using Explicit User Models, Papers from the AAAI Workshop, AAAI Technical Report WS-00-04, Pages 74-77.
- UNESCO (United Nations Educational, Scientific and Culture Organization), (2020), Education sector, Distance learning strategies, what do we know about effectiveness?, Covid-19 Education response webinar, Vendredi 17 avril 2020.
- Wei, X., Yan, J., (2009). Learner Profile Design for Personalized E-Learning Systems, 2009 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering, Wuhan, China, Pages 1-4, doi: 10.1109/CISE.2009.5363560.
- Zhang, L., Basham, J. D., Yang, S., (2020). Understanding the implementation of personalized learning: A research synthesis, Educational Research Review, Volume 31, ISSN 1747-938X, <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2020.100339>.

Annexes

Annexe 1 : Questionnaire d'évaluation de l'expérience de recommandation sur Moodle

Partie 1 : Le e-learning en général

1- Avant cette expérience, connaissiez-vous une plateforme e-learning ?

Oui Non

2- Avez-vous déjà utilisé une plateforme e-learning ?

Oui Non

3- Si oui, pour quelles raisons l'aviez-vous utilisée ?

Consulter des supports de cours Pratiquer des activités pédagogiques

Echanger avec les professeurs Echanger avec les autres étudiants

4- Quelles catégories de plateformes préférez-vous ?

Plateformes grand public (MOOC) Plateformes de votre établissement

Plateformes pour consulter les cours uniquement Plateformes avec d'autres formes d'activités pédagogiques

5- Quel est votre niveau d'appréciation relativement à l'usage de ces plateformes ?

Excellent Très bien Bien Passable Mauvais

6- Connaissez-vous la plateforme Moodle ?

Oui Non

7- Si oui, l'avez-vous déjà utilisée ?

Oui Non

Si oui, répondez aux questions 8, 9 et 10

8- Pour quelle raison l'avez-vous utilisée ?

Juste pour découvrir Accès obligatoire dans le cadre d'un cours

9- Quel est votre niveau d'appréciation relativement à l'usage de la plateforme Moodle ?

Excellent Très bien Bien Passable Mauvais

10- Quelles fonctionnalités de la plateforme Moodle connaissez-vous ?

Consulter les supports de cours Pratiquer des activités pédagogiques

Echange avec les professeurs Echanger avec les autres étudiants

Partie 2 : Niveau de connaissance et de satisfaction de la plateforme MoodleExperience

11- Avez-vous utilisé la plateforme MoodleExperience ?

- Oui* *Non*

Si oui, répondez aux questions de 12 à 18

12- Combien de fois vous avez accédé à la plateforme MoodleExperience ?

- Moins de 5 fois* *Entre 5 et 10 fois* *Plus de 10 fois*

13- A quelle fréquence l'avez-vous utilisée ?

- Une fois par jour* *Plusieurs fois par jour*
 Une fois par semaine *Plusieurs fois par semaine*

14- Quel est votre niveau d'appréciation relativement à l'usage de la plateforme MoodleExperience ?

- Excellent* *Très bien* *Bien* *Passable* *Mauvais*

15- Quel est votre niveau d'appréciation relativement au module d'échange social sur la plateforme MoodleExperience ?

- Excellent* *Très bien* *Bien* *Passable* *Mauvais*

16- Comment jugez-vous la pertinence des échanges faits par les membres de votre groupe ?

- Excellent* *Très bien* *Bien* *Passable* *Mauvais*

17- Comment jugez-vous la pertinence des ressources recommandées par la plateforme ?

- Excellent* *Très bien* *Bien* *Passable* *Mauvais*

18- Est-ce que ces ressources recommandées correspondent à vos préférences (type de ressource, type d'activité, langue) ?

- Parfaitement* *Beaucoup* *Assez* *Moyennement* *Très peu*

19- Avez-vous utilisé le moteur de recherche intégré à la plateforme ?

- Oui* *Non*

Si oui, répondez aux questions de 20 à 22

20- A quelle fréquence avez-vous utilisé le moteur de recherche ?

- Une fois par jour* *Plusieurs fois par jour*
 Une fois par semaine *Plusieurs fois par semaine*

21- Avez-vous utilisé le moteur de recherche plusieurs fois pour retrouver les mêmes mots clés ?

- Oui* *Non*

22- Est-ce que ces ressources proposées par le moteur de recherche correspondent à vos préférences (type de ressource, type d'activité, langue) ?

Parfaitement Beaucoup Assez Moyennement Très peu

Partie 3 : Question ouverte

23- Pour mieux exprimer vos préférences vis-à-vis des ressources, avez-vous d'autres critères supplémentaires que vous souhaitez intégrer lors de leur description ?

Oui Non

Si oui, répondez à la question suivante

24- Quels sont ces critères ?

.....

.....

.....

Partie 4 : Informations personnelles

Veillez remplir les informations vous concernant ci-dessous :

Sexe : Masculin Féminin

Age :

Etablissement actuel :

Privé ou publique ?

Privé Publique

Etablissement d'origine :

Nombre d'années dans l'enseignement supérieur :

Annexe 2 : Guide d'utilisation de l'expérience

Vous devez vous authentifier avec votre compte pour accéder à la plateforme. Une fois authentifié, vous verrez sur le volet gauche le nom du cours dans lequel vous avez été inscrit.

Le cours se présente sous forme d'une page de type réseau social (post, like, comment, vote...).

Vous pouvez réaliser les actions suivantes :

- Ajouter un post
- Ajouter une URL : Accompagner un post d'un lien URL vers une ressource externe qu'il a jugée intéressante, pour ce faire, il faut cliquer sur "Add link"
- Le lien vers la ressource doit être collé dans la zone appropriée
- Copier/Coller aussi le titre de la ressource (tel qu'il apparaît sur le site Internet ou vous l'aurez trouvé). C'est important pour avoir une idée sur le contenu au niveau des recommandations.
- Une description des caractéristiques de la ressource doit être faite :

Caractéristique	Valeurs possibles
Langue	Anglais, Français, Arabe
Type ressources	video, pdf, doc, ppt, article web
Type activités	cours, exercices, forum

- Après avoir donné la description de la ressource, vous pouvez mettre le texte du post, puis cliquez sur le bouton "POST"
- Vous pouvez aussi commenter un post
- Vous pouvez faire un vote sur un post
- Vous pouvez modifier votre vote à tout moment
- En bas de la page, et pour chaque étudiant, apparaîtront 3 liens vers des ressources recommandées
- Vous êtes tenus de consulter régulièrement les 3 liens pour juger leur pertinence, ces liens peuvent changer en fonction de l'évolution des échanges.

Il faut noter que les actions : ajouter une ressource, ajouter son titre, donner sa description, voter les ressources des autres, et consulter les liens recommandés, sont les actions les plus importantes à réaliser par chaque étudiant.