



HAL
open science

**Amélioration et personnalisation de l'expérience
d'apprentissage sur la base d'une modélisation de
l'apprenant prenant en compte l'autorégulation, la
collaboration (recommandation, contribution) et
l'évaluation.**

Wijdane Kaiss

► **To cite this version:**

Wijdane Kaiss. Amélioration et personnalisation de l'expérience d'apprentissage sur la base d'une modélisation de l'apprenant prenant en compte l'autorégulation, la collaboration (recommandation, contribution) et l'évaluation.. Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain. Université de Bretagne Sud; Université Hassan II (Casablanca, Maroc), 2023. Français. NNT : 2023LORIS644 . tel-04784316

HAL Id: tel-04784316

<https://theses.hal.science/tel-04784316v1>

Submitted on 15 Nov 2024

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.

THESE DE DOCTORAT EN COTUTELLE

DE L'UNIVERSITE
DE BRETAGNE SUD¹

AVEC L'UNIVERSITE HASSAN II
DE CASABLANCA², MAROC

ECOLE DOCTORALE N° 644

¹*Mathématiques et Sciences et Technologies
de l'Information et de la Communication en Bretagne Océane
Spécialité : Automatique, signal, productique, robotique*

Par

Wijdane KAISS

**Amélioration et personnalisation de l'expérience d'apprentissage
sur la base d'une modélisation de l'apprenant prenant en compte
l'autorégulation, la collaboration (recommandation, contribution) et
l'évaluation**

Thèse présentée et soutenue à « FSTM », le « 14 novembre 2023 »

Unité de recherche : Lab-STICC¹ ; SSDIA²

Thèse N° : 675

Rapporteurs avant soutenance :

M. Philippe TRIGANO	Professeur des Universités, Université de Technologie de Compiègne, France
M. Noureddine GHERABI	Professeur Habilité, ENSA de Khouribga, Maroc
M. Mohammed QBADOU	Professeur Habilité, ENSET de Mohammedia, Maroc

Composition du Jury :

Président : M. Omar BOUATTANE	Professeur des universités, ENSET de Mohammedia, Maroc
Examinatrice : Mme Oum El Khair ABRA	Professeur Habilité, CRMEF de Rabat, Maroc

Dir. de thèse : Franck Poirier	Professeur des universités, Université Bretagne Sud, France /
Khalifa Mansouri	Professeur des universités, Université Hassan II de Casablanca, Maroc

Titre : Amélioration et personnalisation de l'expérience d'apprentissage sur la base d'une modélisation de l'apprenant prenant en compte l'autorégulation, la collaboration (recommandation, contribution) et l'évaluation.

Mots clés : Apprentissage en ligne, Chatbot, Personnalisation, Recommandation, Autorégulation, Expérience d'apprentissage de l'apprenant, Recommandation d'objet d'apprentissage.

Résumé : La croissance rapide des plateformes d'apprentissage en ligne a créé de nombreuses opportunités pour les apprenants du monde entier. Cependant, ces plateformes manquent souvent de support personnalisé et d'éléments interactifs, ce qui conduit à des expériences d'apprentissage sous-optimales. Cette thèse vise à résoudre ce problème en proposant un modèle pour améliorer l'expérience d'apprentissage dans les cours en ligne. Grâce à l'intégration d'un soutien personnalisé, d'outils d'autorégulation et d'activités d'apprentissage interactives, le modèle vise à créer un environnement engageant et centré sur l'apprenant.

Initialement, la recherche s'est concentrée sur le développement d'un modèle pour améliorer l'expérience d'apprentissage. Une analyse documentaire approfondie et des études empiriques ont révélé des facteurs clés contribuant à un apprentissage en ligne efficace, notamment l'engagement de l'apprenant, l'autorégulation, le soutien personnalisé et les activités interactives. Sur la base de ces résultats, un modèle a été proposé pour traiter ces aspects critiques.

Au fur et à mesure que la recherche progressait, il est devenu évident que l'intégration d'un chatbot pourrait améliorer considérablement l'efficacité du modèle proposé.

En tirant parti de l'intelligence artificielle, le chatbot fournit des recommandations personnalisées, des feedbacks opportuns et des quiz interactifs, favorisant l'autorégulation et l'engagement des apprenants.

Cette thèse vise à explorer l'efficacité du modèle proposé, avec l'intégration d'un chatbot, pour améliorer l'expérience d'apprentissage dans les cours en ligne. Le modèle proposé offre une approche centrée sur l'apprenant, personnalisant le processus d'apprentissage en fonction des compétences et des besoins spécifiques de chaque apprenant. Le chatbot agit comme un compagnon virtuel, promouvoir un apprentissage autorégulé et fournit des recommandations personnalisées d'objets d'apprentissage et des quiz interactifs avec des feedbacks en temps opportun. La recherche menée dans cette thèse comprend trois expériences qui examinent l'efficacité du modèle proposé et l'intégration du chatbot. Les résultats démontrent l'impact positif du chatbot sur l'engagement, l'autorégulation et les résultats d'apprentissage des apprenants. Les résultats soulignent aussi l'importance des recommandations personnalisées, des évaluations interactives et des feedbacks en temps opportun pour améliorer l'expérience d'apprentissage.

Title : Enhancement and personalization of the learning experience based on learner modeling, taking into account self-regulation, collaboration (recommendation, contribution) and evaluation.

Keywords : E-learning, Chatbot, Personalization, Recommendation, Self-regulation, Learner learning experience, Learning object recommendation.

Abstract : The rapid growth of e-learning platforms has created numerous opportunities for learners around the world. However, these platforms often lack personalized support and interactive elements, leading to sub-optimal learning experiences. This thesis aims to address this problem by proposing a model for enhancing the learning experience in online courses. Through the integration of personalized support, self-regulation tools and interactive learning activities, the model aims to create an engaging and learner-centered environment.

Initially, the research focused on developing a model for improving the learning experience. An extensive literature review and empirical studies have revealed the key factors contributing to effective e-learning, including learner engagement, self-regulation, personalized support and interactive activities. Based on these findings, a model was proposed to address these critical aspects.

As the research progressed, it became clear that integrating a chatbot could significantly improve the effectiveness of the proposed model. Leveraging artificial intelligence, the chatbot

provides personalized recommendations, timely feedback and interactive quizzes, promoting self-regulation and learner engagement.

This thesis aims to explore the effectiveness of the proposed model, with the integration of a chatbot, to enhance the learning experience in online courses. The proposed model offers a learner-centered approach, personalizing the learning experience according to each learner's specific skills and needs. The chatbot acts as a virtual companion, promoting self-regulated learning and providing personalized learning object recommendations and interactive quizzes with timely feedback. The research conducted in this thesis includes three experiments examining the effectiveness of the proposed model and the integration of the chatbot. The results demonstrate the positive impact of the chatbot on learner engagement, self-regulation and learning outcomes. The results also highlight the importance of personalized recommendations, interactive assessments and timely feedback in enhancing the learning experience.

Table des matières

Liste des tableaux	8
Liste des figures	9
Résumé	11
Abstract	12
Remerciements	13
Introduction Générale.....	14
1. Introduction	15
2. Problématique et contexte général	16
3. Questions de la recherche et objectifs de la thèse	17
4. Contributions de la thèse	17
5. Structure du mémoire de la thèse	18
Chapitre 1 : Revue de littérature sur l'amélioration de l'expérience d'apprentissage	20
Introduction	21
1.1. Cadre théorique	21
1.1.1. Facteurs clés influençant l'expérience d'apprentissage dans les environnements en ligne.....	21
1.1.2. Personnalisation dans les systèmes d'apprentissage en ligne	24
1.2. L'intelligence artificielle dans l'éducation	26
1.2.1. Le rôle de l'intelligence artificielle dans l'éducation	27
1.2.1.1. L'intelligence artificielle dans l'enseignement.....	27
1.2.1.2. L'intelligence artificielle dans l'apprentissage.....	28
1.2.2. Impact de l'intelligence artificielle sur l'apprentissage.....	29
1.3. Applications de chatbots dans l'éducation.....	31
Conclusion.....	32
Chapitre 2 : Modèle d'environnement d'apprentissage en ligne pour améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants.....	33
Introduction	34
2.1. Facteurs contribuant à améliorer l'expérience d'apprentissage	34
2.1.1 Auto-régulation d'apprentissage (SRL)	34
2.1.2 Personnalisation d'apprentissage	36
2.1.3 Evaluation et Feedback	38
2.2 Modèle d'apprentissage en ligne autorégulé et de personnalisation des ressources... ..	39
2.3 Scénario d'environnement d'apprentissage personnalisé.....	42
Conclusion.....	44

Chapitre 3 : Système de recommandation d'apprentissage en ligne personnalisé.....	45
Introduction	46
3.1. Techniques de recommandation	46
3.2. Systèmes de recommandation dans les systèmes d'apprentissage en ligne	47
3.3. Architecture du système de recommandation d'environnement d'apprentissage en ligne.....	49
3.3.1. Couche d'interface de l'apprenant.....	49
3.3.2. Couche de serveur de base de données	50
3.3.3. Couche de recommandation	50
3.4. Approche de recommandation hybride en e-learning	51
3.4.1. Ontologie pour la modélisation de l'apprenant	51
3.4.2. Ontologie pour la modélisation de domaine.....	52
3.4.3. Learner Resource Rating Matrix (Matrice d'évaluation Apprenant – Ressource)	53
3.4.4. Calcul des similarités et prédictions.....	54
3.4.4.1. Calcul des similarités	55
3.4.4.2. Faire des prédictions.....	55
3.4.5. Génération d'une liste de ressources d'apprentissage recommandées	56
Conclusion.....	56
Chapitre 4 : Conception d'un chatbot dans un environnement d'apprentissage en ligne.....	58
Introduction	59
4.1. Aperçu des chatbots	59
4.2. Chatbots dans le domaine d'apprentissage en ligne.....	61
4.3. Conception du chatbot.....	62
4.3.1. Évaluer les progrès d'apprentissage.....	66
4.3.2. Réfléchir aux progrès	67
4.3.3. S'engager dans des activités d'apprentissage adaptatif.....	68
Conclusion.....	69
Chapitre 5 : Expérience 1 - Pré-évaluation interactive et feedback personnalisé	70
Introduction	71
5.1. Chatbot QuizCbot.....	71
5.2. Conception de l'expérience.....	72
5.3. Résultats et discussion.....	73
Conclusion.....	79
Chapitre 6 : Expérience 2 - Chatbot d'apprentissage adaptatif basé sur les caractéristiques des apprenants.....	80
Introduction	81
6.1. Processus du chatbot d'apprentissage adaptatif <i>LearningPartnerBot</i>	81

6.2. Méthodologie de recherche	83
6.2.1. Questions de recherche.....	83
6.2.2. Hypothèses de recherche	83
6.2.3. Participants	84
6.2.4. Instruments de recherche.....	84
6.2.4.1. Questionnaire ILS	84
6.2.4.2. QuizCbot	84
6.2.5. Procédure expérimentale	85
6.3. Résultats et discussion.....	86
6.3.1. Expérience 2.1 : Recommandations basées sur le niveau de connaissances des apprenants (KL).....	86
6.3.2. Expérience 2.2 : Recommandations basées sur le style d'apprentissage (LS) ...	88
6.3.3. Expérience 2.3 : Recommandations basées sur le niveau de connaissances et le style d'apprentissage des apprenants (KL&LS)	90
Conclusion.....	93
Chapitre 7 : Expérience 3 - Intégration du Chatbot dans la plateforme Moodle pour une expérience d'apprentissage personnalisée en POO.....	94
Introduction	95
7.1. Chatbot POObot	95
7.1.1. Conversation Flowchart	95
7.1.2. Interfaces Chatbot POObot	97
7.2 Méthodologie de la recherche	100
7.2.1. Questions de recherche.....	100
7.2.2. Hypothèses de recherche	101
7.2.3. Participants à la recherche	101
7.2.4. Collecte de données.....	102
7.2.5. L'analyse des données	103
7.2.6. Procédure expérimentale	103
7.2.7. Chronologie	104
7.3. Analyse des données et résultats	105
7.3.1. Analyse quantitative	105
7.3.2. Analyse Statistiques	110
7.3.3. Analyse qualitative	112
7.3.3.1. Analyse qualitative 1	112
7.3.3.1.1. Conception de Questionnaire 1	112
7.3.3.1.2. Résultats de Questionnaire 1	112
7.3.3.1.3. Interprétation 1 des résultats de l'étude.....	114
7.3.3.2. Analyse qualitative 2	114

7.3.3.2.1. Conception de Questionnaire 2	114
7.3.3.2.2. Résultats de Questionnaire 2	114
7.3.3.2.3. Interprétation 2 des résultats de l'étude.....	116
Conclusion.....	116
Chapitre 8 : Synthèse et discussion des résultats des expériences	117
Introduction	118
8.1 Récapitulation des principaux résultats	118
8.1.1. Evaluation et Feedback	118
8.1.2. Recommandations personnalisées et évaluation formative.....	119
8.1.3. Apprentissage autorégulé	119
8.2. Scénario d'application des approches proposées	120
8.3. Discussion et limites.....	121
8.3.1. Discussion	121
8.3.2. Limites et évaluation critique des résultats	122
Conclusion.....	123
Conclusion générale et perspectives.....	124
1. Conclusion.....	125
2. Perspectives	126
Productions Scientifiques	128
Références	130
Annexes	140

Liste des tableaux

Tableau 1 : Caractéristiques des apprenants basées sur le modèle FSLSM [55]	25
Tableau 2 : Les différents concepts de cours abordés dans QuizCbot.	73
Tableau 3 : Questions d'évaluation de QuizCbot.	78
Tableau 4 : Questions d'évaluation.....	93
Tableau 5 : Statistiques descriptives des groupes	110
Tableau 6 : Anova unidirectionnelle (de Fisher).....	110
Tableau 7 : Tests post hoc	111

Liste des figures

Figure 1 : Phases et sous-processus d'autorégulation [26].	22
Figure 2 : Diagrammes en arêtes de poisson des processus de la phase de planification (a), la phase de performance (b) et la phase d'autoréflexion (c).	35
Figure 3 : Architecture du système d'apprentissage adaptatif [102].	37
Figure 4 : Modèle proposé de système d'apprentissage en ligne pour une formation personnalisée.	39
Figure 5 : Diagramme de séquence de système E-Learning personnalisé	43
Figure 6 : Architecture d'un système de recommandation de ressources d'apprentissage pour l'apprentissage en ligne	49
Figure 7 : Modèle de recommandation hybride en e-learning.	51
Figure 8 : L'ontologie du modèle de l'apprenant	52
Figure 9 : Organisation hiérarchique du modèle de domaine [139]	52
Figure 10 : L'ontologie des ressources d'apprentissage	53
Figure 11 : Matrice d'évaluation Apprenant – Ressource	54
Figure 12 : Regroupement des apprenants selon leur domaine préféré, leur niveau de connaissances et leur style d'apprentissage	54
Figure 13 : La structure générale du chatbot [151]	60
Figure 14 : La conception proposée du chatbot.	65
Figure 15 : Le menu principal que notre chatbot propose aux apprenants pour soutenir l'apprentissage.	66
Figure 16 : Interaction entre les différents composants.	67
Figure 17 : Organigramme de suivi des progrès	67
Figure 18 : Architecture générale du chatbot d'apprentissage adaptatif	68
Figure 19 : Représentation schématique de notre chatbot	71
Figure 20 : Processus de classification des apprenants.	72
Figure 21 : Identification de l'étudiant.	74
Figure 22 : Pré-évaluation en langage de programmation C	75
Figure 23 : Un exemple de Feedback personnalisé.	76
Figure 24 : Scores des apprenants pour les questions correctement répondues à différents niveaux.	76
Figure 25 : classification du niveau des apprenants.	77
Figure 26 : Exemples de recommandations personnalisées.	78
Figure 27 : Processus du moteur d'apprentissage adaptatif basé sur le niveau de connaissance et le style d'apprentissage.	82
Figure 28 : Base de données de score Concept-Apprenant.	83
Figure 29 : Conception expérimentale.	86
Figure 30 : Exemple de recommandation personnalisée sur les concepts pour deux apprenants différents.	87
Figure 31 : Résultats du pré-test et du post-test (lors de l'utilisation du chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du niveau de connaissance (KL) seul).	87
Figure 32 : Styles d'apprentissage de la classe.	88
Figure 33 : Exemple de recommandation d'objets d'apprentissage en style d'apprentissage visuel.	89
Figure 34 : Exemple de recommandation d'objets d'apprentissage en style d'apprentissage verbal.	89

Figure 35 : Résultats du pré-test et du post-test (lors de l'utilisation du chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du style d'apprentissage (LS) seul).	90
Figure 36 : Exemple de recommandation d'objets d'apprentissage pour le style d'apprentissage verbal de niveau intermédiaire.	91
Figure 37 : Résultats du pré-test et du post-test (lors de l'utilisation du chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du niveau de connaissance et du style d'apprentissage (KL&LS)).	91
Figure 38 : Comparaison du niveau de connaissance entre le pré-test et les post-tests.	92
Figure 39 : Comparaison des apprenants qui ont progressé dans les résultats d'apprentissage entre KL et LS et KL&LS.	92
Figure 40 : Organigramme de conversation	96
Figure 41 : Chatbot POObot intégré dans Moodle.	97
Figure 42 : Test pré-chapitre sur POObot.	97
Figure 43 : Exemple d'apprentissage & test.	98
Figure 44 : Exemple de Feedback & Recommandation.	99
Figure 45 : Suivre les progrès.	99
Figure 46 : Exemple de taux d'achèvement.	100
Figure 47 : Affichage du POObot pour un score pour un concept non appris	100
Figure 48 : Démographique profile de participants	101
Figure 49 : Conception du cours	102
Figure 50 : Conception de l'expérimentation	104
Figure 51 : Chronologie de l'expérience	104
Figure 52 : Chronologie qui superpose le cours en présence et à distance	105
Figure 53 : Résultats de pré-test	106
Figure 54 : Comparaison entre Test1 et Test 2 pour le groupe 2	106
Figure 55 : Comparaison entre Test 1 et Test 2 pour le groupe 3	107
Figure 56 : Comparaison entre groupe 2 et groupe 3	108
Figure 57 : Résultats de test final	108
Figure 58 : Comparaison entre test initial et test final	109
Figure 59 : Scores moyens globaux pour chaque dimension pour les trois groupes	113
Figure 60 : Scores moyens globaux pour chaque dimension pour le groupe trois.	115
Figure 61 : Schéma du scénario d'application proposé.	120

Résumé

La croissance rapide des plateformes d'apprentissage en ligne a créé de nombreuses opportunités pour les apprenants du monde entier. Cependant, ces plateformes manquent souvent de support personnalisé et d'éléments interactifs, ce qui conduit à des expériences d'apprentissage sous-optimales. Cette thèse vise à résoudre ce problème en proposant un modèle pour améliorer l'expérience d'apprentissage dans les cours en ligne. Grâce à l'intégration d'un soutien personnalisé, d'outils d'autorégulation et d'activités d'apprentissage interactives, le modèle vise à créer un environnement engageant et centré sur l'apprenant.

Initialement, la recherche s'est concentrée sur le développement d'un modèle pour améliorer l'expérience d'apprentissage. Une analyse documentaire approfondie et des études empiriques ont révélé des facteurs clés contribuant à un apprentissage en ligne efficace, notamment l'engagement de l'apprenant, l'autorégulation, le soutien personnalisé et les activités interactives. Sur la base de ces résultats, un modèle a été proposé pour traiter ces aspects critiques.

Au fur et à mesure que la recherche progressait, il est devenu évident que l'intégration d'un chatbot pourrait améliorer considérablement l'efficacité du modèle proposé. En tirant parti de l'intelligence artificielle, le chatbot fournit des recommandations personnalisées, des feedbacks opportuns et des quiz interactifs, favorisant l'autorégulation et l'engagement des apprenants.

Cette thèse vise à explorer l'efficacité du modèle proposé, avec l'intégration d'un chatbot, pour améliorer l'expérience d'apprentissage dans les cours en ligne. Le modèle proposé offre une approche centrée sur l'apprenant, personnalisant le processus d'apprentissage en fonction des compétences et des besoins spécifiques de chaque apprenant. Le chatbot agit comme un compagnon virtuel, promouvoir un apprentissage autorégulé et fournit des recommandations personnalisées d'objets d'apprentissage et des quiz interactifs avec des feedbacks en temps opportun. La recherche menée dans cette thèse comprend trois expériences qui examinent l'efficacité du modèle proposé et l'intégration du chatbot. Les résultats démontrent l'impact positif du chatbot sur l'engagement, l'autorégulation et les résultats d'apprentissage des apprenants. Les résultats soulignent aussi l'importance des recommandations personnalisées, des évaluations interactives et des feedbacks en temps opportun pour améliorer l'expérience d'apprentissage.

Abstract

The rapid growth of e-learning platforms has created numerous opportunities for learners around the world. However, these platforms often lack personalized support and interactive elements, leading to sub-optimal learning experiences. This thesis aims to address this problem by proposing a model for enhancing the learning experience in online courses. Through the integration of personalized support, self-regulation tools and interactive learning activities, the model aims to create an engaging and learner-centered environment.

Initially, the research focused on developing a model for improving the learning experience. An extensive literature review and empirical studies have revealed the key factors contributing to effective e-learning, including learner engagement, self-regulation, personalized support and interactive activities. Based on these findings, a model was proposed to address these critical aspects.

As the research progressed, it became clear that integrating a chatbot could significantly improve the effectiveness of the proposed model. Leveraging artificial intelligence, the chatbot provides personalized recommendations, timely feedback and interactive quizzes, promoting self-regulation and learner engagement.

This thesis aims to explore the effectiveness of the proposed model, with the integration of a chatbot, to enhance the learning experience in online courses. The proposed model offers a learner-centered approach, personalizing the learning experience according to each learner's specific skills and needs. The chatbot acts as a virtual companion, promoting self-regulated learning and providing personalized learning object recommendations and interactive quizzes with timely feedback. The research conducted in this thesis includes three experiments examining the effectiveness of the proposed model and the integration of the chatbot. The results demonstrate the positive impact of the chatbot on learner engagement, self-regulation and learning outcomes. The results also highlight the importance of personalized recommendations, interactive assessments and timely feedback in enhancing the learning experience.

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers tous ceux qui ont contribué à la réalisation de cette thèse.

Tout d'abord, je tiens à remercier sincèrement mes Directeurs de thèse, M. Khalifa MANSOURI et M. Franck POIRIER, pour leur engagement exceptionnel et leur soutien constant tout au long de cette aventure académique. Leur expertise, leurs conseils éclairés et leur disponibilité ont été des atouts inestimables pour la réussite de ce travail.

Mes sincères remerciements vont également aux membres du jury, Président, Rapporteurs et Examinatrice, d'avoir accepté d'évaluer ce travail de recherche et pour leurs précieux commentaires qui ont enrichi cette thèse.

Je souhaite exprimer ma gratitude à M. Mohammed QBADOU, l'un des rapporteurs, qui a généreusement partagé son expertise et m'a offert une aide précieuse pour mener ma première expérimentation.

Un merci particulier à M. Khalifa MANSOURI, qui a été bien plus qu'un encadrant académique. Son soutien, tant sur le plan professionnel que personnel, a été d'une valeur inestimable. Sa disponibilité, sa compréhension et son encouragement ont été des piliers sur lesquels je me suis appuyé.

Je désire également exprimer ma reconnaissance à tous les collègues de laboratoire et mes amies, pour leur collaboration, leurs échanges fructueux et leur soutien moral qui ont rendu ce parcours passionnant et stimulant.

Toute ma gratitude va à ma famille, pour leur soutien indéfectible, leur encouragement constant et leur compréhension pendant les moments intenses de cette aventure académique.

Enfin, à tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à ce travail, je vous adresse mes plus sincères remerciements. Votre apport a été essentiel, et cette thèse est le fruit d'un effort collectif.

Introduction Générale

1. Introduction

Dans le paysage éducatif en évolution rapide d'aujourd'hui, l'intégration de la technologie dans les environnements d'apprentissage est devenue de plus en plus importante. Les cours en ligne et les plateformes d'apprentissage en ligne ont acquis une immense popularité, offrant flexibilité et accessibilité aux apprenants du monde entier. Cependant, malgré leurs nombreux avantages, ces plateformes manquent souvent de supports personnalisés et d'éléments interactifs, ce qui nuit à l'expérience d'apprentissage globale des étudiants.

Pour les apprenants, l'enseignement à distance exige une bonne organisation et une poursuite de l'objectif afin qu'ils réussissent dans leur formation. Les environnements d'apprentissage en ligne exigent qu'ils soient capables d'autoréguler leur apprentissage. Il est démontré que, lorsqu'ils maîtrisent les compétences d'apprentissage autorégulé, les apprenants s'engagent davantage dans leur apprentissage et réalisent des gains d'apprentissage plus importants [1]. Ces compétences doivent donc être développées et valorisées au cours de l'apprentissage [2]. Son absence ou sa faiblesse est considérée comme un facteur pouvant conduire à l'abandon [3], [4]. Les compétences d'apprentissage autorégulé (SRL) ont référence à la capacité des apprenants à définir des objectifs spécifiques pour leur travail, à planifier des stratégies pour atteindre ces objectifs, et à suivre et adapter ces stratégies au fur et à mesure de leur progression.

L'apprentissage en ligne fournit des résultats d'apprentissage constructifs car il permet aux apprenants de participer activement à l'apprentissage à tout moment et en tout lieu [5], [6]. Récemment, l'apprentissage en ligne adaptatif est devenu une approche couramment mise en œuvre par les établissements d'enseignement supérieur. L'apprentissage en ligne adaptatif est un processus d'apprentissage dans lequel le contenu est adapté en fonction des profils des étudiants [7], [8]. Un système d'apprentissage adaptatif est une stratégie de recommandation qui prend séquentiellement des décisions sur ce qu'il faut apprendre en fonction des informations actuellement disponibles. Selon [9], un système de recommandation dans un environnement d'apprentissage en ligne a le potentiel d'aider les apprenants à découvrir des actions d'apprentissage pertinentes qui correspondent au profil d'un apprenant individuel, et ainsi, de fournir aux apprenants un contenu personnalisé "au bon moment, dans le bon contexte et de la bonne manière.". En fournissant un contenu personnalisé, les environnements d'apprentissage en ligne adaptatifs améliorent la qualité de l'apprentissage en ligne. L'apprentissage en ligne adaptatif modifie dynamiquement le niveau d'enseignement en fonction des niveaux de connaissances et des styles d'apprentissage des élèves et personnalise l'enseignement pour augmenter ou accélérer la réussite d'un élève.

Ainsi, l'évaluation joue un rôle essentiel en fournissant des informations significatives pour guider l'enseignement, aider les apprenants à franchir les étapes suivantes et vérifier les réalisations et les progrès. Les trois types d'évaluation les plus populaires sont : la pré-évaluation, l'évaluation formative et l'évaluation sommative. Avant de débiter un apprentissage, il est essentiel de savoir à quel type d'élèves il s'adresse, en situant son niveau de connaissances au travers de la pré-évaluation. Suivi des progrès des apprenants par le biais d'évaluations formatives. Une évaluation sommative vise à évaluer si les connaissances les plus importantes ont été acquises à l'issue de la formation, afin d'ajuster la suite de son enseignement en fonction du niveau atteint.

Le feedback formatif est considéré comme une approche essentielle pour faciliter le développement des étudiants en tant qu'apprenants indépendants pour surveiller, évaluer et réguler leur propre apprentissage [10]. Le feedback formatif implique le feedback donné aux

apprenants lors des évaluations pour améliorer leur apprentissage [11]. Ainsi, aider les apprenants qui ont besoin de plus de soutien et leur recommander le contenu peut aider à améliorer l'expérience d'apprentissage [12].

Dans ce premier chapitre d'introduction général, nous donnons un aperçu de la problématique et du contexte général dans lequel s'inscrit notre recherche. Nous présentons nos questions de recherche, soulignons nos contributions et concluons le chapitre en détaillant la structure et l'organisation de ce travail.

2. Problématique et contexte général

Le domaine de l'éducation subit une transformation importante avec l'adoption généralisée des plateformes d'apprentissage en ligne. Ces plateformes offrent aux apprenants des opportunités sans précédent d'accéder à des ressources pédagogiques et de s'engager dans un apprentissage à leur rythme. Cependant, malgré leurs avantages, les environnements d'apprentissage en ligne traditionnels manquent souvent du soutien personnalisé et de l'interactivité nécessaires pour améliorer efficacement l'expérience d'apprentissage des apprenants individuels. En conséquence, de nombreux apprenants ont du mal à rester motivés, à autoréguler leur apprentissage et à atteindre des résultats d'apprentissage optimaux.

Cependant, dans les environnements d'apprentissage en ligne, les apprenants peuvent avoir des difficultés à choisir le matériel approprié lorsqu'ils sont confrontés à un grand volume de ressources au cours de leur processus d'apprentissage [13]. Bien que l'enseignant ne soit pas en mesure de fournir des recommandations personnalisées en temps réel, de fournir une aide aux apprenants pour s'autoréguler, soit en raison d'un manque de disponibilité, soit en raison du nombre d'apprenants, plus il y a d'apprenants et de ressources, plus cela devient difficile et compliqué. De même, déterminer le niveau de connaissance de chaque apprenant et fournir des feedbacks et des recommandations individualisés serait difficile à faire par des enseignants qui n'ont pas le temps ou la disponibilité pour cette tâche.

Pour résoudre ce problème, notre recherche visait initialement à proposer un modèle qui améliorerait l'expérience d'apprentissage dans les environnements d'apprentissage en ligne. L'accent était mis sur l'exploitation des avancées technologiques et des principes pédagogiques pour créer une approche centrée sur l'apprenant qui favorise l'autorégulation, la personnalisation et l'interactivité. Tout au long de nos recherches, il est devenu évident que l'intégration d'un agent conversationnel, appelé également dialogueur ou chatbot dans la plateforme d'apprentissage en ligne pourrait constituer un outil précieux pour atteindre notre objectif.

Un chatbot est une nouvelle forme de communication contextuelle automatisée d'un agent conversationnel, appelé également dialogueur ou chatbot, qui exploite une approche conversationnelle basée sur le langage naturel. Il fait référence à un système logiciel, également appelé agent conversationnel, car il interagit à tour de rôle avec l'utilisateur, par le biais de messages écrits [14]. Il s'agit d'une technologie qui simule la conversation humaine en fournissant un feedback et peut interagir intelligemment grâce à l'apprentissage automatique et à l'intelligence artificielle [15].

Le contexte général tourne autour du besoin d'approches innovantes qui favorisent l'engagement actif, l'autorégulation et l'apprentissage personnalisé. Par conséquent, notre objectif est d'explorer l'efficacité de l'intégration d'un chatbot dans l'environnement d'apprentissage en ligne comme moyen d'améliorer l'expérience d'apprentissage. En tirant parti des capacités de la technologie chatbot, telles que le traitement du langage naturel et l'apprentissage adaptatif,

L'objectif est de fournir aux apprenants un soutien personnalisé, des activités d'apprentissage interactives et des feedbacks en temps opportun, favorisant ainsi une expérience d'apprentissage plus engageante et efficace.

Afin d'étudier l'impact de l'intégration du chatbot, une analyse complète sera menée, en utilisant des méthodes de recherche qualitatives et quantitatives. Cette recherche impliquera la collecte de données par le biais de questionnaires et d'analyses d'apprentissage pour évaluer les perceptions, l'engagement, la satisfaction et les résultats d'apprentissage des apprenants. Les résultats fourniront des informations précieuses sur l'efficacité du modèle proposé et le rôle de la technologie chatbot dans l'amélioration de l'expérience d'apprentissage.

3. Questions de la recherche et objectifs de la thèse

L'objectif principal de cette recherche est d'étudier et de proposer un modèle pour améliorer l'expérience d'apprentissage dans un environnement d'apprentissage en ligne. Le modèle proposé met l'accent sur l'intégration de diverses composantes pour créer un environnement centré sur l'apprenant. Cependant, au fur et à mesure que la recherche progresse, l'investigation évolue pour envisager l'intégration d'un chatbot au sein du modèle proposé. Cette intégration vise à améliorer encore l'expérience d'apprentissage en tirant parti des capacités de l'intelligence artificielle et du traitement du langage naturel.

À la lumière de ces objectifs, les questions de recherche qui guident cette étude comprennent l'évaluation de l'efficacité du modèle proposé, l'identification de ses principales caractéristiques, l'exploration de l'impact de l'intégration du chatbot, la compréhension des perceptions des étudiants et la fourniture de recommandations pratiques pour la mise en œuvre. En abordant ces questions de recherche et en remplissant les objectifs de la thèse, cette étude contribue à l'ensemble des connaissances existantes en matière d'apprentissage en ligne, fournissant des informations précieuses sur l'efficacité du modèle proposé et les avantages de l'intégration d'un chatbot.

4. Contributions de la thèse

La thèse apporte plusieurs contributions significatives au domaine de l'apprentissage en ligne et à l'amélioration de l'expérience d'apprentissage. Premièrement, il propose un modèle complet pour améliorer l'expérience d'apprentissage dans un environnement d'apprentissage en ligne. Ce modèle intègre des éléments clés tels que l'engagement actif, l'autorégulation et les recommandations et feedbacks personnalisés, en mettant l'accent sur les approches centrées sur l'apprenant.

Parmi les composantes du modèle proposé, il y a un composant de recommandation des ressources. Afin d'améliorer la précision de la recommandation, dans le but que les apprenants réussissent leurs expériences d'apprentissage, en adaptant les ressources d'apprentissage aux besoins des apprenants qui évoluent au fur et à mesure qu'ils progressent dans leurs études, pour améliorer la satisfaction des apprenants et les aider à atteindre efficacement leurs objectifs dans moins de temps et à moindre coût, nous avons proposé une technique de recommandation hybride qui combine les meilleures caractéristiques de plusieurs techniques de recommandation.

Ainsi, la thèse explore l'intégration d'un chatbot dans l'environnement d'apprentissage en ligne pour améliorer l'expérience d'apprentissage. Les résultats offrent des informations précieuses sur la manière dont les chatbots peuvent soutenir efficacement les apprenants, fournir des

recommandations personnalisées et faciliter des quiz interactifs avec des feedbacks en temps opportun. L'intégration du chatbot au sein de la plateforme d'apprentissage en ligne offre une approche originale et interactive pour accompagner les apprenants tout au long de leur parcours d'apprentissage. Le chatbot agit comme un précieux compagnon, proposant des recommandations personnalisées d'objets d'apprentissage adaptés aux caractéristiques de chaque apprenant. De plus, le chatbot joue un rôle crucial dans la fourniture de feedbacks personnalisés, permettant aux apprenants de suivre leurs progrès et de prendre des décisions éclairées concernant leurs objectifs d'apprentissage. Grâce aux fonctionnalités du chatbot, telles que les quiz au format chat pour l'auto-évaluation et le suivi des progrès pour l'autoréflexion, les apprenants gagnent en autonomie et participent activement à leur processus d'apprentissage.

De plus, la thèse contribue à la base de connaissances empiriques en procédant à une analyse qualitative de l'impact de l'intégration du chatbot. Les résultats de la recherche fournissent de riches informations sur les perceptions, la satisfaction, l'engagement, l'autorégulation et les résultats d'apprentissage des apprenants. Ces résultats empiriques contribuent à la littérature existante sur l'efficacité de l'apprentissage assisté par la technologie et fournissent des recommandations pratiques aux éducateurs et aux concepteurs pédagogiques.

Les contributions de cette thèse s'étendent au-delà des cadres théoriques et fournissent des implications pratiques pour la conception et la mise en œuvre d'environnements d'apprentissage en ligne. En explorant et en validant le modèle proposé et l'intégration d'un chatbot, cette recherche contribue aux efforts continus pour améliorer l'expérience d'apprentissage et répondre aux besoins changeants des apprenants en ligne.

Ces contributions améliorent non seulement l'expérience d'apprentissage globale, mais permettent également aux apprenants de s'approprier leur parcours éducatif et d'obtenir des résultats d'apprentissage optimaux.

5. Structure du mémoire de la thèse

La structure du mémoire est organisée selon le plan suivant :

- **Chapitre 1** : Ce chapitre donne un aperçu de l'état de l'art de l'amélioration de l'expérience d'apprentissage dans les cours en ligne. Il passe en revue les recherches, les méthodologies et les technologies existantes qui ont été utilisées pour améliorer le processus d'apprentissage des apprenants.

- **Chapitre 2** : Ce chapitre présente un modèle d'environnement d'apprentissage en ligne conçu pour améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants. Il décrit les principaux composants et caractéristiques du modèle, y compris la personnalisation du contenu et les mécanismes d'autorégulation, d'évaluation.

- **Chapitre 3** : Ce chapitre se concentre sur un aperçu des techniques de recommandation qui sont pertinentes et des recherches connexes sur le système de recommandation d'apprentissage en ligne. Il traite des algorithmes et des techniques utilisés pour fournir aux apprenants des recommandations personnalisées de matériel d'apprentissage en fonction de leurs caractéristiques, de leurs préférences et de leurs objectifs d'apprentissage.

- **Chapitre 4** : Ce chapitre se penche sur la conception d'un chatbot dans l'environnement d'apprentissage en ligne. Il explore les fonctionnalités et les capacités du chatbot, telles que

fournir des quiz interactifs, des feedbacks et des recommandations personnalisés et aider les apprenants à s'autoréguler.

- **Chapitre 5** : Ce chapitre présente la première expérience menée pour évaluer l'efficacité de l'approche proposée. Il se concentre sur l'intégration d'activités de pré-évaluation interactives et la fourniture de feedbacks personnalisés aux apprenants, en examinant leur impact sur l'expérience d'apprentissage et les résultats. De plus, ce chapitre présente une analyse des résultats obtenus à partir de l'enquête menée pour évaluer le chatbot.

- **Chapitre 6** : Ce chapitre détaille la deuxième expérience réalisée pour étudier l'utilisation d'un chatbot d'apprentissage adaptatif basé sur les caractéristiques de l'apprenant. Il explore comment le chatbot utilise les données des apprenants pour fournir des recommandations personnalisées et adapter l'expérience d'apprentissage aux besoins individuels. Ce chapitre présente une analyse des résultats obtenus à partir des questions posées aux apprenants, qui ont été menées pour évaluer leur satisfaction vis-à-vis des recommandations et du chatbot.

- **Chapitre 7** : Ce chapitre traite de la troisième expérience, qui consiste à intégrer le chatbot au sein de la plateforme Moodle. Il explore les avantages et les défis de cette intégration, ainsi que l'impact sur l'expérience d'apprentissage personnalisé dans le contexte de la programmation orientée objet (POO). De plus, ce chapitre présente une analyse des résultats des enquêtes, qui ont été menée pour recueillir les points de vue et les opinions des participants impliqués dans la troisième étude.

- **Chapitre 8** : Dans ce dernier chapitre, la thèse synthétise, scénarise et discute les résultats obtenus à partir des expériences menées et reconnaît des limites et d'évaluer de manière critique les résultats. Il analyse les résultats, identifie les tendances et met en évidence les implications pour l'amélioration de l'expérience d'apprentissage dans les cours en ligne.

Le travail conclut en résumant la problématique identifiée, les méthodes de recherche employées et les contributions significatives de la thèse. En outre, des directions et perspectives de recherche futures sont suggérées pour étendre les résultats et s'appuyer sur ce travail. Enfin, les annexes apportent des informations complémentaires et complètent certains aspects abordés dans les chapitres précédents.

Chapitre 1 : Revue de littérature sur l'amélioration de l'expérience d'apprentissage

Introduction

Ce chapitre fournit une revue de littérature sur l'amélioration de l'expérience d'apprentissage dans les environnements en ligne. Il se concentre sur l'établissement d'un cadre théorique qui explore les facteurs clés influençant l'expérience d'apprentissage et met l'accent sur la personnalisation dans les systèmes d'apprentissage en ligne. En outre, ce chapitre se penche sur le rôle et l'impact de l'intelligence artificielle (IA) dans l'éducation, en particulier dans l'amélioration de l'expérience d'apprentissage. L'intégration des technologies de l'IA conversationnelle, telles que les chatbots, recèle un potentiel important pour transformer les pratiques éducatives. Par conséquent, ce chapitre met également en évidence les applications des chatbots dans l'éducation, mettant en valeur leur capacité à fournir un soutien personnalisé, à faciliter des expériences d'apprentissage interactives et à contribuer à l'engagement des apprenants. En examinant ces sujets, ce chapitre ouvre la voie à une exploration plus approfondie des approches innovantes et des avancées dans le domaine de l'amélioration de l'expérience la personnalisation et l'intégration des technologies d'IA.

1.1. Cadre théorique

1.1.1. Facteurs clés influençant l'expérience d'apprentissage dans les environnements en ligne

Un grand nombre d'études au cours des dernières décennies ont tenté d'identifier les facteurs de réussite de l'apprentissage en ligne qui doivent être gérés pour accroître l'efficacité des systèmes d'apprentissage en ligne.

Selon [16] le modèle de réussite de l'apprentissage en ligne explique et prédit de manière satisfaisante l'interdépendance de six facteurs critiques de succès des systèmes d'apprentissage en ligne : qualité de la conception des cours, implication des instructeurs, motivation des étudiants, dialogue étudiant-étudiant, dialogue étudiant-instructeur et apprentissage autorégulé.

Plusieurs chercheurs se sont intéressés aux aspects de l'apprenant et comment ils peuvent influencer le processus d'apprentissage. Certains se sont penchés sur les caractéristiques personnelles telles les styles d'apprentissage [17] ou la motivation tel [18] et qui ont affirmé que ceux-ci ont une influence importante sur la réussite ou l'échec des apprenants.

Selon[19] l'efficacité de l'apprentissage en ligne contrôlé par l'apprenant dépend des caractéristiques individuelles cognitives et liées à la motivation telles que les styles d'apprentissage, les capacités cognitives, l'attribution du succès et les capacités d'autorégulation.

La motivation est essentielle à l'apprentissage et ce qui fait réellement apprendre aux élèves, c'est leur engagement conscient dans ces activités d'apprentissage, car « l'engagement mène à des résultats tels que la réussite » et « la motivation sous-tend l'engagement », l'engagement et la motivation ne sont pas une seule et même chose [20]. La motivation peut être transformée en engagement avec une conception appropriée du soutien, selon [21] les variables de motivation comprenaient l'auto-efficacité et la valeur intrinsèque, les variables de régulation incluaient la régulation métacognitive et la régulation de l'effort et les variables d'engagement incluaient l'engagement cognitif et l'engagement émotionnel. Le soutien à la régulation de l'effort des élèves est un moyen unique d'améliorer la motivation et l'engagement qui influencent leur réussite et c'est l'effort et la régulation métacognitive que les élèves mettent dans le processus de leur apprentissage qui transforme la motivation en engagement [21].

Le terme d'autorégulation couvre la régulation de sa pensée et de ses actions [1]. Par exemple, les étudiants peuvent réfléchir davantage à la manière dont ils apprennent et aux stratégies dont ils auront besoin pour réussir leurs études universitaires. Un apprenant autorégulé utilise des processus métacognitifs, motivationnels et comportementaux (des exemples de tels processus comprennent l'établissement d'objectifs, le suivi métacognitif, la recherche d'aide et l'auto-évaluation) pour atteindre un objectif d'apprentissage et de performance spécifique [22], [23]. Les processus d'autorégulation considérés comme motivants permettent à un apprenant d'initier et de maintenir des activités ciblées axées sur des objectifs tout en ignorant les distractions ou les revers [2].

Il convient également de noter que le soutien à l'apprentissage autorégulé était plus efficace dans la condition d'apprentissage en ligne que dans le cadre de face à face. Les chercheurs ont expliqué cela avec la nature de l'apprentissage en ligne, qui oblige l'apprenant à surveiller son propre apprentissage et exige des stratégies métacognitives plateformes [24]. Fournir un soutien métacognitif sous forme de feedback a amélioré l'autorégulation des étudiants dans un environnement d'apprentissage en ligne. Les feedbacks ont aidé les élèves à réfléchir sur leurs processus d'apprentissage et à fixer des objectifs d'amélioration. De plus, offrir des possibilités d'auto-évaluation et de réflexion a été efficace pour soutenir un apprentissage auto-régulé (SRL) dans un environnement d'apprentissage en ligne. Les étudiants qui se sont engagés dans l'auto-évaluation et la réflexion ont eu de meilleurs résultats d'apprentissage et des niveaux plus élevés de SRL par rapport à ceux qui ne l'ont pas fait. Ces exemples révèlent le potentiel du soutien à l'apprentissage pour accroître les compétences d'apprentissage autorégulé et les performances d'apprentissage des élèves.

Le modèle de Zimmerman, illustré à la figure 1, a été le plus fréquemment accepté et nous l'utiliserons, qui a postulé que le SRL se produit en trois phases cycliques : la planification (telle que la définition d'objectifs, l'analyse des tâches), le contrôle de la performance (telle que la gestion du temps, la recherche d'aide) et l'autoréflexion (telle qu'auto-évaluation et adaptation) [22], [25]. Chaque phase de l'apprentissage autorégulé consiste en des processus dans lesquels les apprenants autorégulés s'engagent, et chaque phase influence les processus de la phase suivante.

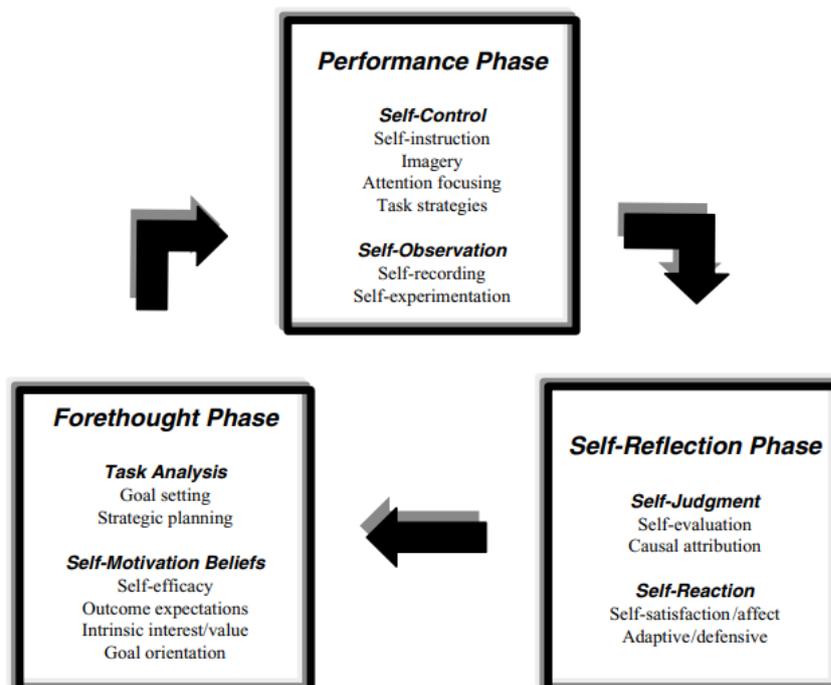


Figure 1 : Phases et sous-processus d'autorégulation [26].

Un apprenant autorégulé engage activement ces processus en utilisant des stratégies dans ce que [1] ont appelé stratégies d'apprentissage autorégulé (SRLS) [1] [3]. Les exemples de SRLS comprennent le tutorat, la tenue d'un journal d'étude et l'envoi d'un courrier électronique à l'instructeur. De plus, tous les apprenants autorégulés n'utilisent pas les mêmes stratégies. Ainsi, des recherches empiriques ont montré que la mise en œuvre de diverses stratégies dans les cours en ligne peut favoriser le SRLS chez les étudiants, et que la structuration de l'environnement d'apprentissage en ligne pour promouvoir l'apprentissage autorégulé est un élément central pour favoriser l'utilisation réussie du SRLS par les étudiants [4] [5]. Les chercheurs ont suggéré que les SRLS sont d'une grande importance dans les environnements d'apprentissage en ligne en raison de leur nature plus autonome [6].

Ainsi, fournir des stratégies d'apprentissage autorégulées aux instructeurs en ligne pour promouvoir l'utilisation par les étudiants de ces stratégies dans les cours en ligne visent à améliorer les performances académiques de leurs étudiants [27].

Selon [28] la réussite de l'apprenant dans un système d'apprentissage en ligne s'explique par l'autorégulation et l'intention des apprenants de continuer à utiliser les plateformes pédagogiques, ils montrent également que cette dernière s'explique par la satisfaction des apprenants, et que l'autorégulation s'explique par l'effort personnel et par la flexibilité des cours, et bien que les facteurs suivants : l'utilité perçue, les interactions sociales, la qualité du système, la qualité des cours et des informations, et la diversité des évaluations peuvent améliorer la satisfaction des apprenants vis-à-vis des plateformes pédagogiques.

D'autres facteurs jouent un rôle dans la satisfaction et le succès de l'apprentissage en ligne qui étaient toutes liées aux caractéristiques de l'apprenant et aux caractéristiques de conception de cours des environnements d'apprentissage en ligne [29]. D'une part, les caractéristiques de l'apprenant y compris les compétences d'autorégulation, gestion du temps, style d'apprentissage en ligne, les connaissances, celui qui démontre une meilleure intelligence émotionnelle (c'est-à-dire une meilleure connaissance de ses besoins, l'autorégulation des sentiments), auto-motivation, autodiscipline, organisation, planification et auto-évaluation. D'autre part, les professeurs / instructeurs doivent connaître les caractéristiques de conception de cours des environnements d'apprentissage en ligne qui favorisent la réussite et la satisfaction des étudiants, y compris la gestion de temps, l'alignement et l'organisation des cours, l'intégration du contenu avec la technologie pour faciliter l'engagement, facilitation de l'instructeur, les commentaires de l'instructeur, prompt feedback qui est un facteur principal de satisfaction en ligne et la taille du cours qu'il ne doit pas être grande. La réussite de l'apprentissage en ligne requiert également une interaction entre l'apprenant, l'instructeur, les apprenants et la technologie.

Selon [7], les parents (facteurs causaux familiaux), les enseignants (facteurs causaux scolaires) et les étudiants (facteurs causaux personnels) peuvent influencer sur la performance finale. La combinaison de ces facteurs influençant la performance académique, cependant, varie d'un environnement académique à l'autre, d'un groupe d'étudiants à l'autre, et même d'un cadre culturel à un autre.

Le modèle d'efficacité de l'environnement d'apprentissage virtuel de [30] postule que deux antécédents (dimension humaine et dimension de conception) déterminent l'efficacité des systèmes d'apprentissage en ligne. La dimension humaine concerne deux entités humaines (les étudiants et l'instructeur) et leurs différents attributs ; et la dimension de la conception comprend les systèmes de gestion de l'apprentissage (LMS), l'apprentissage autorégulé (SRL) et le

contrôle de l'apprenant, la qualité de la conception des cours et l'interaction entre les entités humaines.

L'analyse de l'apprentissage offre aux étudiants des opportunités de réfléchir à l'apprentissage et de développer des compétences métacognitives. Donc afin de réussir à s'autoréguler, il est nécessaire que les élèves comprennent leur propre processus cognitif. Dans ce but, relier les visualisations aux objectifs d'apprentissage peut aider les élèves et les enseignants à évaluer si l'objectif a été atteint [31].

Les interactions, la présence sociale, le soutien positif, l'engagement, la pensée critique et les résultats globaux de l'évaluation ont un impact positif sur les connaissances et compétences acquises au cours du parcours d'apprentissage de l'apprenant en ligne qui représentent l'épine dorsale de l'expérience de l'apprenant en ligne [32].

De plus, les forums jouent un rôle important dans l'apprentissage collaboratif des élèves, permettant aux élèves d'interagir entre eux. Les étudiants qui ont participé le plus activement au forum de discussion sont ceux qui ont réussi le cours [33]. La structure du cours, la taille de la classe, les commentaires, la connaissance préalable de communication numérique, les caractéristiques de l'interface, l'expérience de la zone de contenu, rôles et tâches pédagogiques des élèves, différences dans la démographie et les capacités des élèves, etc. sont des facteurs qui peuvent influencer la participation de l'étudiant à ces forums de discussion en ligne [34].

Un autre aspect à prendre en compte est l'évaluation des apprentissages. L'apprentissage des élèves dépend de la façon dont ils sont évalués et avec quels instruments [8]. Ainsi, l'enseignant évalue l'élève pour identifier l'évolution à travers différents niveaux d'apprentissage. D'une part, selon le niveau atteint, l'instructeur propose des actions et du matériel pour améliorer les performances des élèves [9] tels que des évaluations, des vidéos, des essais, des conférences, entre autres. D'autre part, chaque élève apprend à son rythme. Cela crée un besoin de personnaliser les mécanismes utilisés en fonction de chaque élève. Les technologies de l'information et de la communication peuvent aider l'enseignant à découvrir qui apprend et qui n'est pas engagé. Ils peuvent proposer des actions comme quand, qui et comment évaluer ou quelles activités peuvent être réalisées.

D'autres résultats des recherches [35], [36] affirment que tous les élèves apprennent mieux lorsque l'enseignement, les ressources et l'environnement d'apprentissage correspondent bien à leurs points forts, leurs intérêts, leurs besoins et leur niveau de connaissances. D'où la conclusion que la personnalisation de l'apprentissage est l'un des axes principaux qui doit être pris en compte si l'on veut voir les résultats des élèves s'améliorer.

1.1.2. Personnalisation dans les systèmes d'apprentissage en ligne

Les systèmes d'apprentissage en ligne adaptatifs (AES) adaptent le matériel pédagogique aux besoins de l'apprenant, par exemple en proposant des parcours d'apprentissage personnalisés, en modifiant la présentation de l'interface [37]–[39]. Répondre aux besoins de l'apprenant, fournir un matériel pédagogique pertinent et soutenir les objectifs d'interaction entre l'apprenant et le système sont des préoccupations de plus en plus importantes dans les systèmes d'apprentissage en ligne [38], [39].

Dans le domaine de l'interaction homme-machine (IHM), l'adaptabilité consiste à ajuster un système, une interface utilisateur ou un contenu pour répondre aux besoins d'un utilisateur [40]–[42]. L'adaptabilité est un élément essentiel des systèmes modernes d'apprentissage en ligne [43]. Elle facilite l'apprentissage des étudiants en recommandant des stratégies d'apprentissage

appropriées, en fournissant du matériel pédagogique pertinent et en guidant la navigation dans le matériel [44]. L'apprentissage adaptatif et personnalisé basé sur le niveau de connaissance, les préférences et le style d'apprentissage reste une considération éducative importante [45]. Le terme de personnalisation est également lié à l'adaptabilité, personnaliser signifie concevoir un objet en fonction des besoins d'un utilisateur spécifique.

L'objectif des AES est d'adapter le matériel pédagogique aux besoins des étudiants afin d'enrichir l'expérience d'apprentissage. Les AES prennent en compte les caractéristiques de l'étudiant telles que son niveau de connaissance, son état affectif, ses compétences et son style d'apprentissage afin d'offrir des fonctionnalités plus personnalisées et de fournir un matériel pédagogique pertinent [7], [40], [46]–[48].

Les technologies adaptatives peuvent être appliquées à un grand nombre de domaines différents tels que la santé en ligne, le commerce électronique et l'apprentissage en ligne. Une approche adaptative qui fait correspondre les ressources d'apprentissage des domaines scientifiques et artistiques aux étudiants en fonction de leur style d'apprentissage a également été proposée et les premières évaluations donnent des résultats prometteurs [49].

De nombreuses tentatives ont été faites pour construire et évaluer des systèmes d'apprentissage en ligne adaptatifs (AES). Cependant, il y a un peu d'études qui considèrent des évaluations expérimentales détaillées, soigneusement conçues et contrôlées qui évaluent l'efficacité de l'apprentissage [7], [37], [43], [45], [50], [51].

Il existe de nombreux modèles de style d'apprentissage. Le modèle de style d'apprentissage de Felder-Silverman est couramment utilisé, en particulier dans la recherche sur l'apprentissage en ligne [37], [52]. Les dimensions du modèle sont très détaillées et chaque dimension est associée à une ou plusieurs stratégies d'apprentissage [53]. Le modèle comprend quatre dimensions, comme le montre le tableau 1, à savoir le traitement, la réception, la compréhension et la perception. L'indice des styles d'apprentissage (ILS), qui peut être utilisé pour identifier les styles d'apprentissage, est également basé sur ce modèle [54]. Il se compose de 44 questions qui se sont révélées efficaces pour identifier le style d'apprentissage de chaque apprenant.

Tableau 1 : Caractéristiques des apprenants basées sur le modèle FSLSM [55]

Dimension	Style d'apprentissage	Caractéristiques
Traitement	Actif	-Travaille en groupe -Préfère essayer du nouveau matériel instantanément -Gérer les choses pratiques
	Réfléchi	- Travaille seul -Préfère prendre le temps de réfléchir à un problème
Perception	Sensoriel	-Est patient avec les détails -Préfère les sens, les faits et l'expérimentation
	Intuitif	- Intéressé par les aperçus et une large connaissance -Intéressé par les innovations et accepter les complications - Privilégier les principes et les théories
Réception	Visuel	-Préfère percevoir les matériaux comme des images, des vidéos
	Verbal	- Préfère percevoir les matériaux comme du texte
Compréhension	Global	-Préfère avoir une vue d'ensemble en premier -Asimilé et comprend les informations dans une étape linéaire et incrémentale
	Séquentiel	- Préférant traiter les informations de manière séquentielle

Selon le modèle Felder-Silverman, la dimension Traitement (actif-réfléchi) détaille la technique utilisée par les étudiants pour traiter l'information. Les étudiants actifs apprennent en interagissant et en manipulant quelque chose, ainsi qu'en communiquant avec leurs pairs. Les élèves réfléchis pensent profondément à quelque chose avant d'agir.

La dimension de la réception (visuel-verbal) concerne la présentation de l'information. Par exemple, l'apprentissage des élèves visuels peut être amélioré par l'utilisation d'images, de vidéos, de graphiques et de diagrammes. Les élèves verbaux peuvent être soutenus par des informations orales et des détails écrits. Dans l'article [56], les auteurs ont examiné l'effet de l'apprentissage en tenant compte de cette dimension.

La dimension de la compréhension (séquentiel-global) concerne la structure souhaitée de l'information. Les étudiants séquentiels comprennent mieux le matériel d'apprentissage s'il est présenté de manière linéaire et logique, chaque étape du processus d'apprentissage étant décrite en détail. Les étudiants globaux apprennent mieux lorsqu'on leur donne une vue d'ensemble de l'information avant de leur fournir des détails.

La dimension de la perception (sensoriel-intuitif) concerne les types d'informations préférés. Les ressources d'apprentissage concrètes sont plus susceptibles de profiter aux étudiants sensoriels, tandis que les ressources abstraites aident les étudiants intuitifs à développer leur compréhension du concept étudié. Les informations concrètes comprennent les faits, les exemples, les simulations et les leçons interactives. Les notations mathématiques, les définitions et les théories sont des exemples d'informations abstraites.

1.2. L'intelligence artificielle dans l'éducation

Différentes études montrent clairement qu'avec les innovations et les progrès technologiques, les ordinateurs et les technologies liées à l'informatique, ainsi que d'autres innovations, ont encouragé le développement de l'intelligence artificielle (IA), qui a pénétré différents secteurs de la société et aura potentiellement un impact majeur sur les différentes industries dans lesquelles elle est utilisée. Le secteur de l'éducation est l'un des domaines dans lesquels l'intelligence artificielle a été appliquée et a un impact majeur. Pour comprendre l'impact de l'IA sur l'éducation, il a été jugé essentiel de définir et de décrire l'IA. L'une des caractéristiques clés et des principes fondamentaux de l'IA, comme son nom l'indique, est sa capacité à faire preuve d'un certain niveau d'intelligence [57]–[60]. Cet attribut remarquable, auparavant exclusif aux êtres humains, a été considérablement avancé et étendu grâce à l'avènement des technologies d'IA.

L'intelligence confère à l'IA, aux ordinateurs et, par extension, aux systèmes intégrés, tels que les robots et les installations, des capacités comme la cognition, l'apprentissage, l'adaptabilité et la prise de décision [58], [61]–[63]. L'intelligence artificielle (IA) englobe plusieurs branches et sous-domaines, chacun se concentrant sur des aspects spécifiques de la simulation de l'intelligence humaine et du comportement dans les machines. Certaines des branches clés de l'IA comprennent Machine Learning (ML), Vision par ordinateur, Traitement automatique du langage naturel (NLP), Robotique, Systèmes experts, Logique floue. Ce ne sont là que quelques exemples des branches de l'IA, et le domaine continue d'évoluer avec la recherche en cours et les progrès technologiques. Les innovations et les développements, qui aboutissent au développement et à l'utilisation de l'IA, ont donné au secteur de l'éducation, et plus particulièrement aux établissements universitaires, l'occasion de tirer parti de l'IA et de l'utiliser.

Cette section fournit une discussion des résultats des études qui ont évalué le rôle et l'impact de l'intelligence artificielle dans le secteur de l'éducation.

1.2.1. Le rôle de l'intelligence artificielle dans l'éducation

Dans le secteur de l'éducation, les applications de l'intelligence artificielle se sont multipliées. Par exemple, l'intégration de l'intelligence artificielle dans les robots, les ordinateurs et les équipements connexes permet de créer des robots qui améliorent l'expérience d'apprentissage de l'élève. En effet, Timms a affirmé que les cobots ou l'application de robots, travaillant avec des enseignants ou des robots collègues (cobots), sont utilisés pour enseigner aux enfants des tâches de routine, notamment l'orthographe et la prononciation, et pour s'adapter aux capacités des élèves [57], [64], [65]. De même, l'enseignement basé sur le web et en ligne, tel qu'énuméré dans différentes études, est passé de la simple mise à disposition de matériel en ligne ou sur le web pour que les étudiants puissent simplement le télécharger, l'étudier et faire leurs devoirs, à des systèmes intelligents et adaptatifs basés sur le web qui apprennent le comportement de l'instructeur et de l'apprenant pour s'ajuster en conséquence et enrichir l'expérience éducative [59], [62], [66].

Sharma et al. ont observé que l'IA dans l'éducation a pris la forme de systèmes d'apprentissage adaptatifs, de systèmes de tutorat intelligents et d'autres systèmes qui améliorent la qualité des processus administratifs, des instructions et de l'apprentissage [63]. Pokrivcakova a également observé que dans le domaine de l'éducation, l'IA prend la forme de systèmes intelligents dotés de capacités d'adaptation [67]. Ces principes et caractéristiques des systèmes permettent à l'IA dans l'éducation de réaliser un large éventail de tâches traditionnellement ou classiquement effectuées par les instructeurs, tout en améliorant les expériences d'apprentissage des étudiants en les encadrant et en personnalisant l'apprentissage en fonction de leurs attentes et de leurs besoins [67]. Selon Chassignol et al., l'intelligence artificielle a été incorporée dans l'enseignement et l'apprentissage [59].

1.2.1.1. L'intelligence artificielle dans l'enseignement

L'intelligence artificielle a facilité la création et le déploiement de systèmes qui sont manifestement des outils pédagogiques très puissants. Ces outils ont favorisé l'amélioration de la qualité de l'enseignement. Parmi les études qui ont mis en évidence l'intégration de l'IA dans des machines ou des robots et la création d'outils pédagogiques puissants ainsi que l'amélioration de la qualité des stratégies pédagogiques appliquées. En effet, Timms souligne qu'une autre forme clé d'application de l'IA dans l'éducation en tant qu'outil pédagogique est l'intégration des principes de l'IA dans les robots, le développement et l'utilisation de robots comme assistants d'enseignants et collègues, les cobots, qui peuvent être utilisés pour entreprendre des tâches d'enseignement de base et même avancées, telles qu'apprendre aux étudiants à lire et à prononcer des mots [57]. En effet, Sharma et al. ont observé que l'intégration ou l'utilisation de l'IA dans l'éducation, plus particulièrement l'intégration avec d'autres technologies et l'utilisation en tant qu'outils pédagogiques, a permis de développer et d'utiliser de meilleurs outils d'enseignement [63]. D'autre part, Pokrivcakova souligne également l'intégration de l'IA dans les programmes informatiques, ainsi que le développement et l'utilisation de "chatbots", ou robots informatiques en ligne dotés de capacités de conversation et de dialogue pour répondre aux questions courantes des étudiants et, dans certains cas, diffuser du matériel pédagogique [67]. L'IA dote les robots humanoïdes ou autres de capacités cognitives et décisionnelles, ainsi que de capacités de dialogue et de conversation, ce qui permet ensuite de les utiliser comme outils éducatifs et pédagogiques. En outre, l'analyse des articles a permis d'identifier d'autres formes d'application de l'IA dans l'éducation. Par exemple, les

systèmes de tutorat intelligents sous différentes formes sont examinés dans différentes études. Par exemple, Rus et al. observent que les systèmes de tutorat intelligents ou les STI dotés de capacités de conversation et de dialogue, ainsi que d'agents conversationnels animés, sous la forme de chatbots ou de cobots, ont favorisé la réalisation de l'efficacité dans l'enseignement [68]. Les mêmes concepts sont également mis en évidence dans les applications de l'IA dans l'éducation examinées par Pokrivcakova : l'apprentissage des langues assisté par ordinateur (CALL), qui fournit aux étudiants ou aux apprenants des instructions personnalisées, ainsi que les assistants de rédaction et de traduction dans l'apprentissage des langues [67]. D'autres formes d'application de l'IA dans l'éducation, en particulier dans les instructions destinées à remplir les fonctions d'enseignant ou de formateur, sont également mises en évidence.

1.2.1.2. L'intelligence artificielle dans l'apprentissage

L'apprentissage, qui fait partie intégrante de l'éducation, est un autre aspect de l'éducation qui entre dans le champ de l'étude. L'évaluation et l'analyse des différents articles inclus dans l'étude ont permis d'identifier les différentes manières dont l'IA a été adoptée et mise en œuvre ou exploitée pour favoriser l'apprentissage des élèves. En outre, des programmes ou des applications spécifiques qui exploitent l'IA pour améliorer l'apprentissage des élèves ont été identifiés. La personnalisation des programmes et des contenus en fonction des besoins, des aptitudes et des capacités des apprenants constitue un moyen important d'améliorer l'apprentissage des étudiants [69].

Certaines plateformes favorisent l'adaptation et la personnalisation du contenu et, ce faisant, l'assimilation et la rétention des informations, ce qui améliore l'expérience d'apprentissage de l'apprenant. Par exemple, une application telle que Knewton qui fait des recommandations en temps réel pour les étudiants en se basant sur le style d'apprentissage décrypté à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique, et personnalise ensuite les supports de cours ou le contenu en fonction des besoins de l'apprenant [59]. D'autres plateformes dotées de capacités similaires sont Cerego, Immersive reader et CALL, qui, avec d'autres plateformes, ont le potentiel d'améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants à tous les niveaux du système éducatif [59], [67]. Pokrivcakova a également observé que l'intégration de l'IA et l'utilisation de chatbots améliorent également l'expérience d'apprentissage des étudiants parce qu'ils tirent parti d'algorithmes d'apprentissage automatique et fournissent un contenu personnalisé en fonction des besoins et des capacités d'apprentissage des étudiants [67]. L'auteur souligne également l'intégration de l'IA dans l'éducation par le biais d'outils de traduction automatique, de systèmes d'éducation adaptatifs et de systèmes de tutorat intelligents, qui améliorent l'expérience des apprenants. L'IA assure la personnalisation et l'adaptation du contenu aux capacités et aux besoins des apprenants de différentes manières.

D'autre part, l'application et l'utilisation de l'apprentissage par simulation et des systèmes de tutorat intelligents (STI) encourageaient l'apprentissage en profondeur, ce qui est un moyen d'améliorer l'expérience d'apprentissage des étudiants [63]. Mikropoulos met également en évidence le même concept, en observant que la réalité virtuelle et la simulation favorisent l'amélioration de l'expérience d'apprentissage des étudiants [69]. D'autres utilisations de l'IA pour favoriser l'expérience d'apprentissage des étudiants sont l'utilisation de l'AIWBES, qui génère un contenu basé sur les besoins de l'apprenant [66]. Par exemple, selon Kahraman et al, la résolution interactive de problèmes, une composante de l'AIWBES, travaillera avec les étudiants pour offrir une aide intelligente à chacune des phases du processus de résolution de

problèmes lorsque les étudiants travaillent sur ces questions [66]. Les mêmes capacités de l'IA dans l'enseignement en ligne sont mises en évidence et examinées par Peredo et al. qui ont observé que les systèmes intelligents et adaptatifs en ligne (IWBE), en particulier les systèmes multi-agents (MAS), ont une composante apprenant, l'apprenant étant intégré en tant qu'agent social, dans laquelle le système s'attache à comprendre le comportement de l'apprenant et à s'adapter en conséquence en générant un contenu adapté aux besoins de l'apprenant [62]. De toute évidence, l'intégration ou l'adoption et l'utilisation de l'IA dans l'éducation ont été axées sur l'amélioration de l'expérience des apprenants et ont eu un impact majeur sur d'autres aspects du processus éducatif.

1.2.2. Impact de l'intelligence artificielle sur l'apprentissage

Les expériences d'apprentissage des étudiants constituent un autre domaine de l'éducation dans le cadre de la présente étude, qui a été fortement influencée par le déploiement et l'utilisation de l'IA. En effet, Rus et al. résumant l'effet de l'IA sur l'apprentissage ont observé que les systèmes de tutorats intelligents STI favorisent l'apprentissage en profondeur parce que le travail avec les agents conversationnels qui font partie intégrante du système permet de sonder et d'aiguillonner les étudiants jusqu'à ce qu'ils soient en mesure de s'expliquer correctement et en détail, y compris le raisonnement qui sous-tend leur position, améliorant ainsi l'assimilation et la rétention des informations [68]. Des études illustrent les nombreux avantages de l'IA dans les expériences d'apprentissage des étudiants de différentes manières. L'IA permet de suivre la progression de l'apprentissage, y compris la connaissance et la compréhension, et utilise les résultats pour améliorer les capacités du système à personnaliser le contenu en fonction des besoins et des capacités des étudiants, ce qui motive les étudiants et tire parti de leurs capacités personnelles pour améliorer l'assimilation et la rétention [67], [68]. Par exemple, Pokrivcakova a observé que l'IA a permis le développement et l'utilisation de systèmes d'apprentissage intelligents et de contenus adaptatifs personnalisés en fonction des besoins et des capacités d'apprentissage de chaque étudiant, comme la réalité virtuelle intelligente et son utilisation dans l'enseignement et l'apprentissage par simulation, dont l'impact positif sur l'apprentissage a été démontré [67]. Les mêmes avantages de la simulation et d'autres technologies connexes pour l'apprentissage sont également examinés par Mikropoulos et Natsis, qui ont observé que la simulation et d'autres technologies connexes fournissent aux étudiants une exposition pratique et un apprentissage par l'expérience, ce qui améliore la qualité de l'apprentissage. Les études examinées par les chercheurs dans leur article soulignent les principaux avantages de la RV et de la technologie 3D dans l'apprentissage, notamment la facilité d'utilisation, l'enthousiasme de l'apprenant, la motivation et l'intérêt accru des étudiants [69].

D'autres avantages de l'IA et son effet sur la qualité de l'apprentissage sont mis en évidence dans des études, qui se sont concentrées sur les plates-formes basées sur le web. Par exemple, Kahraman, dans sa discussion sur les principes ou composants importants de l'AIWBES, tels que les hypermédias adaptatifs, le filtrage de l'information, le suivi de la classe et l'apprentissage collaboratif, entre autres, a observé qu'ils encouragent la collaboration, les interactions et l'apprentissage chez les étudiants [66]. Les mêmes avantages des plateformes basées sur le web sont mis en évidence par Peredo et al. qui ont examiné la relation entre l'AIWBE et l'amélioration de la qualité de l'apprentissage parce que le système adapte et personnalise les instructions et le contenu en fonction des comportements identifiés et évalués de l'apprenant. Par exemple, l'intergiciel StudentTracker utilisera les informations en ligne sur l'apprenant, y

compris les activités réalisées, le suivi de l'apprentissage, le temps et d'autres éléments pour adapter les approches pédagogiques à l'AIWBE [62].

D'autres études mettent en évidence les avantages de l'IA pour l'apprentissage et son impact sur l'apprentissage. Par exemple, l'IA a été utilisée pour encourager et favoriser l'honnêteté et l'intégrité académique [70], améliorer les études et l'apprentissage grâce à l'utilisation d'assistants de révision et de rédaction, tels que les outils TurnItIn, tels que l'aide à la révision et les outils Write-to-Learn de Pearson [60], [71], [72].

En effet, comme le montrent les différentes sources examinées et analysées, l'adoption et l'utilisation de l'IA dans l'éducation ont pris diverses formes. L'IA dans l'éducation a d'abord pris la forme d'ordinateurs et de technologies informatiques connexes, utilisés pour effectuer un large éventail de tâches administratives, enseigner et favoriser l'apprentissage chez les élèves, domaines d'application déterminés à partir de la description de l'application de l'IA dans la technologie [59], [62], [69]. Les développements et innovations continus, en particulier avec la transition de l'IA des seuls ordinateurs aux systèmes intégrés, ainsi qu'aux plateformes en ligne et basées sur le web, ont favorisé le développement et l'utilisation de l'IA dans les plateformes basées sur le web et les plateformes en ligne, ainsi que la robotique, comme en témoignent le développement et l'utilisation de robots humanoïdes (cobots et chatbots), qui accomplissent, indépendamment ou en collaboration avec des instructeurs humains, les tâches des éducateurs, y compris la diffusion de matériel d'apprentissage aux apprenants à différents niveaux d'éducation. En outre, d'après l'analyse et les descriptions des plateformes fournies dans les différents articles évalués, il ressort que l'application de l'IA à l'éducation, sous ses différentes formes, a permis aux apprenants de vivre une expérience d'apprentissage plus riche et plus gratifiante [61], [62], [71].

Les systèmes d'IA peuvent être capables d'analyser des données et de fournir des réponses logiques, mais ils n'ont pas l'intelligence émotionnelle que possèdent les humains, ce qui rend difficile pour eux de faire preuve d'empathie ou de réagir de manière appropriée dans des situations émotionnellement chargées. Ainsi, les systèmes d'IA sont basés sur des règles et des données prédéfinies, et ils manquent de l'intuition et du jugement que possèdent les humains. Dans les situations où une prise de décision subjective est requise, l'IA peut avoir du mal à fournir le même niveau de compréhension nuancée que les humains. De plus, l'entraînement et l'exécution de modèles d'IA peuvent être gourmands en calculs et en énergie. À mesure que les applications d'IA se généralisent, on s'inquiète de leur impact sur l'environnement et de leur durabilité. Mais, il est important de noter que ces critiques mettent en évidence les domaines où l'IA peut être améliorée et où les considérations éthiques doivent être soigneusement prises en compte à mesure que la technologie de l'IA continue d'évoluer.

Pour résumer, l'IA dans l'éducation a d'abord pris la forme d'ordinateurs et de systèmes informatiques, puis de plateformes d'éducation en ligne et basées sur le web. Les systèmes intégrés ont permis d'utiliser des robots, sous la forme de cobots ou de robots humanoïdes, comme collègues enseignants ou instructeurs indépendants, ainsi que des chatbots pour remplir des fonctions similaires à celles d'un enseignant ou d'un instructeur. L'utilisation de ces plateformes et de ces outils a permis d'améliorer l'efficacité et l'efficacité des enseignants, ce qui s'est traduit par une qualité d'enseignement plus riche ou améliorée. De même, l'IA a permis aux étudiants de vivre des expériences d'apprentissage améliorées, car elle a permis d'adapter et de personnaliser les supports d'apprentissage en fonction des besoins et des capacités des étudiants. Wartman et Combs [73] ont fait valoir que l'éducation évolue en parallèle avec les

changements dans le secteur professionnel, exigeant l'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) dans l'enseignement et l'apprentissage.

1.3. Applications de chatbots dans l'éducation

L'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) dans l'éducation se développe rapidement [74]. L'une des technologies d'IA utilisées pour soutenir les activités d'enseignement et d'apprentissage est le chatbot. Les chatbots concernent la branche de l'intelligence artificielle connue sous le nom de traitement du langage naturel (NLP) et de compréhension du langage naturel (NLU). La NLP vise à permettre aux ordinateurs de comprendre, d'interpréter et de générer le langage humain, tandis que la NLU traite spécifiquement de la compréhension du langage humain par les machines. Les chatbots utilisent des algorithmes et des techniques NLP et NLU pour traiter et comprendre la saisie de texte des utilisateurs et générer des réponses appropriées de manière conversationnelle. De plus, les chatbots peuvent également utiliser d'autres techniques d'IA telles que l'apprentissage automatique et l'apprentissage en profondeur pour améliorer leur compréhension du langage et leurs capacités de génération de réponses.

Les chatbots sont considérés comme une technologie utile pour faciliter l'apprentissage dans le contexte éducatif [75]. Les éducateurs peuvent administrer l'enseignement soit via la plateforme de classe, soit via une plateforme en ligne à l'aide de divers outils technologiques tels que les chatbots [76]. L'utilisation de la technologie chatbot dans l'éducation est l'une des approches les plus importantes pour améliorer et promouvoir une expérience d'apprentissage plus personnalisée [77]. Le nombre d'études sur l'utilisation des chatbots dans le domaine éducatif augmente rapidement en raison du grand nombre d'études qui ont été menées dans ce domaine. Cela indique que la technologie chatbot a connu une intégration dans le secteur de l'éducation. Les études ont révélé que les chatbots ont été utilisés à des fins éducatives de diverses manières [78], [79].

Des études ont présenté des Chatbots pouvant être utilisés pour effectuer des tâches administratives dans les établissements d'enseignement [80]–[82]. Dans l'étude de Hien [80] ils ont décrit un système Chatbot qui répond automatiquement aux questions administratives des étudiants au nom du corps professoral de l'université. Le Chatbot fonctionnera comme un assistant numérique, conseillant les établissements d'enseignement supérieur sur la manière d'améliorer leurs services actuels, de générer de nouvelles idées innovantes et de réduire les coûts de main-d'œuvre. Une autre étude a évalué un agent conversationnel qui peut fournir un soutien administratif aux étudiants sur des questions telles que l'orientation, le recrutement et la rétention [83]. L'utilisation de chatbots pour les questions administratives permet aux étudiants d'accéder facilement à des informations importantes telles que les processus d'admission, les bourses et les frais de scolarité [84]. Un autre aspect important où la technologie Chatbot a été appliquée dans l'éducation est les interactions de conseil. Les chatbots sont utilisés pour fournir des conseils aux étudiants sur des questions académiques, les aidant ainsi à prendre des décisions vitales sur leurs divers programmes ou activités académiques [85], [86].

La technologie Chatbot dans l'éducation modifie le système éducatif, il favorise un accès rapide aux informations pédagogiques [87], [88]. Avoir un accès facile et rapide aux informations requises permet de gagner du temps [89], de maximiser les capacités d'apprentissage et la réussite des élèves [75], [87]. Un autre avantage important de l'utilisation des chatbots dans l'éducation est la possibilité d'autoriser plusieurs utilisateurs à accéder au système en même temps [88]. Cela implique que de nombreux étudiants de différents endroits peuvent interagir

avec un chatbot particulier sans interruption et obtenir les informations requises. Rooein [90]a convenu et a déclaré qu'un chatbot a la capacité de gérer plusieurs questions en même temps, ce qui permet à l'utilisateur de gagner du temps pour effectuer d'autres tâches.

Conclusion

En conclusion, ce chapitre a fourni une revue de littérature sur l'amélioration de l'expérience d'apprentissage dans les environnements en ligne. Grâce à l'exploration de divers cadres théoriques, il est devenu évident que l'expérience d'apprentissage est influencée par une multitude de facteurs, allant des stratégies pédagogiques aux progrès technologiques. La personnalisation est devenue un aspect crucial de l'amélioration de l'expérience d'apprentissage, car elle permet des approches sur mesure qui répondent aux besoins et aux préférences uniques de chaque apprenant.

De plus, l'intégration des technologies d'intelligence artificielle (IA), telles que les chatbots, a présenté un immense potentiel pour révolutionner l'éducation en fournissant un soutien personnalisé, en facilitant les expériences d'apprentissage interactives et en favorisant l'engagement des apprenants. Comme le domaine de l'éducation en ligne continue d'évoluer, il est crucial d'explorer davantage l'intersection de la personnalisation, de l'IA et de l'expérience d'apprentissage pour ouvrir de nouvelles possibilités d'amélioration des résultats d'apprentissage. En s'appuyant sur les connaissances acquises grâce à cette revue de la littérature, la recherche et la pratique futures se concentrent sur le développement de stratégies et de technologies innovantes qui améliorent l'expérience d'apprentissage et favorisent des environnements d'apprentissage en ligne efficaces.

Le chapitre suivant sera consacré à la présentation d'un modèle d'environnement d'apprentissage en ligne conçu pour améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants. Il décrit les principaux composants et caractéristiques du modèle.

Chapitre 2 : Modèle d'environnement d'apprentissage en ligne pour améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants

Introduction

Les systèmes d'apprentissage en ligne sont des systèmes qui favorisent les activités d'éducation et de formation en utilisant les technologies modernes de l'information et de la communication. L'apprentissage en ligne est donc un usage des nouvelles technologies multimédias et de l'Internet, pour améliorer la qualité de l'apprentissage en facilitant l'accès à des ressources et des services à distance qui peuvent aider les apprenants dans leurs études et qui peuvent aider également les enseignants à prévoir les faiblesses, les forces et le niveau de compréhension des apprenants. Préparer et fournir du système d'apprentissage en ligne de qualité et une riche expérience d'apprentissage sont des défis majeurs. Le manque d'interaction, de feedback, d'aide de l'apprenant à s'autoréguler, d'évaluer le degré de connaissance et d'adapter des ressources aux réels besoins des apprenants impliquent un manque de motivation et diminuent la richesse de l'expérience d'apprentissage.

De là, nous avons jugé qu'il est essentiel d'inclure dans les systèmes d'apprentissage en ligne la personnalisation, l'aide à l'autorégulation de l'apprenant, l'évaluation, le feedback, etc. tout en l'adaptant au profil de l'apprenant (connaissances, préférences, capacités, objectifs ...) en raison de leur importance accordée. Dans ce chapitre, nous présentons les facteurs clés qui influencent de manière significative la réussite des apprenants dans l'expérience d'apprentissage. Nous avons incorporé ces facteurs dans notre modèle proposé, dans le but d'améliorer l'expérience d'apprentissage globale. De plus, nous fournissons une description détaillée de notre approche sous la forme d'un diagramme de séquence.

2.1. Facteurs contribuant à améliorer l'expérience d'apprentissage

Un grand nombre d'études au cours des dernières décennies ont tenté d'identifier les facteurs de réussite de l'apprentissage en ligne qui doivent être gérés pour accroître l'efficacité des systèmes d'apprentissage en ligne. Les facteurs d'apprentissage autorégulé, de personnalisation des ressources, de feedback et d'évaluation jouent un rôle crucial dans le soutien et la promotion d'un apprentissage efficace en responsabilisant les apprenants, en adaptant le processus d'apprentissage aux besoins individuels, en fournissant un feedback opportun et pertinent et en évaluant les progrès et la compréhension. En intégrant ces éléments dans l'environnement d'apprentissage, les apprenants sont plus susceptibles d'être engagés, motivés et de réussir leur apprentissage.

2.1.1 Auto-régulation d'apprentissage (SRL)

L'autorégulation fait généralement référence à ''des pensées, des sentiments et des actions auto-générés qui sont planifiés et adaptés de manière cyclique à la réalisation d'objectifs personnels'' [25]. Les apprenants autorégulés « planifient, fixent des objectifs, organisent, s'auto-surveillent et s'auto-évaluent à divers moments du processus d'acquisition » [91]. Dans [92], ont passé en revue diverses définitions de l'apprentissage autorégulé et identifié trois composantes communes de l'apprentissage autorégulé : (1) stratégies métacognitives (par exemple, planification, surveillance et modification de la cognition), (2) gestion et contrôle des tâches, et (3) des stratégies cognitives réelles pour apprendre le matériel.

Le SRL peut être compris comme la capacité d'un apprenant à s'auto-surveiller et à ajuster ses stratégies ou ses comportements d'apprentissage en réponse au contexte d'apprentissage actuel [93]. De nombreuses études ont étudié les modèles, les cadres et les phases fondamentales de SRL [94], [95]. Sur cette base, les éducateurs ont fait diverses tentatives pour aider les apprenants à développer des compétences SRL et à appliquer ces stratégies à leur apprentissage.

Cependant, des études ont montré que les étudiants ont du mal à s'autoréguler dans l'apprentissage en ligne [13] – [16].

Il convient également de noter que le soutien à l'apprentissage autorégulé était plus efficace dans la condition d'apprentissage en ligne que dans le cadre de face à face. Les chercheurs ont expliqué cela avec la nature de l'apprentissage en ligne, qui oblige l'apprenant à surveiller son propre apprentissage et exige des stratégies métacognitives plus que des environnements en face à face [24]. Fournir un soutien métacognitif sous forme de feedback a amélioré l'autorégulation des étudiants dans un environnement d'apprentissage en ligne. Les feedbacks ont aidé les élèves à réfléchir sur leurs processus d'apprentissage et à fixer des objectifs d'amélioration. De plus, offrir des possibilités d'auto-évaluation et de réflexion a été efficace pour soutenir le SRL dans un environnement d'apprentissage en ligne. Les étudiants qui se sont engagés dans l'auto-évaluation et la réflexion ont eu de meilleurs résultats d'apprentissage et des niveaux plus élevés de SRL par rapport à ceux qui ne l'ont pas fait. Ces exemples révèlent le potentiel du soutien à l'apprentissage pour accroître les compétences d'apprentissage autorégulé et les performances d'apprentissage des élèves.

Le modèle de Zimmerman [22], illustré à la figure 1, a été le plus fréquemment accepté et nous l'utiliserons, qui a postulé que le SRL se produit en trois phases cycliques. Chaque phase de l'apprentissage autorégulé se compose de processus dans lesquels les apprenants autorégulés s'engagent, la figure 2 décrit les diagrammes en arêtes de poisson de chaque processus, et chaque phase influence les processus de la phase suivante, et la troisième, à son tour, influence à nouveau la première. Le diagramme en arêtes de poisson est un diagramme qui représente de façon graphique les causes aboutissant à un effet, il peut être également appelé diagramme de cause à effet [100].

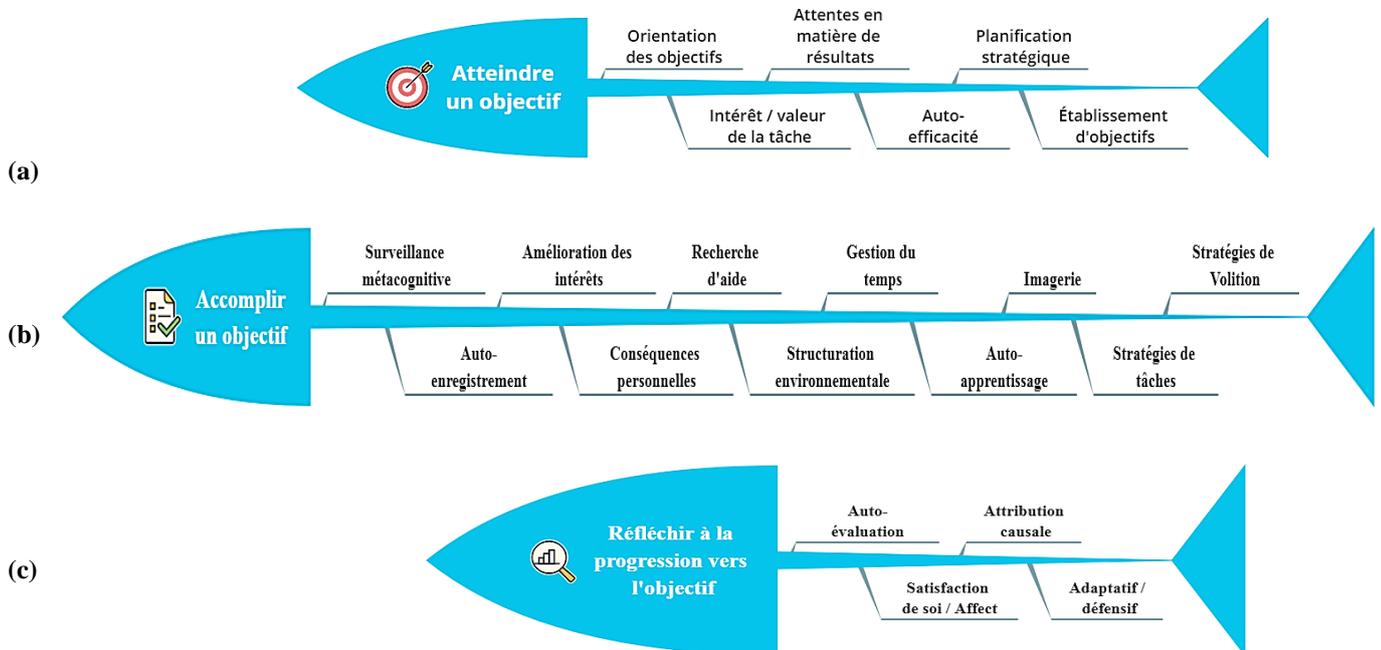


Figure 2 : Diagrammes en arêtes de poisson des processus de la phase de planification (a), la phase de performance (b) et la phase d'autoréflexion (c).

La phase de planification de l'apprentissage autorégulé décrit les processus par lesquels les élèves commencent à lancer des plans pour terminer une tâche ou atteindre un objectif (voir la figure 2 (a)). Les apprenants autorégulés établissent des objectifs (Établissement d'objectifs), utilisent des stratégies pour guider la cognition, contrôler l'affect et diriger l'action (Planification stratégique), croient qu'ils sont capables d'atteindre les objectifs au niveau souhaité (Auto-efficacité), croient que la tâche présentée est réaliste et réalisable (Auto-efficacité), estiment que la tâche présente un intérêt personnel et a une valeur (Intérêt / valeur de la tâche) et ils sont axés sur les objectifs de maîtrise (Orientation des objectifs).

La phase de performance décrit les processus que les élèves emploient pour accomplir une tâche ou un objectif (voir la figure 2 (b)). Les apprenants autorégulés utilisent des stratégies spécifiques pour les aider à atteindre un objectif ou à accomplir une tâche (Stratégies de tâches), utilisent des stratégies pour maintenir leurs niveaux élevés de volonté (Stratégies de Volition), utilisent des énoncés pour se concentrer sur l'orientation des objectifs de maîtrise et non sur l'orientation des objectifs de performance (Auto-apprentissage), utilisent des images mentales pour organiser les informations et concentrer leur attention (Imagerie), gèrent correctement leur temps pour terminer la tâche en évitant de tergiverser (Gestion du temps), changent leur environnement physique en un environnement plus propice à l'accomplissement de la tâche (Structuration environnementale), recherchent l'aide d'autres personnes plus informées (Recherche d'aide), considèrent les tâches difficiles comme des défis (Amélioration des intérêts), établissent des conséquences positives ou négatives claires pour eux-mêmes (Conséquences personnelles), surveillent leurs processus de pensée tout en s'efforçant d'atteindre leurs objectifs (Surveillance métacognitive), s'engagent dans une quantité appropriée d'auto-enregistrement (Auto-enregistrement).

Dans la phase d'autoréflexion, les élèves réfléchissent à leur progression vers la tâche ou l'objectif, ou aux résultats s'ils ont terminé la tâche (voir la figure 2 (c)). Les apprenants autorégulés évaluent efficacement leur performance pendant et après la réalisation de la tâche (Auto-évaluation), attribuent les échecs à un effort insuffisant (Attribution causale) plutôt que de se laisser décourager par l'échec et trouvent satisfaction dans le succès (Satisfaction de soi / Affect), ne deviennent pas défensifs et attribuent les échecs à des causes incontrôlables, mais deviennent adaptatifs et tentent d'améliorer les performances futures (Adaptatif / défensif).

2.1.2 Personnalisation d'apprentissage

Les systèmes d'apprentissage en ligne adaptatifs (AES) adaptent les supports pédagogiques aux besoins de l'apprenant, notamment en proposant des parcours d'apprentissage personnalisés, en masquant certains liens matériels ou en modifiant la disposition de l'interface [37]–[39]. Dans les systèmes d'apprentissage en ligne, il devient de plus en plus essentiel de fournir des ressources pédagogiques appropriées, de répondre aux besoins des apprenants et de promouvoir les objectifs d'interaction apprenant-système [38], [39].

Selon [40]–[42], dans le domaine de l'interaction homme-machine (IHM), l'adaptabilité fait référence à la modification d'un système, d'une interface utilisateur graphique ou d'un contenu pour répondre aux demandes d'un utilisateur. L'adaptabilité est une composante essentielle des systèmes d'apprentissage en ligne modernes [43]. Il aide les élèves à apprendre en suggérant des stratégies d'apprentissage appropriées, en offrant des ressources d'apprentissage pertinentes et en les guidant à travers le contenu [44]. L'apprentissage adaptatif et personnalisé basé sur le niveau de connaissances, les préférences et le style d'apprentissage reste une considération

éducative essentielle [45]. Le concept de personnalisation, qui fait référence à la création d'un élément pour répondre aux besoins d'un utilisateur spécifique, est également lié à l'adaptabilité. L'objectif des systèmes d'apprentissage en ligne adaptatifs (AES) est d'améliorer l'expérience d'apprentissage en adaptant le matériel aux besoins des apprenants. Afin de fournir des fonctionnalités plus individualisées et d'offrir un contenu pédagogique pertinent, les AES tiennent compte des caractéristiques des étudiants telles que les compétences, le niveau de connaissances, l'état affectif et le style d'apprentissage [7], [40], [46]–[48]. L'apprentissage adaptatif fait référence à un processus d'apprentissage dans lequel le contenu peut s'ajuster et se modifier de manière dynamique pour répondre aux besoins de l'utilisateur individuel [101]. Un système de recommandation est un composant essentiel d'un système d'apprentissage adaptatif, qui fournit les ressources les plus appropriées en fonction des caractéristiques des apprenants. Un exemple d'architecture du système d'apprentissage adaptatif proposé par Somyürek [102] est illustré à la figure 3. Ce système recueille des informations sur les caractéristiques, les antécédents, les préférences, etc. des utilisateurs. Les caractéristiques de l'utilisateur seront considérées comme un profil d'étudiant, qui sert de base à la personnalisation et à l'adaptation. Ces informations seront régulièrement mises à jour tout au long du parcours d'apprentissage.

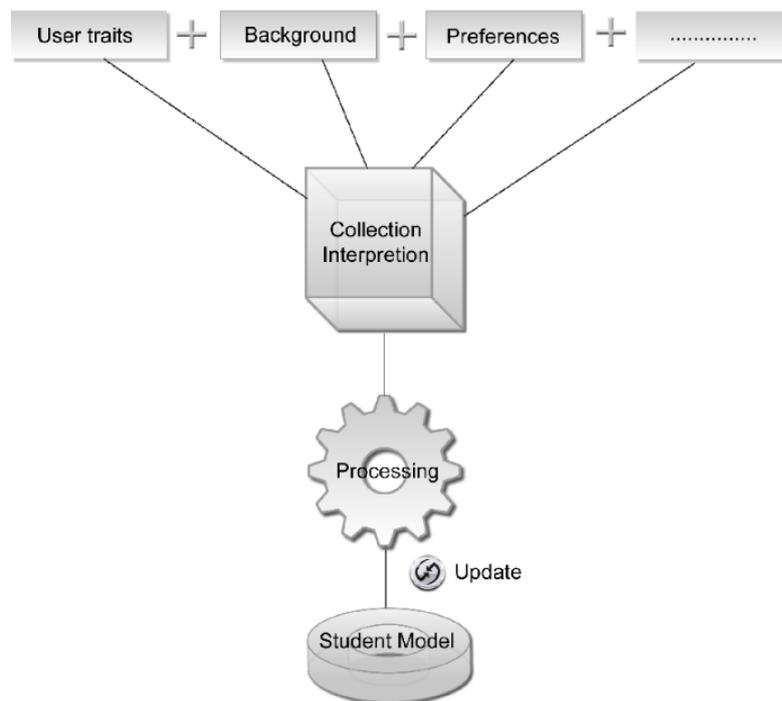


Figure 3 : Architecture du système d'apprentissage adaptatif [102].

L'avancement des technologies d'apprentissage adaptatif a permis la fourniture de matériel d'apprentissage en ligne plus engageant et interactif, tout en recueillant des données substantielles sur les interactions des élèves. L'apprentissage adaptatif utilise cette approche de l'éducation axée sur les données, adaptant le contenu et les ressources d'apprentissage en fonction des performances démontrées des élèves. En incorporant des éléments d'enseignement personnalisé, de tutorat par les pairs, de simulations interactives et d'autres applications d'apprentissage, l'apprentissage adaptatif vise à créer une expérience académique personnalisée [103].

L'adaptation joue un rôle crucial dans tout environnement d'apprentissage en ligne, car l'apprentissage est par nature un processus évolutif qui repose fortement sur les données des utilisateurs et leur évolution dans le temps. L'adaptation d'exécution implique l'extraction du

modèle utilisateur à partir des données utilisateurs disponibles et des traces des interactions de l'utilisateur avec le système. Ce processus combine des techniques manuelles et automatiques utilisées dans les systèmes de tutorat intelligents [103].

Néanmoins, la réalisation de la personnalisation nécessite d'obtenir des informations sur l'utilisateur et une surveillance continue du comportement de l'utilisateur pour permettre une adaptation automatique. Par conséquent, les utilisateurs ont un contrôle limité sur la façon dont le système s'adapte à leur comportement. Les systèmes personnalisés reposent sur des modèles d'utilisateurs qui sont mis à jour dynamiquement par le système lui-même [104].

2.1.3 Evaluation et Feedback

En raison des critiques de l'évaluation et de son incapacité à refléter l'état réel du niveau de compétence des apprenants dans une matière ou une compétence particulière en raison de problèmes tels que la validité des tests, la théorie de l'évaluation a été développée [105]. Dans ce contexte, l'apprenant recevra un feedback formatif avant, pendant ou après une évaluation. Le feedback doit alors être adapté à l'utilisateur, à la tâche et à l'environnement afin de faciliter l'amélioration de l'apprenant dans une matière ou une compétence.

En général, le feedback a l'une des influences les plus persuasives sur la performance et l'apprentissage, mais cet impact peut être négatif ou positif [106]. La recherche en éducation a révélé des dépendances entre des variables telles que le niveau de compétence de l'apprenant, la motivation de l'apprenant, les propriétés de la tâche et l'efficacité du feedback [105]. De plus, il a été déterminé que le feedback adaptatif est plus bénéfique pour l'apprenant que le feedback générique. Lorsqu'un apprenant utilise les informations qu'il reçoit sous forme de feedback pour améliorer ses performances, on parle de feedback formatif [107]. Il existe principalement deux types de feedback, appelées feedback formative et sommative.

Le feedback formatif comprend la rétroaction donnée aux apprenants lors des évaluations pour améliorer leur apprentissage [11]. Pour être efficaces, les feedbacks formatifs doivent être constructifs, opportuns, personnels et motivants. Il existe deux types de feedback formatif, à savoir directif et facilitateur. Pour informer les élèves de leurs erreurs et des améliorations de leur apprentissage, un feedback directif est utilisé. Le feedback facilitatrice guide les apprenants dans leur révision en fournissant des suggestions, des conseils et des commentaires.

La rétroaction sommative implique une rétroaction donnée sous la forme d'une note ou d'une note après la fin d'une évaluation. Il évalue ce que les étudiants ont appris à la fin d'une matière ou d'un semestre [11]. Une étude indique que les évaluations sommatives permettent aux apprenants d'étudier plus, d'apprendre plus et de se sentir plus inspirés. Parallèlement à la note, l'évaluation sommative garantit également que les apprenants possèdent certaines connaissances, capacités et compétences dans lesquelles les forces et les faiblesses sont identifiées [108].

Bälter et al. [109] ont montré que l'effet des feedbacks corrects/incorrects dans les quiz génériques et ils ont démontré que des quiz simples combinés à des feedbacks simples sont efficaces. Cela donne une idée sur le placement idéal de ce type d'activité.

La validité des résultats des tests est une condition préalable importante pour un feedback d'information significatif. L'évaluation basée sur des questions à choix multiples permet aux apprenants de deviner facilement la bonne réponse. Par exemple, dans l'étude [110], il a été démontré que les questions à choix multiples peuvent être ignorées lorsque les apprenants tentent de deviner les réponses au hasard. Par conséquent, l'efficacité de ce format d'évaluation repose sur l'intégrité de l'apprenant et est le plus approprié comme outil d'auto-évaluation sans aucun impact sur les résultats officiels des tests ou des cours. Dans de tels cas, une occasion de réfléchir sur leur confiance en soi peut créer un environnement pour les apprenants dans lequel ils développent un niveau plus profond d'autorégulation.

L'étude présentée dans [111] montre que le quiz aide les apprenants à saisir plus d'informations que la relecture. Ceci est également connu sous le nom de « effet de test » ou « pratique de récupération ». Les auteurs ont considéré les concepts de test et d'évaluation dynamiques pour améliorer l'apprentissage.

2.2 Modèle d'apprentissage en ligne autorégulé et de personnalisation des ressources

Dans cette partie, on va décrire notre modèle proposé d'environnements d'apprentissage en ligne qui offrent la personnalisation des apprentissages aux compétences et besoins spécifiques de chaque apprenant afin d'améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants, dont le but est d'augmenter le taux de réussite des apprenants dans ces systèmes d'apprentissage en ligne. La figure 4 montre notre modèle proposé.

Il s'agit alors de personnaliser, en se référant au profil de l'apprenant, les méthodes d'enseignement, les objets d'apprentissage, d'aider l'apprenant à s'autorégler, fournir de feedback et d'évaluations personnalisés. Ces éléments sont adaptés aux caractéristiques individuelles de l'apprenant, notamment ses préférences et ses performances. Dans un système d'apprentissage en ligne, ils peuvent fonctionner comme des composants, reliant les visualisations aux objectifs d'apprentissage pour aider les apprenants et les enseignants à évaluer la réalisation des objectifs. C'est une pratique utile, pour les enseignants et surtout les apprenants puisqu'elle permet d'accompagner l'apprenant à chaque étape et lui permet d'évaluer ses connaissances et ses compétences à tout moment et en tout lieu. D'où le système nécessite une combinaison dynamique entre les demandes de l'apprenant (ses intérêts, ses préférences, son niveau de connaissance) et les possibilités de personnalisation.

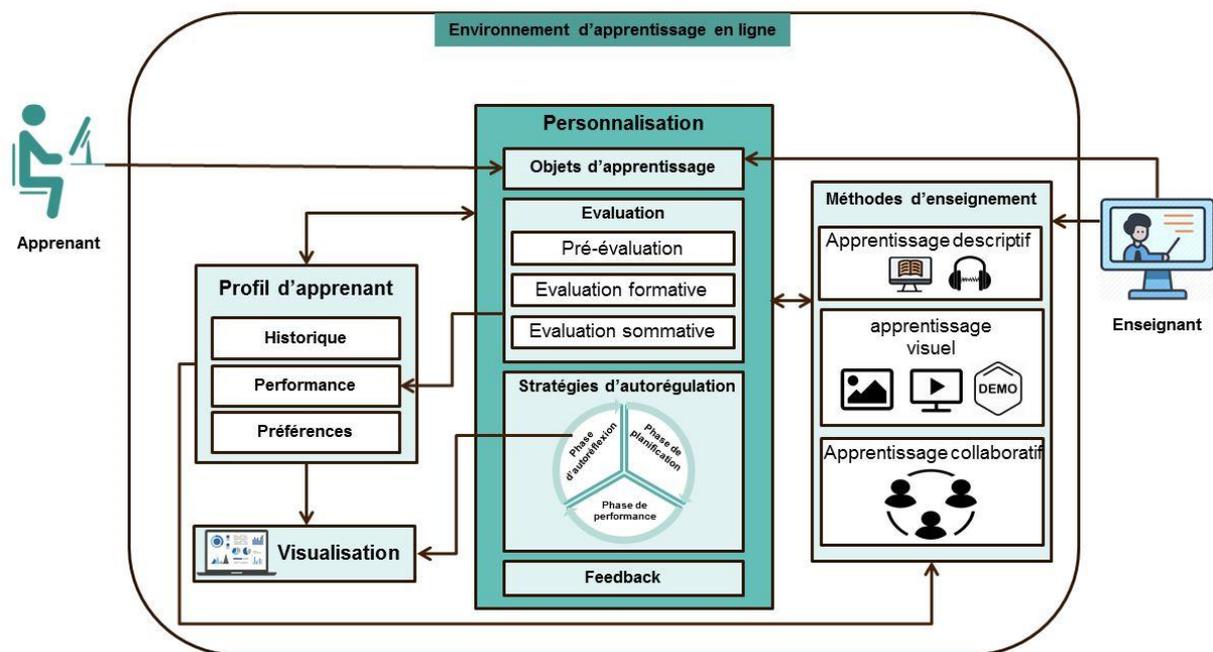


Figure 4 : Modèle proposé de système d'apprentissage en ligne pour une formation personnalisée.

Pour l'apprenant, son besoin est d'apprendre. Notre objectif, c'est l'aider à apprendre, à devenir autonome, à être satisfait et à réussir son apprentissage. Dans le système d'apprentissage en ligne, l'apprenant visualise les objets d'apprentissage fournis par l'enseignant qui sont personnalisés selon son profil par le système d'apprentissage en ligne, il doit évaluer ses connaissances et son niveau de compréhension ainsi l'apprenant doit être capable de définir ses objectifs et de prendre des décisions dans son programme.

Le rôle de l'enseignant est crucial. Il doit concevoir des séquences pédagogiques, évaluer le niveau des apprenants, utiliser le matériel pédagogique mis à disposition... L'apprentissage en ligne ne consiste pas à laisser simplement les apprenants naviguer dans un ensemble de ressources, il s'agit pour l'enseignant de les accompagner dans leur parcours d'apprentissage grâce à la conception d'activités pédagogiques intégrées dans un scénario cohérent. Le rôle de l'enseignant et de système d'apprentissage en ligne est donc aussi de guider les apprenants à identifier les meilleures stratégies, les aider à apprendre et à comprendre ainsi de les aider à s'autoréguler.

Le composant « profil d'apprenant » est constitué de trois sous-composants, chacun contribuant à la construction d'un profil complet de l'apprenant :

- Historique de sa navigation : Ce sous-composant recueille et analyse l'historique des interactions de l'apprenant avec l'environnement d'apprentissage. Il comprend des informations sur les cours précédemment suivis, les activités réalisées, et les chemins d'apprentissage empruntés par l'apprenant.
- Performance de l'apprenant : Cette partie du profil se base sur les résultats des évaluations auxquelles l'apprenant a participé. Elle enregistre les scores obtenus, les domaines où l'apprenant excelle, ainsi que les domaines où il peut avoir besoin d'un soutien supplémentaire.
- Préférences de l'apprenant : En observant ses interactions antérieures avec l'environnement d'apprentissage, nous identifions ses choix en matière de langue d'enseignement, de préférences pour certains types d'objets d'apprentissage, ainsi que ses formats de questions privilégiés.

Le composant « évaluation », son rôle est de fournir à l'apprenant une évaluation personnalisée basée sur les informations fournies dans son profil (ses préférences par exemple le type de questions QCM, ses résultats obtenus dans les évaluations). Il joue un rôle essentiel dans la façon dont les étudiants apprennent, dans leur motivation à apprendre et dans la façon dont les enseignants enseignent. En même temps que les enseignants, les élèves et l'environnement d'apprentissage en ligne travaillent en vue d'atteindre les résultats d'apprentissage des programmes d'études, l'évaluation joue un rôle essentiel en fournissant des renseignements utiles pour guider l'enseignement, pour aider les élèves à atteindre les prochaines étapes et pour vérifier les progrès et les réalisations. L'évaluation vise divers buts :

- L'évaluation au service de l'apprentissage : l'évaluation éclaire les enseignants et l'environnement d'apprentissage en ligne sur ce que les élèves comprennent et leur permet de savoir les objets d'apprentissage à ajuster et de planifier et d'orienter l'enseignement tout en fournissant un feedback utile aux élèves.
- L'évaluation en tant qu'apprentissage : l'évaluation permet aux élèves de prendre conscience de leurs méthodes d'apprentissage et d'en profiter pour ajuster et faire progresser leurs apprentissages en assumant une responsabilité accrue à son égard.
- L'évaluation de l'apprentissage : les renseignements recueillis à la suite de l'évaluation permettent aux élèves, aux enseignants et à l'environnement d'apprentissage en ligne, d'être informés sur les résultats d'apprentissage atteints à un moment précis afin de souligner les réussites, planifier les interventions et continuer à favoriser la réussite.

L'évaluation doit être planifiée en fonction de ses buts. L'évaluation au service de l'apprentissage, l'évaluation en tant qu'apprentissage et l'évaluation de l'apprentissage ont chacun un rôle à jouer dans le soutien et l'amélioration de l'apprentissage des élèves. En outre, une évaluation efficace n'applique pas la même stratégie d'évaluation à tous les apprenants car leurs connaissances sont différentes. Certains étudiants devraient être évalués sur l'ensemble du contenu d'apprentissage pour évaluer leurs connaissances globales ; d'autres n'ont besoin d'estimer leurs connaissances actuelles qu'en quelques étapes d'apprentissage, ce qui leur permet d'accéder aux parties du cours qui correspondent le mieux à leur niveau de connaissances. Il s'agit alors d'orienter l'apprenant vers les ressources les plus appropriées à ses besoins à travers une évaluation personnalisée. Sur la base des résultats du test, un itinéraire d'apprentissage personnalisé sera fourni. Les trois types d'évaluation les plus couramment utilisés sont :

- Pré-évaluation : Avant qu'ils commencent l'apprentissage, il est essentiel de savoir à quel type d'étudiants elle s'adresse, situant le niveau de leurs connaissances, préférences. On pourra alors créer un parcours personnalisé en fonction des données recueillies.
- Evaluation formative : utilisée lors de la première tentative d'apprentissage. En surveillant l'apprentissage des étudiants et d'obtenir du feedback pour repérer les obstacles et les difficultés individuelles à la diversité des élèves pour apporter une aide individualisée, et pour adapter des « méthodes d'enseignement ». Fondamentalement, trois méthodes d'enseignement améliorent l'expérience d'apprentissage des élèves : apprentissage descriptif (lire, entendre), apprentissage emblématique (images, vidéos, démonstration), apprentissage collaboratif (participatif).
- Evaluation sommative : vise à évaluer si les connaissances les plus importantes ont bien été acquises à la fin de la formation, pour ajuster la suite de son enseignement en fonction du niveau atteint.

Ainsi, fournir aux apprenants un feedback personnalisé sur leurs performances est une stratégie efficace pour promouvoir l'apprentissage, des messages de félicitations (par exemple, si l'apprenant a réussi à atteindre son objectif, un message apparaît disant "Bravo, je suis fier de toi") et des messages de conseil (par exemple, si l'apprenant reçoit une mauvaise note, un message apparaît disant " N'importe qui peut faire des erreurs, prenez du temps supplémentaire la prochaine fois. ").

Nous nous concentrons ensuite sur la façon de créer un environnement d'apprentissage en ligne qui favorise un apprentissage autorégulé. Le modèle de [22] illustré à la figure 1 du chapitre 1, a été le plus largement accepté et nous l'avons utilisé.

Étant donné que les étudiants ne développent pas nécessairement le SRLS lorsqu'ils suivent des cours en ligne, même si que ces SRLS sont d'une plus grande importance dans les environnements d'apprentissage en ligne en raison de leur nature plus autonome, les instructeurs devraient envisager de mettre en œuvre ces stratégies pour aider les étudiants à promouvoir un SRLS positif [27], mais pour les enseignants, il est difficile de comprendre pleinement le profil de chaque apprenant pour les aider à utiliser ces stratégies et pour personnalisées ces SRLS selon le profil de chaque apprenant. Par conséquent, nous proposons d'améliorer les systèmes d'apprentissage en ligne avec des stratégies spécifiques pour encourager et soutenir les étudiants dans l'utilisation efficace de ces SRLS, personnalisées en fonction de leur profil individuel. Certains élèves savent comment lancer des plans, mais certains par exemple ne savent pas comment gérer leur temps. Ainsi, par exemple, certains élèves veulent de l'aide (Recherche d'aide) tandis que d'autres veulent de l'aide pour orienter leur apprentissage. C'est donc le rôle

de notre proposition, d'offrir des stratégies d'autorégulation personnalisées aux systèmes d'apprentissage en ligne, de les aider à s'autoréguler.

L'utilisation de visualisations axées sur les objectifs du suivi des activités est une expérience intéressante d'analyse de l'apprentissage centrée sur l'étudiant par le biais de visualisations [112]. Dans ce cas, nous ajoutons un composant de « tableau de bord » au système d'apprentissage en ligne afin de permettre aux élèves de réfléchir à leur activité et de la comparer avec leurs pairs. Dans ce but, les informations collectées, par exemple leurs performances d'apprentissage, seront affichées dans une visualisation pour éclairer leurs décisions futures sur la réalisation de la tâche ou de l'objectif.

2.3 Scénario d'environnement d'apprentissage personnalisé

Dans cette section, nous montrons une description de l'approche proposée sous forme d'un diagramme de séquence, illustré dans la figure 5, qui montre le scénario derrière l'arrière-plan de notre modèle. L'enseignant s'authentifie au système d'apprentissage en ligne et ajoute des objets d'apprentissage, des évaluations et des feedbacks. L'apprenant s'authentifie pour accéder au système, naviguer et consulter les ressources pédagogiques. Ces traces d'interaction de l'apprenant avec le système d'apprentissage sont cruciales pour l'adaptateur, car elles servent de base pour mieux définir ses préférences, telles que la langue d'enseignement, les types d'objets d'apprentissage, les formats de questions, et bien d'autres. L'adaptateur est un composant clé du système, responsable de la personnalisation des ressources pédagogiques en fonction du profil unique de chaque apprenant. Pour ce faire, l'adaptateur analyse attentivement les traces d'interaction, les résultats obtenus par l'apprenant, ainsi que les profils similaires d'autres apprenants. En utilisant ces informations, l'adaptateur peut proposer à chaque nouvel apprenant une configuration d'apprentissage optimale, en l'aidant à s'autoréguler tout au long de son parcours d'apprentissage.

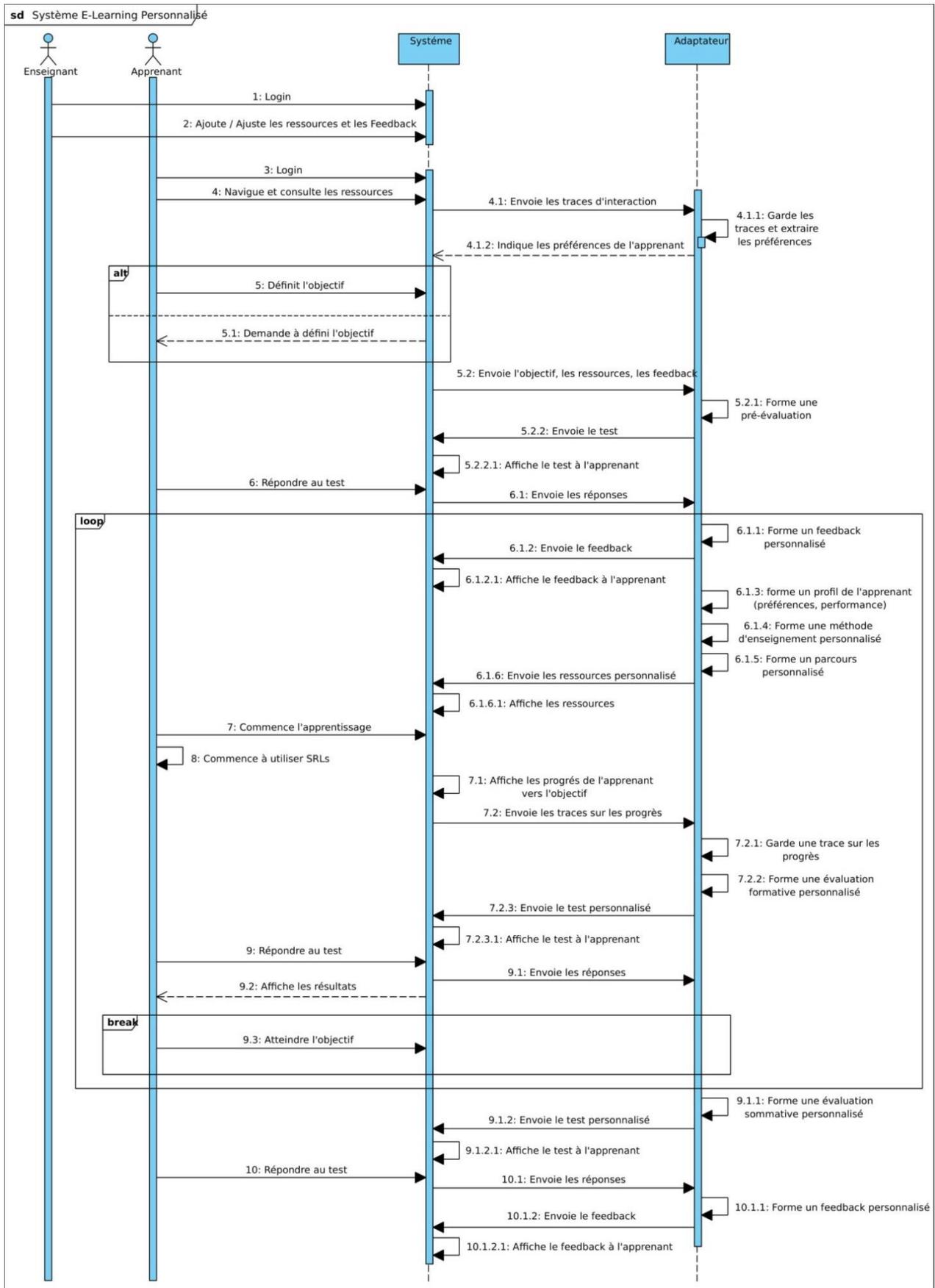


Figure 5 : Diagramme de séquence de système E-Learning personnalisé

L'apprenant doit définir son objectif, s'il ne le fait pas le système lui demande de le définir. Par exemple Yasmine une étudiante en génie informatique voudrait apprendre le langage C, le système envoie l'objectif de Yasmine ainsi que les ressources (objets d'apprentissage, évaluations) et les feedback fournis par l'enseignant à l'adaptateur afin qu'il construise une pré-évaluation sur l'objectif choisi. Après que Yasmine ait répondu aux questions correspondantes et selon les résultats obtenus (les questions qui n'ont pas été résolues correctement), l'adaptateur en dépend pour générer un feedback personnalisé à Yasmine et un parcours personnalisé à son profil (préférences, performance).

Elle lance son parcours d'apprentissage et utilise des stratégies d'autorégulation pour atteindre son objectif. L'adaptateur l'aide à utiliser efficacement ces stratégies pour améliorer ses résultats scolaires.

Afin de réussir à s'autoréguler, le système affiche les informations collectées, sa performance d'apprentissage, dans une visualisation axée sur les objectifs pour que Yasmine puisse suivre sa progression vers son objectif. Ainsi, pour s'assurer que Yasmine comprenne les concepts importants de langage C, des questions seront recherchées et présentées pour constituer des évaluations formatives personnalisées sur cette leçon, en estimant son niveau de connaissances à chaque étape de l'apprentissage. L'adaptateur doit sauvegarder les progrès et les traces de Yasmine afin de s'en servir pour de futures activités d'évaluation et forme des feedback personnalisés à son profil, sa performance et ses préférences, jusqu'à ce qu'elle atteigne son objectif.

Finalement, l'adaptateur établit une évaluation sommative personnalisée à Yasmine pour s'assurer qu'elle a réussi à atteindre son objectif, qu'elle a bien compris les concepts importants de langage C. Lors de cette évaluation, l'adaptateur adapte le feedback en intégrant des messages de motivation et des conseils. Par exemple, si elle atteint un score élevé, l'adaptateur lui envoie un message de motivation de type "Félicitation, c'était dur mais tu l'as fait".

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre modèle d'environnement d'apprentissage en ligne visant à améliorer l'expérience de l'apprenant en la rendant plus accessible, personnalisée, crédible pour le conduire au final à une meilleure réussite. Nous avons souligné les facteurs clés contribuant à la réussite des apprenants dans leurs expérience d'apprentissage, que nous avons intégrés dans notre modèle, et nous avons fourni une description détaillée de l'approche proposée, illustrée par un diagramme de séquence qui décrit le scénario sous-jacent de notre modèle.

Le chapitre suivant se concentre sur un aperçu des techniques de recommandation qui sont pertinentes et des recherches connexes sur le système de recommandation d'apprentissage en ligne, et présente notre approche proposée pour fournir aux apprenants des recommandations personnalisées de matériel d'apprentissage.

Chapitre 3 : Système de recommandation d'apprentissage en ligne personnalisé

Introduction

Ces dernières années, le développement des systèmes de recommandation a suscité un intérêt croissant dans de nombreux domaines, notamment en e-learning. Cependant, le manque d'accompagnement et de personnalisation dans ce contexte conduit les apprenants à perdre leur motivation à poursuivre le processus d'apprentissage. Pour surmonter ce problème, nous nous concentrons sur l'adaptation des ressources d'apprentissage aux besoins des apprenants en utilisant un système de recommandation. Ainsi, la plupart des études existantes dans ce domaine ne tiennent pas compte des différences de caractéristiques des apprenants. Ce problème peut être atténué en incorporant des informations supplémentaires sur l'apprenant dans le processus de recommandation. De plus, de nombreuses techniques de recommandation rencontrent des problèmes de démarrage à froid et de parcimonie.

Ce chapitre présente un aperçu des techniques de recommandation qui sont pertinentes et des recherches connexes sur le système de recommandation d'apprentissage en ligne, et présente notre proposition de système de recommandation afin de fournir aux apprenants des ressources d'apprentissage appropriées pour maintenir leur motivation et suivre le processus d'apprentissage. Nous proposons un système de recommandation hybride qui combine des techniques de recommandation pour résoudre le problème de la récupération de ressources d'apprentissage pertinentes pour les apprenants et qui peut atténuer à la fois les problèmes de démarrage à froid et de rareté des données. Notre approche agrège le filtrage collaboratif basé sur le contenu, basé sur le groupe, basé sur le contexte, basé sur la démographie, basé sur l'ontologie pour la représentation des connaissances du domaine de l'apprenant cible dans le processus de recommandation. L'utilisation de cette hybridation entre ces différentes techniques est utile dans la personnalisation de la recommandation de ressources d'apprentissage. Nous considérons différentes caractéristiques des apprenants telles que leurs préférences, leur objectif et leur niveau de connaissances, ce qui aboutit à la génération de recommandations plus précises.

3.1. Techniques de recommandation

Les systèmes de recommandation sont utiles pour recommander des éléments pertinents aux utilisateurs. Pour générer des recommandations, plusieurs techniques ont été proposées et utilisées.

Basé sur le contenu : le système apprend à recommander des éléments dont les caractéristiques de contenu sont similaires à ceux que l'utilisateur a aimés dans le passé. Le principe de la recommandation basée sur le contenu repose sur le calcul de la similarité des caractéristiques des items associés aux objets comparés [113]. Les recommandateurs basés sur le contenu peuvent être classés en technique basée sur les attributs 'attribute-based technique' [114] et en raisonnement basé sur les cas 'case-based reasoning' [115]. Les techniques de raisonnement basé sur des cas recommandent les items qui ont la plus forte corrélation avec les items précédents appréciés par l'apprenant, tandis que les techniques basées sur les attributs recommandent des items basés sur la correspondance de leurs attributs avec le profil de l'apprenant [116].

Filtrage collaboratif : Cette technique recommande à l'utilisateur actif les éléments que d'autres utilisateurs ayant des préférences similaires ont aimés dans le passé [117]. La similarité dans la préférence de deux utilisateurs est calculée sur la base de la similarité de l'historique des évaluations des utilisateurs [118]. Une évaluation mesure le degré d'intérêt pour un élément par un utilisateur. Le calcul de similarité entre utilisateurs est le principe du filtrage collaboratif.

Basée sur les connaissances : cette technique recommande des éléments aux utilisateurs en fonction de la connaissance du domaine sur la manière dont les éléments répondent aux préférences des utilisateurs [119]. Dans l'apprentissage en ligne, la technique basée sur les connaissances agrège les connaissances sur les ressources d'apprentissage et les apprenants pour les appliquer dans le processus de recommandation [120].

Basé sur l'ontologie : Cette technique utilise une ontologie pour la représentation des connaissances [120]. Dans le contexte du domaine de l'apprentissage en ligne, l'ontologie est utilisée pour modéliser les connaissances sur la ressource d'apprentissage et l'apprenant.

Systèmes de recommandation hybrides : cette technique combine les caractéristiques de deux ou plusieurs techniques de recommandation, par ex. des systèmes de filtrage collaboratif et de filtrage basé sur le contenu pour bénéficier des atouts de chaque technique et améliorer les performances [121].

Systèmes de recommandation basés sur la démographie : cette technique vise à catégoriser l'utilisateur en fonction de caractéristiques personnelles et à donner des recommandations en fonction de classes démographiques telles que le sexe, l'âge, l'éducation, etc. [122]. Les utilisateurs ayant des caractéristiques personnelles communes ou similaires sont susceptibles d'avoir des préférences d'items similaires.

Systèmes de recommandation basés sur le contexte : cette technique fournit des services personnalisés en les adaptant à la situation contextuelle spécifique de l'utilisateur [123]. Dans l'apprentissage en ligne, les informations contextuelles d'un apprenant peuvent être son style d'apprentissage, son objectif d'apprentissage, ses prérequis, ses progrès d'apprentissage, le temps d'apprentissage disponible, son appareil, son emplacement, etc. [124].

Système de recommandation de groupe : cette technique recommande des éléments à un groupe d'utilisateurs plutôt qu'à un individu [125]. Il analyse un groupe de comportements d'élèves et formule des recommandations. Différentes caractéristiques des apprenants sont utilisées pour les regrouper.

Les modèles basés sur les compétences observent la similitude des compétences entre les apprenants et les regroupent en fonction de leurs capacités. Les systèmes basés sur les compétences et les systèmes basés sur le groupe utilisent des techniques basées sur le contenu ou collaboratives pour recommander les objets d'apprentissage après le regroupement initial [126], [127].

Systèmes de recommandation basés sur les réseaux sociaux : cette technique utilise les informations disponibles sur les réseaux sociaux pour identifier les préférences des utilisateurs et générer des recommandations basées sur des informations sur les profils des utilisateurs et les relations entre les utilisateurs [128], [129]. Facebook et LinkedIn sont des exemples de sites de médias sociaux utilisant des recommandations de réseaux sociaux.

3.2. Systèmes de recommandation dans les systèmes d'apprentissage en ligne

Plusieurs systèmes de recommandation ont été mis en place en e-learning, la plupart d'entre eux se concentrent sur la recommandation de matériels et d'objets d'apprentissage. Voici quelques systèmes de recommandation d'apprentissage en ligne connexes.

Rodríguez et al. [130] ont proposé un système de recommandation d'objets d'apprentissage multi-agents basé sur la modélisation ontologique. Dans leur système, l'ontologie était utilisée pour représenter des informations sur les objets d'apprentissage et le profil de l'apprenant selon ses caractéristiques. La recommandation utilisait le style d'apprentissage comme caractéristique principale et appliquait des règles d'inférence pour générer des objets d'apprentissage adaptés aux apprenants.

Les auteurs Mota et al. [131] ont proposé un système de recommandation basé sur les connaissances soutenues par une approche de modélisation ontologique pour aider les éducateurs à concevoir des activités d'enseignement-apprentissage.

Les auteurs Imran et al. [132] ont proposé un système de recommandation d'objets d'apprentissage personnalisé qui soutient les apprenants avec des recommandations d'objets d'apprentissage appropriées dans le cours. Basé sur une technique de filtrage collaboratif, le système fournit des objets d'apprentissage qui peuvent être pertinents pour les apprenants en fonction de leurs expériences précédentes ainsi que des objets d'apprentissage visités par des profils d'apprenants similaires.

Baidada et al. [133], ont proposé une approche hybride qui consiste à combiner deux approches : le filtrage basé sur le contenu et le filtrage collaboratif pour améliorer la pertinence des ressources pédagogiques recommandées aux apprenants. Leur étude propose un moteur de recherche intégré qui aide les apprenants à trouver des ressources externes correspondant à leurs préférences, et de vérifier leur satisfaction à l'utilisation de ce moteur.

Imran et al. [134], ont proposé un système de recommandation basé sur des règles qui permet aux apprenants de choisir parmi un ensemble d'activités d'apprentissage présentant différents niveaux de difficulté. Le système fournit aux apprenants des recommandations sur les activités d'apprentissage qui leur conviennent, compte tenu de leurs performances précédentes, des performances des apprenants voisins qui ont des caractéristiques similaires et des activités que les apprenants ont initialement sélectionnées. Étant donné que les informations sur les performances de l'apprenant sont essentielles pour fournir la recommandation appropriée, le système ne peut pas fournir de recommandations pour l'apprenant cible dans la première unité d'apprentissage.

Dans [135], l'ontologie a été utilisée dans la recommandation d'objets d'apprentissage (LORecommendNet), qui peut être utilisée pour permettre aux machines d'interpréter et de traiter des objets d'apprentissage dans un système de recommandation. L'apprenant a été associé à un objet d'apprentissage personnalisé à l'aide de l'ontologie.

Sur la base des travaux présentés ci-dessus, nous proposons de développer un nouveau système de recommandation dans un contexte d'apprentissage en ligne qui se concentre sur les ressources d'apprentissage. Le choix de recommander des ressources personnalisées est dû à son importance dans la satisfaction des besoins des apprenants et dans le respect de leurs intérêts, afin de les engager dans le processus d'apprentissage.

Une revue de la littérature dans ce domaine d'étude a révélé que bien que de nombreuses études sur la recommandation de ressources d'apprentissage en ligne aient été menées en utilisant une variété de techniques, une approche de recommandation plus précise reste à effectuer. De nombreux systèmes de recommandation dépendent d'une technique de recommandation, notre système est basé sur une approche de connaissance hybride qui combine plusieurs techniques en même temps, le filtrage collaboratif basé sur le contenu, basé sur le groupe, basé sur le

contexte, basé sur la démographie, basé sur l'ontologie. Le principal avantage des techniques d'hybridation est de tirer parti des atouts de chaque technique tout en surmontant les limites des techniques individuelles [136]. Par conséquent, l'approche hybride peut atténuer des problèmes tels que la parcimonie et les problèmes de démarrage à froid qui limitent les performances des systèmes de recommandation. Notre approche agrège le filtrage collaboratif basé sur le contenu, basé sur le groupe, basé sur le contexte, basé sur la démographie, basé sur l'ontologie pour la représentation des connaissances du domaine de l'apprenant cible dans le processus de recommandation. L'utilisation de cette hybridation entre ces différentes techniques est utile dans la personnalisation de la recommandation de ressources d'apprentissage. Nous considérons différentes caractéristiques des apprenants telles que leurs préférences, leur objectif et leur niveau de connaissances, ce qui aboutit à la génération de recommandations plus précises.

3.3. Architecture du système de recommandation d'environnement d'apprentissage en ligne

L'objectif principal du système proposé est de recommander des ressources d'apprentissage utiles et intéressantes aux apprenants en fonction de leurs préférences, de leur objectif et de leur niveau de connaissances en e-learning. L'architecture de notre système proposé comprend trois couches principales, à savoir l'interface d'apprentissage, le serveur de base de données et la recommandation, comme illustré à la figure 6.

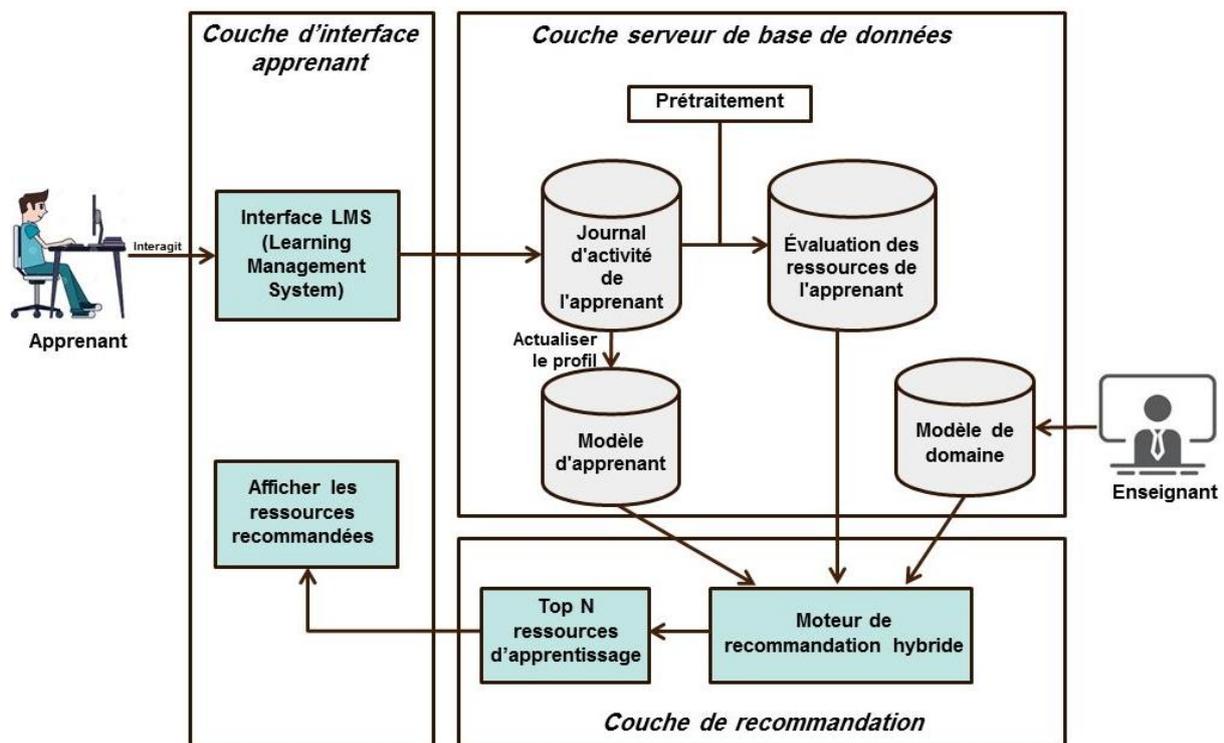


Figure 6 : Architecture d'un système de recommandation de ressources d'apprentissage pour l'apprentissage en ligne

3.3.1. Couche d'interface de l'apprenant

C'est l'interface d'apprentissage en ligne avec laquelle les apprenants interagissent. Il prend les informations d'entrée comme leurs informations de comportement et les envoie à la base de données du journal d'activité de l'apprenant. Il permet aussi de visualiser les ressources personnalisées proposées filtrées après le processus de recommandation. Le module Afficher les ressources recommandées présente des recommandations à l'apprenant.

3.3.2. Couche de serveur de base de données

Cela comprend quatre bases de données qui agissent en tant que sources d'informations : le journal d'activité de l'apprenant, l'évaluation des ressources de l'apprenant, le modèle de l'apprenant et le modèle de domaine. Ces bases de données stockent des données essentielles utilisées par le moteur de recommandation pour personnaliser l'expérience d'apprentissage des apprenants. Le journal d'activité de l'apprenant recueille les données sur les activités de l'apprenant, tandis que le modèle d'apprenant est créé en utilisant des sources, telles que les préférences, les objectifs et le niveau de l'apprenant. De plus, une évaluation des ressources de l'apprenant est générée après le prétraitement des données.

Les principales questions à aborder sont : quelle est la motivation de l'apprenant, quel contenu il veut apprendre et comment il veut apprendre. Pour répondre à ces questions, nous devons connaître les caractéristiques spécifiques de l'apprenant telles que son style d'apprentissage, son objectif et son niveau de connaissances. Les caractéristiques initiales de l'apprenant, telles que le style d'apprentissage et le but de l'apprentissage, doivent être recueillies auprès des apprenants au moyen de questionnaires. Le niveau actuel de connaissances de l'apprenant est évalué en réalisant une pré-évaluation dans le domaine. Le style d'apprentissage sera initialisé sur la base du modèle de style d'apprentissage Felder-Silverman (Felder-Silverman Learning Style Model : FLSM) [55].

Les données de préférence de l'apprenant comprennent des feedbacks implicites, tels que les interactions, la visualisation, et le temps passé sur des ressources spécifiques et des évaluations explicites (par exemple, j'aime/je n'aime pas, scores 1-5, commentaires) sur les ressources d'apprentissage, qui seront prétraitées à partir de Journal d'activité de l'apprenant pour effectuer la base de données d'évaluation des ressources de l'apprenant.

La base de données du modèle d'apprenant représente ces différentes caractéristiques (style d'apprentissage, objectif et niveau de connaissance) des apprenants qui peuvent être utilisées pour générer des ressources d'apprentissage individualisées, c'est une collection de données statiques et dynamiques sur chaque apprenant. A partir d'une évaluation des connaissances de l'apprenant et d'un suivi de l'évolution de ses préférences, son profil sera mis à jour.

Le modèle de domaine contient toutes les connaissances pour une discipline particulière. En règle générale, le modèle de domaine donne la vue d'un expert du domaine sur le domaine. L'ensemble du cours est divisé en unités ou concepts, tous constitués de plusieurs leçons. Une unité d'apprentissage contient une unité de connaissance et en présente différents aspects avec différents types d'objets d'apprentissage qui constituent de multiples représentations externes telles que des présentations, des questions, des activités, des exemples, des exercices [137].

3.3.3. Couche de recommandation

C'est la partie la plus importante du processus d'apprentissage et constitue le cœur de notre système proposé. Le moteur de recommandation hybride est le composant principal qui combine les meilleures caractéristiques de plusieurs techniques de recommandation pour offrir des performances supérieures, qui vise à générer des recommandations appropriées pour un apprenant cible en fonction du modèle de l'apprenant et du modèle de domaine ainsi que des évaluations de l'apprenant sur les ressources d'apprentissage. Ensuite, il faut générer la liste des recommandations Top N ressources d'apprentissage pour l'apprenant cible, et les afficher à l'apprenant. La section suivante décrit étape par étape le processus de recommandation proposé.

3.4. Approche de recommandation hybride en e-learning

La recommandation de ressources d'apprentissage peut être effectuée en suivant les étapes décrites dans la figure 7. L'application de l'ontologie est un aspect clé du succès de notre système de recommandation personnalisé, en proposant une représentation standardisée des connaissances. Une ontologie est proposée dans ce cas pour décrire les profils d'apprenants et les ressources d'apprentissage. Ainsi, il est inclus dans notre système pour représenter le profil de l'apprenant, le modèle de domaine et les ressources d'apprentissage afin de faciliter le partage et la réutilisation des connaissances.

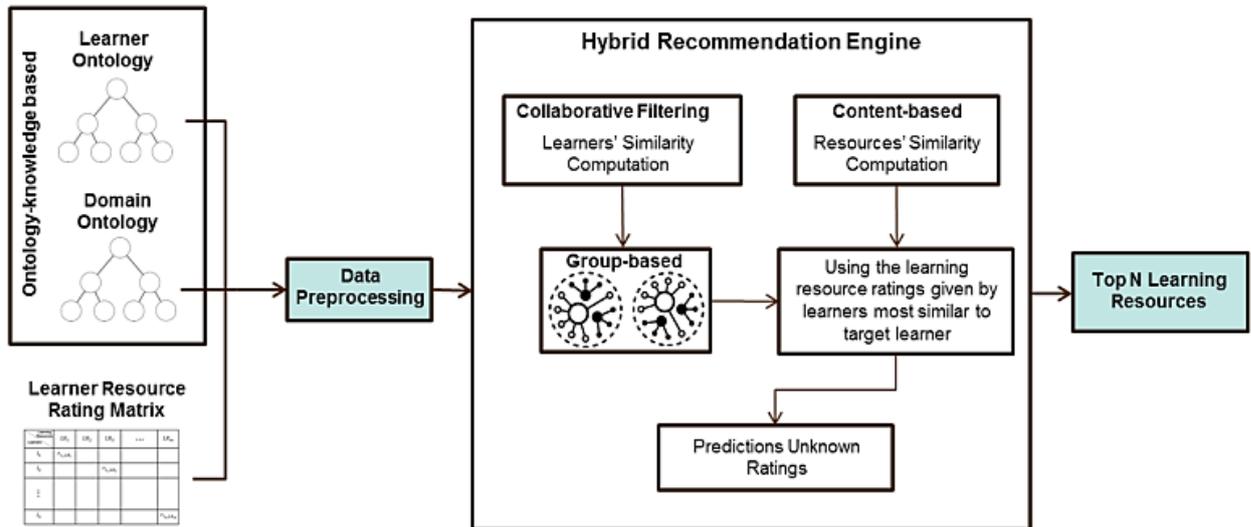


Figure 7 : Modèle de recommandation hybride en e-learning.

3.4.1. Ontologie pour la modélisation de l'apprenant

Le profil de l'apprenant est très important dans le système d'apprentissage en ligne adaptatif. Dans le système proposé, il se compose du niveau de connaissance, des données personnelles, du style d'apprentissage et du domaine. Le niveau de connaissances identifie les connaissances de l'apprenant dans un domaine spécifié en effectuant une pré-évaluation. Les données personnelles comprennent toutes les données démographiques (nom, âge, sexe, etc.). Savoir ce que l'apprenant veut apprendre (quel domaine, spécialité, prérequis, intérêt) grâce au questionnaire. Les styles d'apprentissage comprennent l'une des quatre dimensions du FSLSM, à savoir visuel/verbal, séquentiel/global, actif / réfléchi et sensoriel / intuitif [55], comme le montre le tableau 1 du chapitre 1.

Pour obtenir le style d'apprentissage de l'apprenant, un questionnaire en ligne sur l'index des styles d'apprentissage " Index of Learning Style" (ILS) [138] sera administré à l'apprenant lors du processus d'enregistrement de compte. La figure 3 montre les connaissances sur l'apprenant.

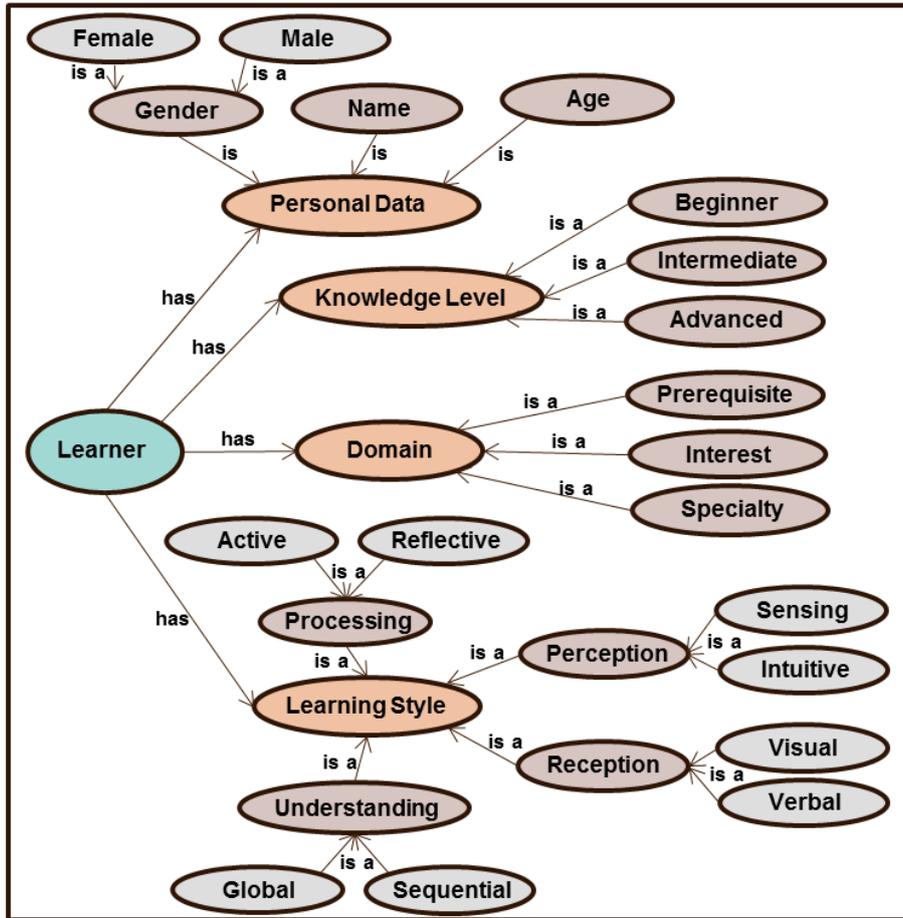


Figure 8 : L'ontologie du modèle de l'apprenant

3.4.2. Ontologie pour la modélisation de domaine

Un modèle de domaine présente et décrit comment le contenu informatif de l'apprentissage en ligne est structuré. L'ensemble du cours est divisé en unités, toutes composées de plusieurs concepts. Chaque concept a un ou plusieurs objets d'apprentissage et contient des ressources et des activités d'apprentissage telles que des présentations, des exemples, des activités de questions, des exercices. La figure 9 montre la structure du modèle de domaine.

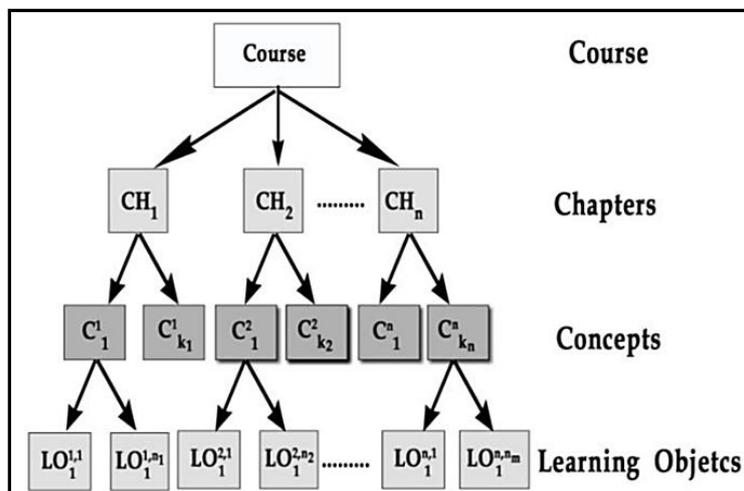


Figure 9 : Organisation hiérarchique du modèle de domaine [139]

L'ontologie des ressources d'apprentissage représente les connaissances sur les ressources d'apprentissage (voir Fig. 10). Les connaissances représentées dans cette ontologie comprennent le nom de ressource d'apprentissage, le domaine, la langue, les prérequis nécessaires pour y accéder, le niveau de connaissance qui peut être : débutant, intermédiaire et avancé, ainsi que le format de ressource d'apprentissage qui peut être du texte, de l'image, de l'audio ou de la vidéo, et activités d'apprentissage telles que des notes de cours, des examens et des devoirs. Dans ce modèle, l'ontologie a été utilisée pour la personnalisation du profil de l'apprenant ainsi que pour la modélisation de l'ontologie des ressources d'apprentissage.

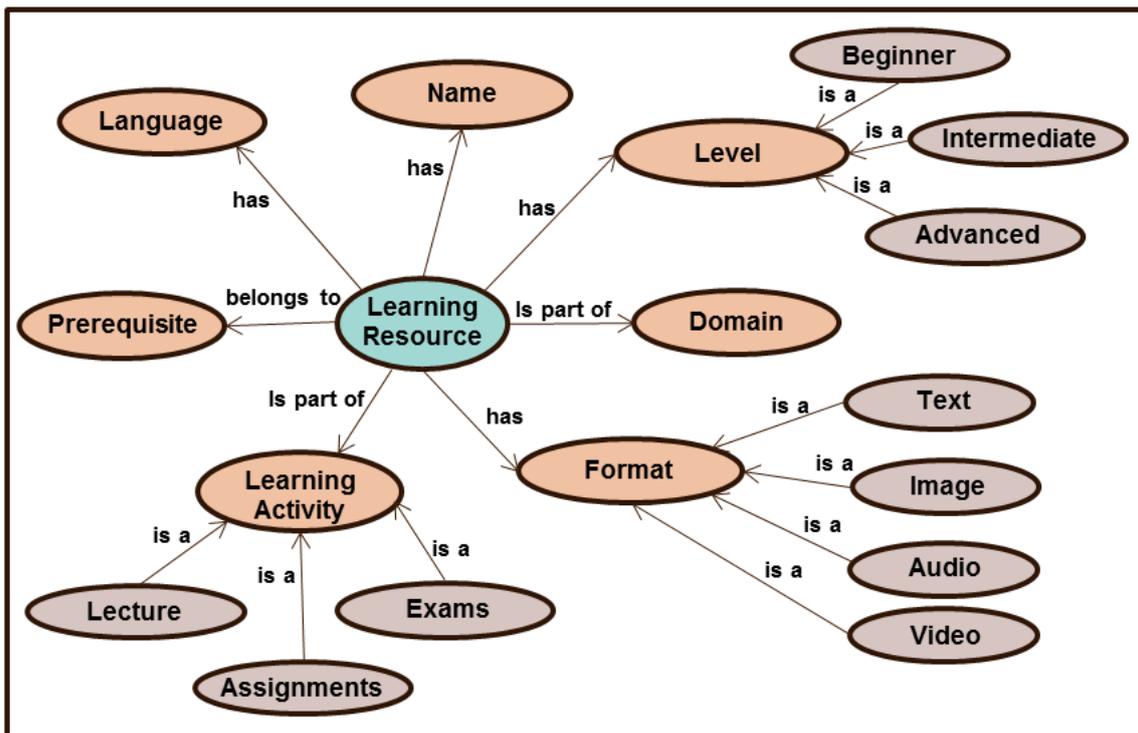


Figure 10 : L'ontologie des ressources d'apprentissage

3.4.3. Learner Resource Rating Matrix (Matrice d'évaluation Apprenant – Ressource)

Chaque apprenant apprécie certaines ressources d'apprentissage, et la valeur d'évaluation $r_{l,LR}$ est la donnée associée à chaque apprenant l et ressource d'apprentissage LR et représente à quel point l'apprenant l apprécie la ressource d'apprentissage LR . Ces valeurs d'évaluation sont collectées automatiquement dans la matrice, appelée Learner Resource Rating Matrix, dans laquelle chaque ligne l_i représente la liste des ressources d'apprentissage notées pour l'apprenant l_i , tandis que chaque colonne LR_j répertorie tous les apprenants qui ont évalué la ressource d'apprentissage LR_j .

La figure 11 indique la matrice d'évaluation des ressources d'apprentissage 'Learner-Resource rating Matrix' avec n lignes et m colonnes, où n désigne le nombre d'apprenants $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$, et m désigne le nombre de ressources d'apprentissage $LR = \{LR_1, LR_2, \dots, LR_m\}$.

Learning Resources Learners	LR_1	LR_2	LR_3	...	LR_m
l_1	r_{l_1,LR_1}				
l_2			r_{l_2,LR_3}		
⋮					
l_n					r_{l_n,LR_m}

Figure 11 : Matrice d'évaluation Apprenant – Ressource

Cette matrice utilise une échelle d'évaluation de 0 à 5 où le score 0 indique que la ressource d'apprentissage n'est pas encore explicitement évaluée ou utilisée, 1 indique que l'apprenant n'est pas du tout satisfait de la ressource d'apprentissage, 3 indique que l'apprenant est modérément satisfait, et enfin, 5 signifie que l'apprenant est fortement satisfait de la ressource d'apprentissage sélectionnée.

3.4.4. Calcul des similarités et prédictions

Une fois que les connaissances du domaine de l'ontologie sur l'apprenant et les ressources d'apprentissage ainsi que les évaluations de l'apprenant sur les ressources d'apprentissage ont été prétraitées, le moteur de recommandation les analyse, et l'étape suivante consiste à regrouper les apprenants similaires en fonction de leurs styles d'apprentissage, de leur domaine et de leurs niveaux de connaissance dans le domaine de leur choix en fonction du calcul de similarité (comme illustré à la Fig. 12), et calculer les similarités des ressources d'apprentissage ainsi que les prédictions pour l'apprenant cible. Dans le calcul des similarités, les évaluations et la connaissance du domaine ontologique sont prises en compte.

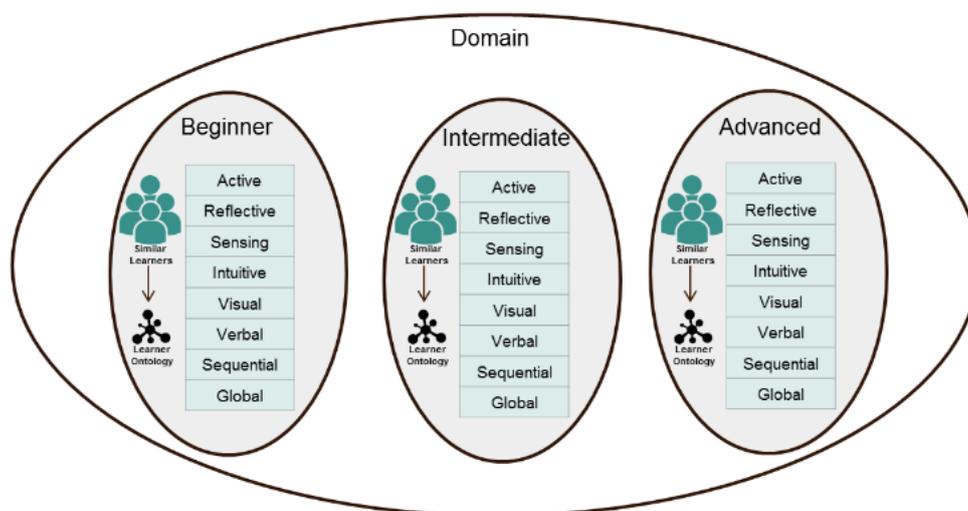


Figure 12 : Regroupement des apprenants selon leur domaine préféré, leur niveau de connaissances et leur style d'apprentissage

3.4.4.1. Calcul des similarités

Nous utiliserons Adjusted Cosine Similarity [140] pour calculer les similarités ontologiques. La formule (1) suivante sera utilisée pour calculer la similarité ontologique $sim(LR_i, LR_j)$ entre deux ressources d'apprentissage i et j :

$$sim(LR_i, LR_j) = \frac{\sum(r_{l,LR_i} - \bar{r}_l)(r_{l,LR_j} - \bar{r}_l)}{\sqrt{\sum(r_{l,LR_i} - \bar{r}_l)^2} \sqrt{\sum(r_{l,LR_j} - \bar{r}_l)^2}} \quad (1)$$

Où r_{l,LR_i} désigne l'évaluation attribuée à une ressource d'apprentissage i par l'apprenant l , \bar{r}_l est la l'évaluation moyenne ontologique de toutes les évaluations fournies par l . $i, j \in \{1, 2, \dots, m\}, i \neq j$. Les informations ontologiques sont utilisées pour calculer l'évaluation moyenne \bar{r}_l dans l'approche proposée.

La similarité ontologique $sim(l_v, l_u)$ entre deux apprenants l_v et l_u sera calculée en utilisant le coefficient de corrélation de Pearson (PCC) 'Pearson Correlation Coefficient (PCC)', qui surpasse les autres mesures de similarité [141]. L'équation (2) peut être utilisée pour calculer le PCC entre les apprenants v et u :

$$sim(l_v, l_u) = \frac{\sum(r_{l_v,LR_i} - \bar{r}_{l_v})(r_{l_u,LR_i} - \bar{r}_{l_u})}{\sqrt{\sum(r_{l_v,LR_i} - \bar{r}_{l_v})^2} \sqrt{\sum(r_{l_u,LR_i} - \bar{r}_{l_u})^2}} \quad (2)$$

Où r_{l_v,LR_i} désigne l'évaluation donnée à LR_i par l'apprenant l_v , \bar{r}_{l_v} est l'évaluation moyenne de toutes les évaluations fournies par l'apprenant l_v , u et $v \in \{1, 2, \dots, n\}, u \neq v$.

3.4.4.2. Faire des prédictions

Une fois que nous avons obtenu l'ensemble des k apprenants les plus similaires (k plus proches voisins) 'k-nearest neighbors' et les k ressources les plus similaires en utilisant respectivement la similarité PCC et la similarité cosinus ajustée 'Adjusted Cosine Similarity', l'étape suivante consiste à calculer les prédictions des évaluations inconnues pour l'apprenant cible. En cas de évaluations insuffisantes, le principe est de prédire l'évaluation r_{l_k,LR_h} donnée par l'apprenant cible l_k pour un LR_h (k plus proches voisins) en utilisant l'évaluation donnée à LR_h par d'autres apprenants similaires (plus proches voisins) obtenus par (2). Les évaluations prédites sont calculées à partir des k ressources les plus similaires (k plus proches voisins) obtenues par (1) qu'elles sont évaluées par des apprenants similaires à l_k (ceux qui appartiennent au même groupe), et les évaluations qui leur sont attribuées par l'apprenant cible. Pour calculer les prédictions des évaluations, nous utilisons la prédiction suivante (3).

$$Pred_{l_k,LR_i} = \frac{\sum(sim(LR_i,LR_h) \times r_{l_k,LR_h})}{\sum(|sim(LR_i,LR_h)|)} \quad (3)$$

Où $Pred_{l_k,LR_i}$ est l'évaluation prédite pour la ressource non évaluée LR_i par l'apprenant cible l_k , $sim(LR_i, LR_h)$ est la similarité entre deux ressources LR_i et LR_h , et r_{l_k,LR_h} est l'évaluation de la ressource LR_h (les voisins) par l'apprenant cible l_k .

3.4.5. Génération d'une liste de ressources d'apprentissage recommandées

Après avoir créé une ontologie pour représenter sémantiquement les connaissances sur l'apprenant et les ressources d'apprentissage, et regroupé les apprenants utilisant ces ontologies (selon leur domaine, leur niveau de connaissances et leur style d'apprentissage), et calculé les similitudes, et après avoir prédit toutes les inconnues évaluation des ressources dans la matrice Apprenant-Ressource 'Learner-Resource matrix', il est nécessaire de générer la liste des meilleures recommandations (top N) pour l'apprenant cible. Il consiste à éliminer toutes les ressources qui ne correspondent pas aux préférences et aux besoins de l'apprenant, comme le niveau de connaissance. L'algorithme suivant montre comment générer une liste des N meilleures recommandations.

Algorithm: Generate a list of the top N recommendations

Input:

Set of learning resources

$$LR = \{LR_1, LR_2, \dots, LR_m\}$$

Set of learners

$$L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$$

Ontological knowledge

$$O = \{Learner, Learning Resource\}$$

Learner-Resource Rating

$$R = \{r_{l_1LR_1}, r_{l_1LR_2}, \dots, r_{l_nLR_m}\} \text{ Where } R \in \{1,2,3,4,5\}$$

Output:

Generate Top N recommendation List

Method:

foreach $LR_i \in LR, o \in O$, **do:**

 Calculate ontological similarity

$$\text{sim}(o_{LR_i}, o_{LR_j}) \text{ using (1)}$$

endfor

foreach $l_k \in L, o \in O$, **do:**

 Calculate ontological similarity

$$\text{sim}(o_{l_k}, o_{l_s}) \text{ using (2)}$$

endfor

foreach unknown ratings of the target learner:

$$\text{Predict ratings } Pred_{l_k, LR_i} \text{ using (3)}$$

endfor

Filter learning resources according to learner profile

return top N recommendation list for target learner l_k

Conclusion

Le système de recommandation joue désormais un rôle important dans le domaine de l'apprentissage en ligne. Dans ce chapitre, nous avons présenté un aperçu des techniques de recommandation qui sont pertinentes et des recherches connexes sur le système de recommandation d'apprentissage en ligne. Ainsi, nous avons présenté l'architecture proposée qui comprend 3 couches principales à savoir l'interface apprenant, le serveur de base de données et la recommandation, et nous avons présenté une technique de recommandation hybride qui combine généralement les meilleures caractéristiques de plusieurs techniques de recommandation pour recommander le plus ressources d'apprentissage appropriées aux apprenants en fonction de leur niveau de connaissances, de leur domaine de prédilection et de leur style d'apprentissage.

Le but ultime est d'améliorer les performances du système de recommandation en e-learning afin que les apprenants réussissent et améliorent leur expérience d'apprentissage, en adaptant les ressources d'apprentissage aux besoins des apprenants qui évoluent au fur et à mesure de leur progression dans leurs études, pour améliorer la satisfaction des apprenants, peut maintenir la motivation de l'apprenant et l'aider à atteindre efficacement ses objectifs en moins de temps et à moindre coût.

Chapitre 4 : Conception d'un chatbot dans un environnement d'apprentissage en ligne

Introduction

L'apprentissage en ligne a pris un essor considérable, offrant aux apprenants flexibilité et accessibilité. Cependant, le défi consiste à créer un environnement d'apprentissage engageant et favorable qui favorise l'autonomisation des étudiants et génère des résultats d'apprentissage efficaces. Pour relever ce défi, nous présentons la conception d'un agent conversationnel (chatbot) intégré à la plateforme Moodle, dans le but principal d'améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants tout au long de leur parcours éducatif.

Dans ce chapitre, nous introduisons un aperçu de structure général du chatbot et nous discutons la conception proposée de chatbot qui vise à promouvoir l'autorégulation, à fournir des recommandations personnalisées et à fournir des quiz interactifs avec des feedbacks en temps opportun, favorisant ainsi une approche centrée sur l'apprenant. De plus, l'agent conversationnel (chatbot) intègre une expérience d'apprentissage interactive qui permet aux apprenants de s'engager activement dans les sujets ou concepts choisis. En intégrant ces fonctionnalités, notre chatbot agit comme un compagnon précieux, améliorant les expériences d'apprentissage globales des apprenants et facilitant l'amélioration continue vers la réalisation de leurs objectifs d'apprentissage. Le chapitre illustrera un cycle d'apprentissage complet qui soutient les étudiants dans leur parcours d'apprentissage. Ce cycle se compose de trois phases clés : évaluer les progrès d'apprentissage, réfléchir sur les progrès vers les objectifs et s'engager dans des activités d'apprentissage.

4.1. Aperçu des chatbots

En raison de l'augmentation du nombre de services de messagerie trouvés sur Internet et de l'avancement du traitement et de la compréhension du langage naturel (NLP & NLU), les chatbots sont devenus de plus en plus proposés pour aider les utilisateurs dans leurs requêtes et activités ou lors de l'acquisition d'informations, même s'ils ne peuvent pas remplacer un humain dans la réalité.

Les chatbots sont des programmes informatiques qui interagissent avec les utilisateurs en utilisant le langage naturel. Ces agents dits interactifs s'appuient sur la modélisation des connaissances linguistiques et l'apprentissage automatique [142]. Ils sont déployés sur le Web à de nombreuses fins (recherche d'informations, conseils sur le site, réponse aux FAQ) dans différents domaines tels que le service client, l'éducation, l'assistance dans les applications du Web, etc. Ils peuvent être identifiés et classés en fonction de leur utilisation, de leur capacité d'apprentissage, de la manière dont ils interagissent avec l'utilisateur et du contexte de leur application.

Les auteurs de [143] indiquent que les chatbots peuvent avoir des noms différents tels que des agents virtuels, des systèmes de dialogue ou des agents conversationnels. Ils peuvent être informatifs, destinés à la participation à des concours ou à la passation de commandes [144].

V. Hristidis [145] a présenté la différence entre les chatbots conversationnels et transactionnels. Les premiers (chatbots conversationnels) reposent sur l'application de techniques d'apprentissage en profondeur supervisé avec une architecture de réseau séquence à séquence (Seq2Seq) à partir de grands corpus de discussion qui est une combinaison de deux réseaux de neurones LSTM, tandis que les seconds (chatbots transactionnels) sont définis manuellement par un expert du domaine sous la forme d'un organigramme basé sur l'extraction d'informations qui permet d'extraire des entités (par exemple, l'heure ou l'emplacement) de la réponse d'un utilisateur.

Selon une enquête réalisée par M. Nuruzzaman et O. K. Hussain [146], les chatbots se divisent en deux groupes : orientés tâche et non orientés tâche. Les chatbots axés sur les tâches visent à aider les clients à accomplir certaines tâches à l'aide de courtes conversations et sont destinés à

des fins de service et commerciales. Les chatbots non axés sur les tâches se concentrent sur la conversation avec les clients et la fourniture de conseils ou de divertissements.

Les auteurs dans [147] ont proposé une bonne classification des chatbots : Systèmes de chat, Systèmes d'exécution des tâches, Assistants personnels intelligents, et Chatbots sociaux. Les systèmes de chat sont conçus pour mener une conversation en utilisant l'audio ou le texte. Les systèmes d'exécution des tâches sont conçus pour accomplir des tâches spécifiques. Les assistants personnels intelligents fournissent une assistance réactive et proactive aux utilisateurs pour accomplir une variété de tâches. Les Chatbots sociaux sont conçus pour répondre aux besoins des utilisateurs en matière de communication, d'affection et d'appartenance sociale.

Comme mentionné dans [142], les chatbots peuvent, en particulier dans les entreprises, automatiser la partie support client et peuvent augmenter les profits en diminuant la pression sur les ressources et en réduisant la charge de travail des humains.

Avec l'avancement des techniques d'intelligence artificielle, les chatbots sont prêts à être plus sociaux. Tout en répondant aux demandes variées des utilisateurs, ils peuvent établir un lien affectif avec les utilisateurs pour mieux les comprendre et ainsi les aider sur une longue période [147].

Il existe une variété de Frameworks de chatbot proposés par différentes communautés et groupes (e.g. Wit.ai – Facebook, Microsoft Bot Framework – Microsoft, etc.) [148][149][150]. Chaque Framework est basé sur différents environnements de programmation, types de conversation, modèles de données, méthodes de formation, etc. Cependant, ils ont le même objectif qui est de recevoir activement les messages des utilisateurs et de générer des réponses de manière pratique.

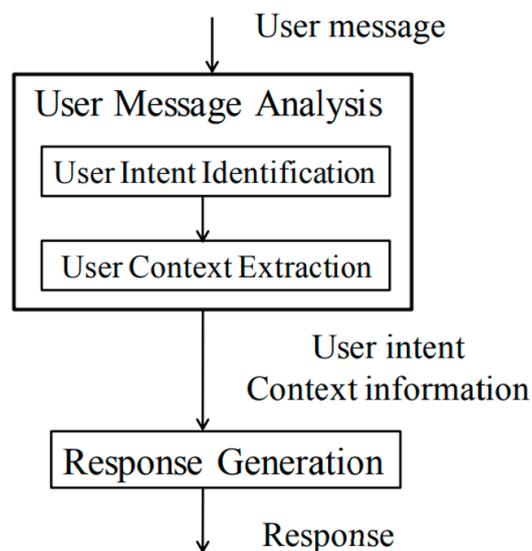


Figure 13 : La structure générale du chatbot [151]

La figure 13 montre la structure générale d'un chatbot. Fondamentalement, un chatbot est composé de composants tels que l'analyse des messages utilisateur et les composants de génération de réponse [151]. Le composant d'analyse des messages utilisateur utilise des techniques de traitement du langage naturel pour comprendre ce dont parlent les utilisateurs. Plus précisément, il se compose de deux tâches principales :

- Identifier l'intention des utilisateurs : l'objectif de ce travail est de déterminer l'intention des utilisateurs à travers leurs messages. Il peut être considéré comme le but des messages.
- Extraction du contexte de l'utilisateur : pour chaque intention de l'utilisateur, un ensemble spécifique d'informations de contexte est extrait du message. Cela peut aller des flux de clics de l'utilisateur avec le chatbot, le profil de l'utilisateur, l'heure, etc. à l'emplacement. Les chatbots utilisent ces informations pour capturer la situation actuelle de l'utilisateur et générer la réponse en conséquence.

Le composant de génération de réponse crée des réponses à l'utilisateur en fonction des informations d'intention et de contexte renvoyées par le composant d'analyse des messages de l'utilisateur. Trois modèles sont utilisés pour produire les réponses appropriées : le modèle Pattern-based [152], le modèle Retrieval-based [153] et le modèle Generative [154]. Pour le modèle Pattern-based, les chatbots associent les messages des utilisateurs à chaque modèle question-réponse sous-jacent pour créer une réponse. Pour le modèle Retrieval-based offre une grande flexibilité, interroge et analyse les ressources disponibles à l'aide d'API telles que l'exécution d'une requête sur le prix d'un produit à partir d'une base de données de vente. Le modèle Generative est le plus intelligent des trois modèles en termes de génération de réponses basées sur les messages des utilisateurs actuels et les messages précédents. Cependant, il rencontre de nombreuses difficultés de construction et de formation. Cela signifie qu'il a besoin d'un entraînement avec un très grand ensemble de données afin de parvenir à une bonne conversation.

Dans notre approche proposée, le modèle Retrieval-based est utilisé dans notre chatbot comme la plupart des chatbots actuels afin de fournir plus de flexibilités dans nos services.

4.2. Chatbots dans le domaine d'apprentissage en ligne

Les chatbots d'intelligence artificielle (IA) ont gagné en popularité au fil du temps et ont été largement utilisés dans l'e-commerce, les services bancaires en ligne et la santé, entre autres. Ils sont des agents machines qui servent d'interfaces utilisateur en langage naturel pour fournir des données et des services [150].

De manière générale, l'utilisation des chatbots gagne en popularité dans plusieurs secteurs. Cependant, dans le domaine de l'éducation, le chatbot en tant qu'outil d'apprentissage pour améliorer l'apprentissage en est encore à ses balbutiements [155]. La plupart des études sur le chatbot dans l'éducation sont basées sur l'apprentissage des langues étrangères en ligne [156], [157]. Il a été identifié qu'un chatbot peut aider à l'apprentissage avec les mêmes bénéfices que ceux obtenus à partir d'un "vrai" entretien [158]. En plus de rendre le processus d'apprentissage agréable, le chatbot conversationnel pourrait rendre les apprenants plus susceptibles de s'auto-évaluer et d'améliorer leur niveau, car ils ne se sentent pas jugés.

L'utilisation de chatbots dans l'éducation a le potentiel d'améliorer considérablement la satisfaction des étudiants et les résultats d'apprentissage [159]. Les chatbots ont été utilisés avec succès dans des contextes éducatifs, selon des études [89], [160]. Le système éducatif a été considéré comme profitant de ces chatbots de plusieurs manières, y compris l'intégration de contenu, qui est la capacité des enseignants à télécharger toutes les connaissances pertinentes sur un sujet particulier sur une plate-forme en ligne accessible facilement aux étudiants autorisés. Les sujets abordés ainsi que le calendrier des devoirs, des tests et des examens sont tous inclus dans ce contenu.

Les étudiants peuvent recevoir des informations personnalisées des chatbots. Selon plusieurs études, l'utilisation de chatbots dans l'éducation facilite l'intégration de la matière afin que les étudiants puissent facilement y accéder quand et où ils le souhaitent [88], [161]. Ainsi, les chatbots dans l'éducation servent à stimuler l'engagement des étudiants [28] – [30].

La capacité de permettre à plusieurs utilisateurs d'accéder au système en même temps est un avantage crucial de l'utilisation des chatbots dans l'éducation. Cela indique que de nombreux étudiants de divers endroits peuvent engager une conversation ininterrompue avec un chatbot spécifique et obtenir les informations nécessaires. L'un des principaux avantages de l'utilisation d'un chatbot à des fins éducatives est qu'il permet à de nombreux utilisateurs d'y accéder en même temps [88]. Selon [90], qui a également confirmé, un chatbot peut répondre à plusieurs requêtes à la fois, ce qui permet à l'utilisateur de gagner du temps pour accomplir d'autres tâches.

L'utilisation de chatbot pour fournir des recommandations, gagne en popularité dans plusieurs secteurs pour réduire les efforts humains et résoudre les problèmes de disponibilité. Cependant, dans le domaine de l'éducation, il devient difficile pour les enseignants de proposer des recommandations personnalisées en temps réel. Cette difficulté découle soit d'une disponibilité limitée, soit du nombre croissant d'apprenants et de ressources, ce qui ajoute de la complexité au processus. Par conséquent, en l'absence de conseils adéquats, les apprenants peuvent rencontrer des difficultés pour sélectionner des ressources appropriées parmi une grande quantité de matériel tout au long de leur processus d'apprentissage [13].

Selon une étude menée par [158], la recherche a indiqué que l'utilisation d'un chatbot dans le processus d'apprentissage peut offrir des avantages comparables à ceux obtenus grâce à un entretien "réel" traditionnel. L'utilisation d'un chatbot conversationnel peut également créer un environnement sans jugement, encourageant les étudiants à améliorer leurs compétences et leurs connaissances. Cependant, dans le domaine de l'éducation, l'utilisation des chatbots comme outil d'enseignement et d'apprentissage en est encore à ses débuts, comme l'ont noté [155].

Bien qu'il existe peu d'informations sur l'utilisation des chatbots pour recommander des ressources pédagogiques spécifiquement sur la plateforme Moodle, les éducateurs et les chercheurs explorent activement de nouvelles idées pour soutenir les étudiants dans leur apprentissage et améliorer le processus de recommandation de matériel pédagogique approprié. Améliorer le processus d'apprentissage par des recommandations personnalisées reste un défi actuel dans le domaine de l'éducation.

Dans [165], a proposé un chatbot interactif appelé "EASElective", dédié à servir de nombreux apprenants en même temps et à tout moment de la journée et à compléter le conseil académique existant. Le chatbot implémenté fournit le même service de conseil attendu pour tous les étudiants. D'autres recherches ont confirmé que les chatbots peuvent être des compagnons virtuels pour les utilisateurs destinés à résoudre les problèmes de disponibilité, à fournir un support et une assistance client [88], [161] alimentés par l'intelligence artificielle.

Dans l'enseignement supérieur, un chatbot peut être formé à partir d'une grande variété de ressources allant des expériences d'apprentissage aux supports d'apprentissage. Selon [166], les chatbots sont formés pour répondre à des questions courantes sur l'étude d'un sujet. Cela motive les supports d'apprentissage plus rapidement et plus facilement.

Notre approche consiste à évaluer les étudiants via le chatbot afin de suivre chaque apprenant individuellement, de les guider en fonction de leurs lacunes vers le contenu approprié, et de leur fournir un feedback personnalisé basé sur les résultats de l'évaluation. La section suivante décrit la conception de notre chatbot.

4.3. Conception du chatbot

Parmi les différents systèmes de gestion de l'apprentissage (LMS) accessibles en ligne, Moodle est la plateforme la plus utilisée. Moodle offre un environnement d'apprentissage en ligne flexible et sécurisé qui peut être personnalisé et étendu pour créer des expériences d'apprentissage personnalisées. Sa vaste bibliothèque de plugins permet la mise en œuvre de fonctionnalités spécifiques, et il est également compatible avec les appareils mobiles.

La figure 14 illustre la conception de notre chatbot, intégré à Moodle, est axée sur la fourniture d'un soutien complet aux apprenants tout au long de leurs processus d'apprentissage, dans le but ultime d'améliorer leurs résultats d'apprentissage.

Il existe de nombreux outils de construction de bots et Frameworks de chatbot qui peuvent être utilisés pour atteindre cet objectif. J'ai examiné plusieurs plateformes de développement du chatbot, pour chaque plateforme, j'ai analysé les critères suivants :

- **Facilité de Développement** : Évaluation de la facilité de création, de déploiement et de maintenance du chatbot.
- **Capacités de Traitement du Langage Naturel** : Comparaison des capacités de compréhension et de génération de langage naturel.
- **Intégration avec des Services Externes** : Évaluation de la possibilité d'intégrer des services tiers.
- **Coût** : Analyse des coûts associés à l'utilisation de chaque plateforme.

Après avoir effectué une comparaison des plateformes de chatbot, j'ai choisi Dialogflow pour les raisons suivantes :

- **Facilité d'Utilisation** : Dialogflow est convivial, avec une interface intuitive pour la création d'intentions, d'entités et de contextes.
- **Traitement du Langage Naturel** : Dialogflow offre des capacités de traitement du langage naturel robustes, ce qui permet une interaction naturelle avec les utilisateurs.
- **Intégration** : La plateforme permet une intégration facile avec d'autres services et applications.
- **Communauté et Support** : Dialogflow bénéficie d'une large communauté d'utilisateurs et d'un support solide de Google.

Donc l'outil que nous avons utilisé pour la mise en œuvre de notre chatbot est Google Dialogflow, qui permet aux utilisateurs de développer des technologies d'interaction homme-machine capables de gérer la compréhension du langage naturel (NLU), que nous avons intégré à la plateforme Moodle sous forme de widget dans un bloc HTML. Dialogflow utilise des concepts clés tels que les entités, les intentions, les services webhook et le fulfilment pour créer des interactions conversationnelles avancées. Tout d'abord, une entité dans Dialogflow représente un concept spécifique que vous souhaitez extraire des conversations. Ensuite, une intention définit l'objectif de l'utilisateur dans une conversation. Dialogflow utilise les intentions pour comprendre ce que l'utilisateur souhaite faire. Le service webhook est essentiel pour Dialogflow. Il permet au chatbot de communiquer avec des services externes pour obtenir des réponses dynamiques. Enfin, le fulfilment est le processus qui prend en charge l'exécution des actions associées aux intentions.

Dialogflow est une plateforme de développement de chatbots basée sur l'intelligence artificielle qui offre des outils puissants pour la conception de chatbots conversationnels. Pour concevoir le chatbot, j'ai suivi les étapes suivantes :

1. **Création d'Intents** : Les intentions (Intents) ont été définies pour représenter les actions que le chatbot peut comprendre et exécuter. J'ai identifié les types de questions et de réponses attendues et créé des intentions correspondantes.

2. **Configuration des Entités** : Les entités (Entities) ont été utilisées pour extraire des informations spécifiques des requêtes des utilisateurs. Cela permet au chatbot de comprendre les informations pertinentes dans les conversations.
3. **Paramétrage des Contextes** : Les contextes ont été utilisés pour gérer l'état de la conversation et assurer une réponse appropriée en fonction du contexte actuel. Ils permettent au chatbot de suivre des conversations sur plusieurs tours de parole.
4. **Intégration des Webhooks** : Des webhooks ont été mis en place pour permettre au chatbot de se connecter à des services externes, d'exécuter des actions spécifiques et de fournir des réponses dynamiques.

Au niveau informatique, Dialogflow fonctionne de la manière suivante :

1. **Traitement des Requêtes** : Lorsqu'un utilisateur envoie un message au chatbot, Dialogflow traite la requête en utilisant des modèles de machine learning pour déterminer l'intention de l'utilisateur et extraire des informations pertinentes.
2. **Gestion des Contextes** : Dialogflow utilise les contextes pour suivre l'état de la conversation. Cela permet au chatbot de comprendre les références antérieures et de fournir des réponses contextuellement appropriées.
3. **Réponse Générée** : En fonction de l'intention détectée et des entités extraites, Dialogflow génère une réponse adaptée, qui est renvoyée à l'utilisateur. Cette réponse peut être statique ou dynamique en fonction des actions définies dans les webhooks.

Dialogflow est conçu pour être une plateforme générique qui peut être adaptée à divers cas d'étude. Pour illustrer le niveau de généricité de notre chatbot, voici comment il serait possible de développer un autre chatbot pour un scénario différent :

1. **Nouvelles Intentions et Entités** : Pour un autre cas d'étude, de nouvelles intentions et entités spécifiques au domaine seraient créées pour refléter les actions et les informations pertinentes.
2. **Réutilisation de la Structure** : La structure générale de l'architecture du chatbot, y compris la gestion des contextes et des webhooks, pourrait être réutilisée en grande partie, en adaptant simplement les détails spécifiques au nouveau domaine.
3. **Formation du Modèle** : Un nouveau modèle d'apprentissage automatique serait entraîné en utilisant des données spécifiques au nouveau cas d'étude pour améliorer la compréhension du chatbot.

En conclusion, Dialogflow offre une grande flexibilité pour la conception de chatbots, avec la possibilité de les personnaliser en fonction des besoins spécifiques d'un domaine. Cela garantit un niveau de généricité qui permet de développer facilement d'autres chatbots pour différents cas d'étude, en adaptant les composants existants.

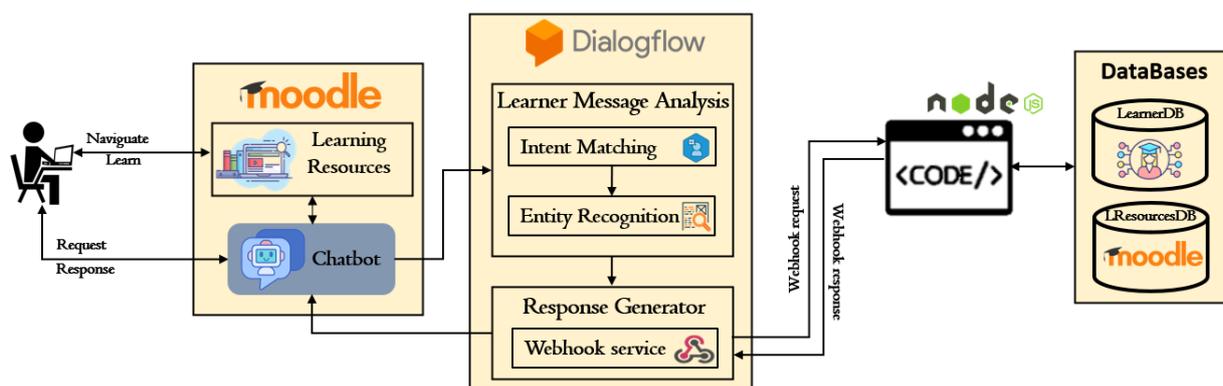


Figure 14 : La conception proposée du chatbot.

Lors de l'engagement d'une conversation avec le chatbot, l'apprenant de la session en cours est déjà connu via son e-mail qui est utilisé à des fins d'accès et de récupération de données. Une fois que l'apprenant a envoyé un message au chatbot dans Moodle, le chatbot le transmet à Dialogflow, qui tente de comprendre le texte reçu en l'associant à une intention à l'aide de la compréhension du langage naturel. Tous les chatbots ont les mêmes fonctionnalités de base, ils fonctionnent comme suit : lire les messages entrants, identifier les intentions et les entités correspondantes, exécuter les fonctions en conséquence et envoyer des réponses.

Le composant d'analyse des messages de l'apprenant comprend la mise en correspondance des intentions de l'apprenant et l'extraction d'informations contextuelles. Une fois l'intention de l'apprenant déterminée, l'approche du chatbot procède à l'extraction d'informations contextuelles sur le message de l'apprenant. Dans le domaine du traitement du langage naturel, les chercheurs l'ont fait très efficacement, connu sous le nom de Named Entity Recognition (NER) [167]. Une fois que Dialogflow détecte l'intention, une action à effectuer est choisie, le Webhook envoie une réponse formatée correspondant à l'intention. Toutes les actions sont codées en Node.js et hébergées par le Webhook Fulfillment. Ce dernier est un service qui permet une réponse dynamique en recherchant des éléments de réponse dans une base de données externe. La base de données que nous avons utilisée est MongoDB qui contient des données sur l'apprenant *LearnerDB* et sur les ressources moodle *LResourcesDB*. Et il y a aussi la base de données locale qui contient les réponses enregistrées dans Dialogflow. C'est au niveau du Webhook que les questions et les réponses sont traitées, que les informations des bases de données sont extraites et que les supports aux apprenants tout au long de leurs expériences d'apprentissage sont fournis.

Le chatbot de notre système facilite un cycle d'apprentissage complet qui soutient les étudiants dans leur parcours éducatif. La figure 15 illustre ce cycle qui comprend trois phases clés : évaluer les progrès d'apprentissage, réfléchir aux progrès vers les objectifs et s'engager dans des activités d'apprentissage.

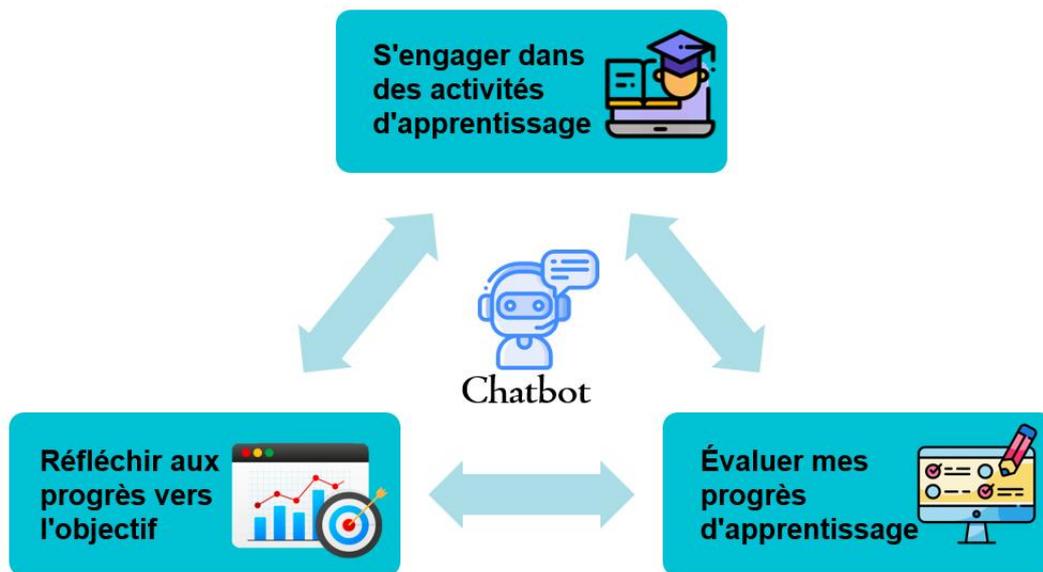


Figure 15 : Le menu principal que notre chatbot propose aux apprenants pour soutenir l'apprentissage.

Le chatbot intègre diverses fonctionnalités qui permettent aux apprenants de s'autoréguler et de s'approprier leur parcours d'apprentissage. Premièrement, il facilite l'auto-évaluation en permettant aux apprenants de répondre à des quiz dans chatbot, leur permettant d'évaluer leurs connaissances et leur compréhension. Cette phase d'auto-évaluation encourage les apprenants à réfléchir sur leur performance et à identifier les concepts mal maîtrisés. De plus, le chatbot permet aux apprenants de s'engager dans l'autoréflexion en leur fournissant des informations pour suivre leurs progrès au fil du temps, ils peuvent facilement suivre leurs données de performance.

Globalement, la conception de notre chatbot vise à responsabiliser les apprenants en favorisant l'autorégulation, en offrant des recommandations personnalisées et en fournissant des quiz interactifs avec des feedbacks en temps opportun. En plus, notre chatbot intègre également une expérience d'apprentissage interactive où les apprenants s'engagent dans l'étude des concepts au sujet ou au concept choisi. En intégrant ces fonctionnalités au sein de notre chatbot sert de compagnon précieux, améliorant les expériences d'apprentissage des apprenants et facilitant leur amélioration continue vers la réalisation de leurs objectifs d'apprentissage.

4.3.1. Évaluer les progrès d'apprentissage

Le chatbot permet aux étudiants d'évaluer leurs progrès d'apprentissage grâce à des quiz d'auto-évaluation dans un format de chat, offrant une expérience d'apprentissage interactive et conversationnelle. Ce format favorise l'engagement et la participation active au fur et à mesure que les apprenants progressent dans les quiz. De plus, le chatbot exploite ses capacités pour fournir des feedbacks personnalisés en temps réel aux apprenants. Ces feedbacks renforcent non seulement les réponses correctes, mais offrent également des explications pour les réponses incorrectes, soutenant les apprenants dans leur processus d'apprentissage.

La figure 16 illustre le processus de réponse au quiz dans chatbot. Lorsqu'un étudiant lance le quiz, le chatbot présente une série de questions pertinentes au sujet ou au concept choisi. L'étudiant peut ensuite interagir avec le chatbot en répondant sous forme de chat. Le chatbot évalue les réponses et fournit un feedback immédiat à l'étudiant. Ce format de quiz interactif permet aux étudiants de participer activement et de tester leurs connaissances dans l'environnement du chatbot, favorisant une expérience d'apprentissage dynamique et engageante.

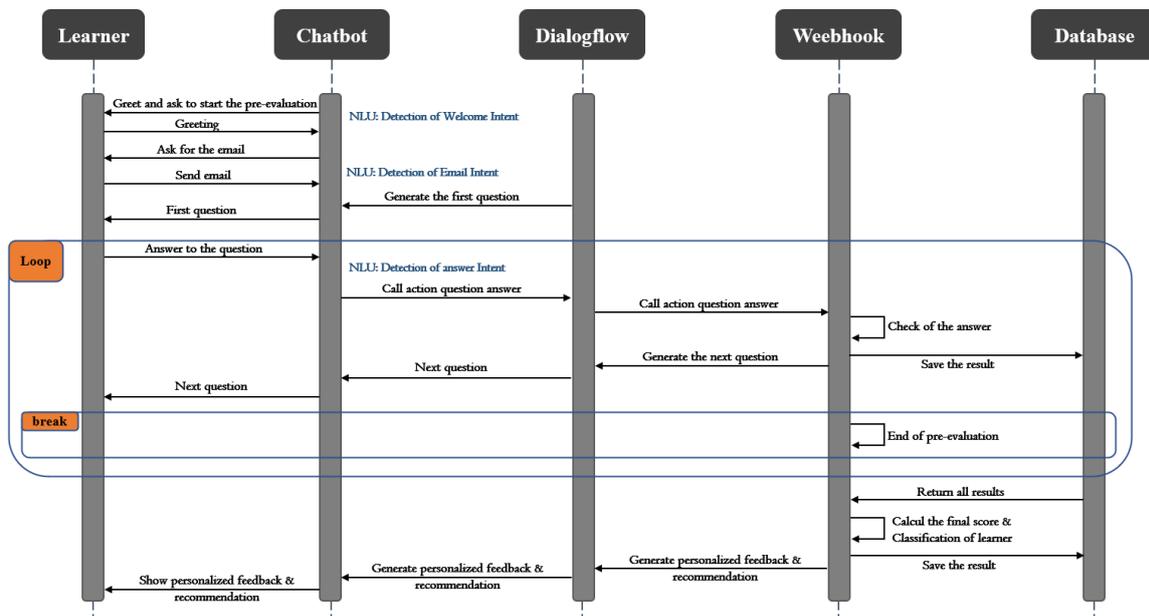


Figure 16 : Interaction entre les différents composants.

4.3.2. Réfléchir aux progrès

La deuxième phase s'articule autour de l'autoréflexion, où les élèves peuvent réfléchir sur leurs progrès vers leurs objectifs d'apprentissage. Grâce au chatbot, les étudiants ont accès à leur historique d'apprentissage, aux mesures de performance et aux rapports de progression. Ils peuvent consulter les résultats de leurs quiz, suivre leurs scores et suivre leur progression globale. La figure 17 illustre l'organigramme de suivi des progrès.

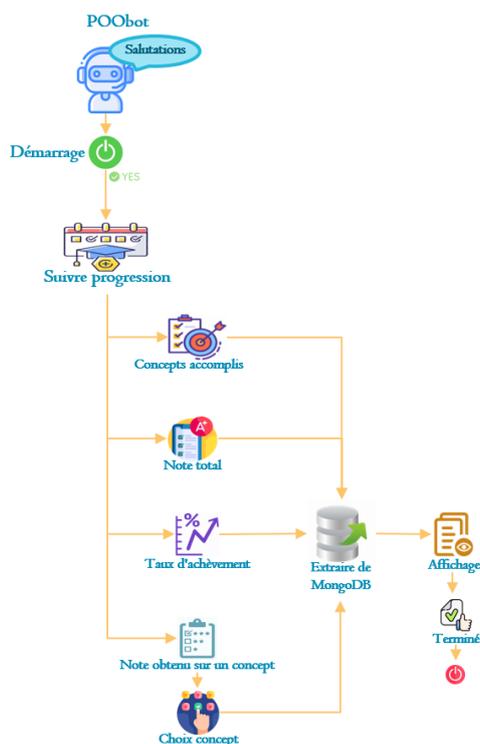


Figure 17 : Organigramme de suivi des progrès

Cet aspect d'autoréflexion permet aux élèves d'avoir un aperçu de leur parcours d'apprentissage, et de se fixer de nouveaux objectifs ou d'ajuster leurs stratégies d'apprentissage en conséquence.

4.3.3. S'engager dans des activités d'apprentissage adaptatif

En plus des fonctionnalités mentionnées précédemment, notre chatbot comprend également une expérience d'apprentissage interactive où les apprenants peuvent explorer et en apprendre davantage sur un sujet ou un concept choisi. Le chatbot s'intègre de manière transparente à Moodle pour offrir une expérience d'apprentissage engageante. Grâce à l'apprentissage interactif, les apprenants ont la possibilité de s'engager avec le chatbot dans des conversations. Le chatbot agit comme un tuteur virtuel, guidant les apprenants à travers divers sujets, expliquant les concepts clés et fournissant des exemples. Les élèves peuvent participer activement à diverses activités d'apprentissage et explorer le sujet de leur choix. Le chatbot fournit des recommandations personnalisées d'objets d'apprentissage aux apprenants en fonction de leurs caractéristiques individuelles, améliorant leur engagement et favorisant une expérience d'apprentissage personnalisée. Les étudiants peuvent accéder au matériel de cours, et interagir avec le contenu éducatif au sein de la plate-forme Moodle et du chatbot. La figure 18 montre l'architecture générale du chatbot d'apprentissage adaptatif proposé.

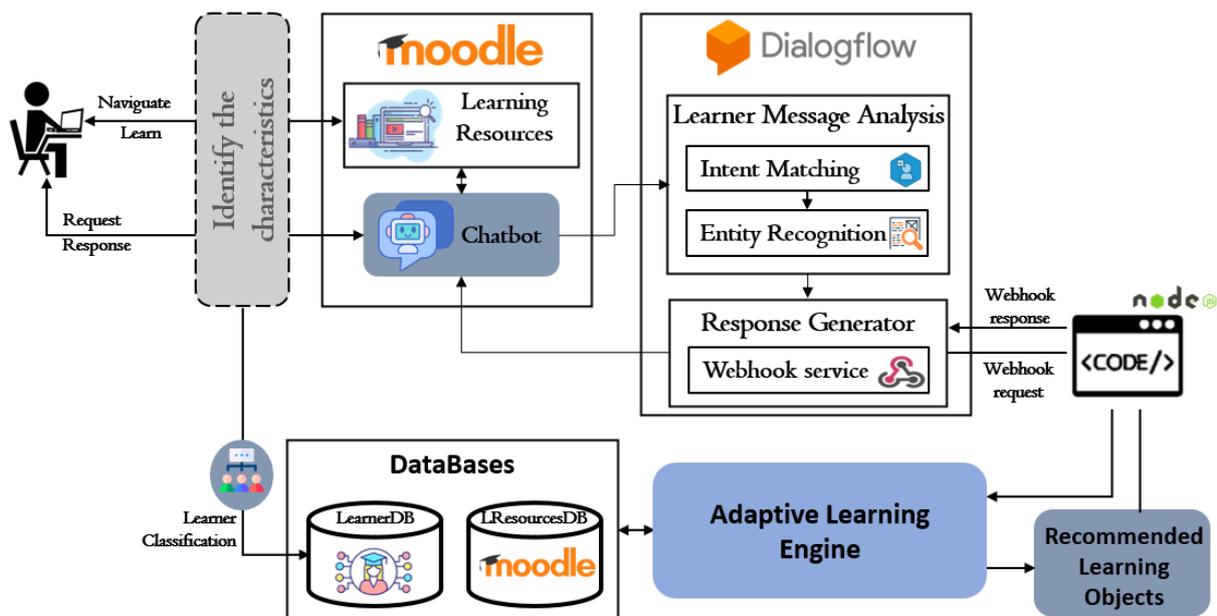


Figure 18 : Architecture générale du chatbot d'apprentissage adaptatif.

Les caractéristiques de l'apprenant sont identifiées et le chatbot stocke les résultats obtenus dans la base de données de l'apprenant. Ces caractéristiques servent d'entrées précieuses pour le moteur d'apprentissage adaptatif. Lors d'une conversation interactive avec le chatbot, une fonctionnalité puissante connue sous le nom de moteur d'apprentissage adaptatif entre en jeu, pilotée par les caractéristiques de l'apprenant. Ce moteur intègre de manière transparente les informations de la base de données Moodle et de la base de données des apprenants, permettant la génération d'une liste personnalisée d'objets d'apprentissage recommandés adaptés spécifiquement aux besoins de l'apprenant.

Au niveau du Webhook, le chatbot traite les questions et réponses échangées avec l'apprenant. C'est à ce stade que le moteur de recommandation est activé, tirant parti de la puissance du moteur d'apprentissage adaptatif. Les processus de recommandation d'objets d'apprentissage seront discutés en détail dans les chapitres suivants.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la conception d'un chatbot intégré à la plateforme Moodle, dans l'objectif premier est de responsabiliser les apprenants et d'améliorer leurs expériences d'apprentissage. Notre conception de chatbot intègre diverses fonctionnalités, notamment une assistance à l'autorégulation, des recommandations et feedbacks personnalisés, des quiz interactifs et une expérience d'apprentissage immersive. Grâce à l'intégration de ces fonctionnalités, les apprenants disposent d'un compagnon qui les soutient dans leur amélioration continue vers la réalisation de leurs objectifs d'apprentissage.

Les chapitres suivants seront consacrés à la présentation des expérimentations qui ont été menées pour évaluer l'efficacité des approches proposées.

Chapitre 5 : Expérience 1 - Pré-évaluation interactive et feedback personnalisé

Introduction

La pré-évaluation du niveau de l'apprenant est une stratégie d'apprentissage courante conçue pour déterminer les connaissances et compétences antérieures des apprenants. Une pré-évaluation est effectuée au début du cours et en fonction des résultats obtenus, des ressources personnalisées seront fournies pour répondre aux besoins individuels de l'apprenant.

Ce chapitre présente une pré-évaluation pour un cours de langage de programmation C en fournissant, à la fin du quiz, un feedback formatif personnalisé et une recommandation aux apprenants. Nous avons développé notre chatbot conversationnel nommé *QuizCbot*, qui permet aux apprenants d'accéder directement aux parties où ils ont le plus besoin d'aide grâce aux feedbacks personnalisés qui leur sont fournis. Ainsi, le chatbot fait une recommandation sur les concepts dans lesquels l'apprenant n'a pas obtenu la moyenne, identifiant les concepts non maîtrisés où l'apprenant a besoin de plus ou moins d'accompagnement. Déterminer ce que les apprenants savent et ne savent pas peut aider à améliorer l'expérience d'apprentissage.

5.1. Chatbot QuizCbot

La figure 19 décrit la représentation schématique de notre chatbot qui permet d'avoir une conversation avec les apprenants en détectant leurs intentions sur la base de la compréhension du langage naturel (NLU). Nous avons développé notre chatbot conversationnel nommé *QuizCbot* qui effectue une pré-évaluation, un test de classement en ligne, pour un cours de langage de programmation C intégré à la plateforme Moodle pour évaluer les compétences des apprenants.

Notre chatbot est basé sur la version open source du framework d'apprentissage automatique Dialogflow de Google qui permet aux utilisateurs de développer des technologies d'interaction homme-machine capables de gérer la compréhension du langage naturel (NLU). Fondamentalement, cela nous permet de créer des programmes numériques qui interagissent avec les utilisateurs finaux via le langage naturel.



Figure 19 : Représentation schématique de notre chatbot.

Lorsque l'apprenant envoie un message à *QuizCbot* dans Moodle pour démarrer le quiz, le chatbot le transmet à Dialogflow qui tente de comprendre le texte reçu en l'associant à une intention à l'aide du module Natural Language Understanding. Une fois l'intention détectée par Dialogflow, une action à exécuter est choisie. Le Webhook envoie une réponse formatée correspondant à l'intention. Toutes les actions sont codées en Node.js et hébergées par le Fulfillment Webhook. Ce dernier est un service qui permet une réponse dynamique en recherchant des éléments de réponse dans une base de données externe. A l'étape du Webhook, les questions et les réponses sont traitées, le niveau de l'apprenant est détecté (classification de l'apprenant comme le montre la figure 20), une recommandation et un feedback personnalisé sont fournis à l'apprenant.

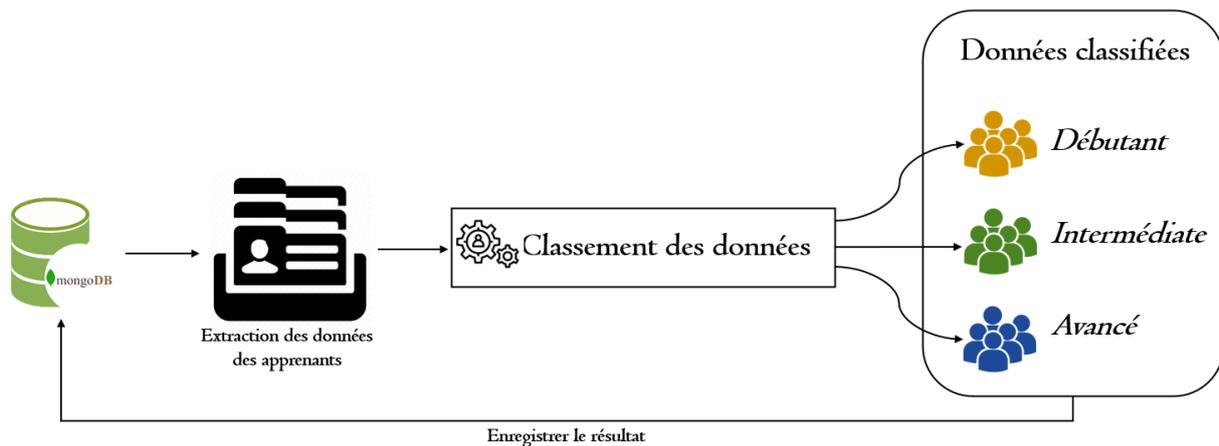


Figure 20 : Processus de classification des apprenants.

Le Webhook enregistre toutes ces informations et données dans la base de données MongoDB. La figure 16 (dans le chapitre 4) montre l'interaction entre les différents composants.

5.2. Conception de l'expérience

Nous avons choisi l'Ecole Normale Supérieure de l'Enseignement Technique de Mohammedia (ENSET), une école d'ingénieurs au Maroc pour mener notre expérimentation. Les participants sont des élèves-ingénieurs de première année dans les domaines Génie logiciel et systèmes informatiques distribués (GLSID) et Génie informatique Big Data et Cloud Computing (BDCC). L'expérimentation a été menée sur le module de techniques de programmation en C.

La pré-évaluation se compose de 40 questions de différents niveaux de difficulté et dans différents concepts du cours (voir tableau 2), validées par le professeur expérimenté dans le langage de programmation C, permettant de classer correctement le niveau de connaissance de l'apprenant puis l'affecter au groupe approprié.

Nous avons intégré notre chatbot *QuizCbot* dans Moodle et les étudiants y accèdent, avant de commencer le cours, pour passer la pré-évaluation sur le langage de programmation C via notre chatbot afin de déterminer leur niveau de connaissance et à la fin du test, il leur fournit des recommandations sur les concepts non maîtrisés où les apprenants ont besoin de plus (ou moins) de soutien et leur fournit un feedback formatif personnalisé, c'est-à-dire en donnant aux apprenants la possibilité d'utiliser les informations du feedback pour réguler leur processus d'apprentissage afin d'améliorer leurs compétences.

Tableau 2 : Les différents concepts de cours abordés dans QuizCbot.

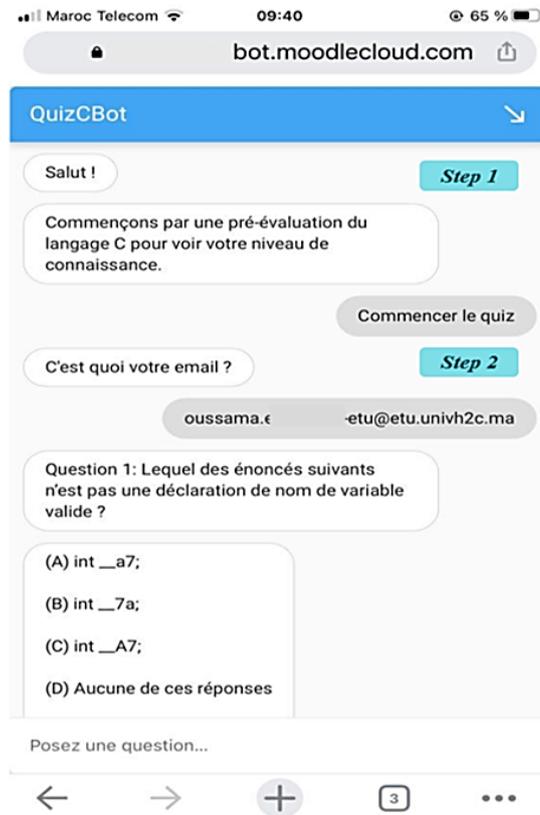
<p>20 questions classées comme niveau débutant</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Introduction à la programmation en C - Types primitifs et déclarations de variables - Instruction d'affectation - Opérateurs arithmétiques - Opérateurs d'incrément/décément - Opérateurs relationnels - Opérateurs logiques - Fonctions d'entrée/sortie standard - Les structures de contrôle
<p>10 questions classées au niveau intermédiaire</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Les tableaux - Les pointeurs - Les structures - Les fonctions
<p>10 questions classées comme niveau avancé</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Pointeurs et allocation mémoire dynamique (Fonction pointeur, Tableau de pointeurs, Gestion dynamique de la mémoire, ...) - Unions - Gestion de fichiers en C

L'échantillon comprenait 71 étudiants (52 hommes et 19 femmes), qui ont participé à cette étude et ont passé le test sur notre chatbot *QuizCbot*. Comme mentionné, les participants sont des élèves-ingénieurs de première année dans les domaines Génie logiciel et systèmes informatiques distribués (GLSID) et Génie informatique Big Data et Cloud Computing (BDCC), et ont entre 20 et 21 ans. Les participants étaient autorisés à utiliser le *QuizCbot* sur n'importe quel appareil de leur choix. Bien que le chatbot offre la possibilité de redémarrer le quiz, seule la première tentative entièrement terminée est prise en compte pour cette étude.

5.3. Résultats et discussion

Les apprenants étaient autorisés à utiliser *QuizCbot* sur n'importe quel appareil de leur choix. Comme le montre la figure 21, un exemple d'un apprenant connecté via son téléphone mobile (Fig 21, (a)) et un autre apprenant connecté via son ordinateur (Fig 21, (b)).

(a) Connecté par ordinateur



(b) Connecté par téléphone

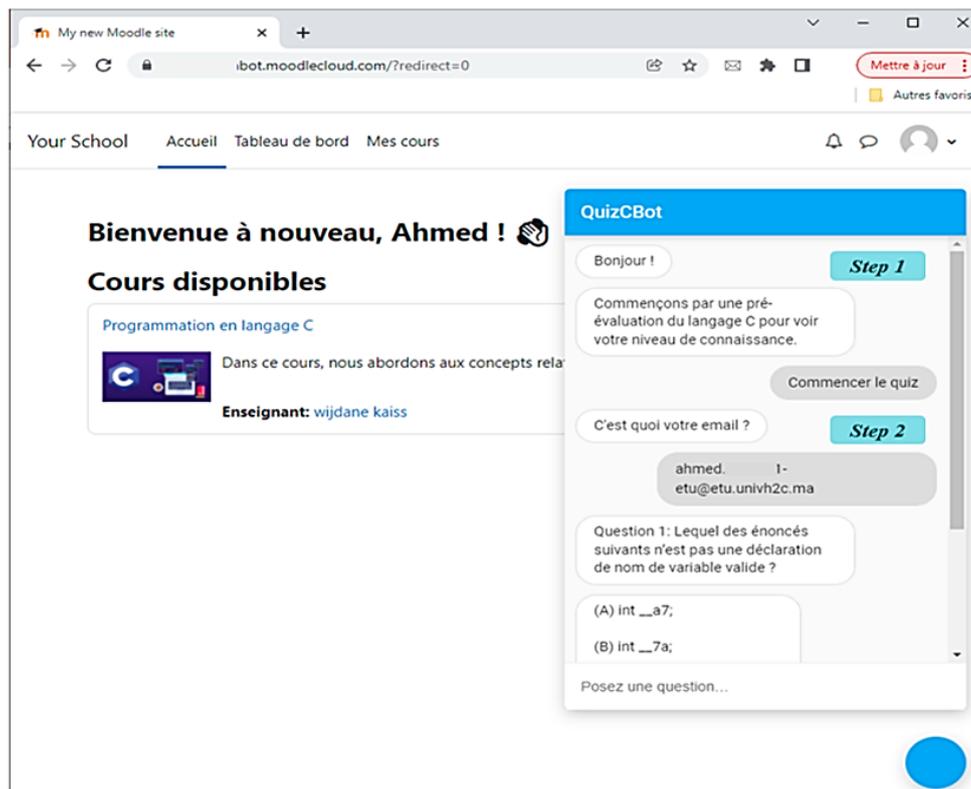
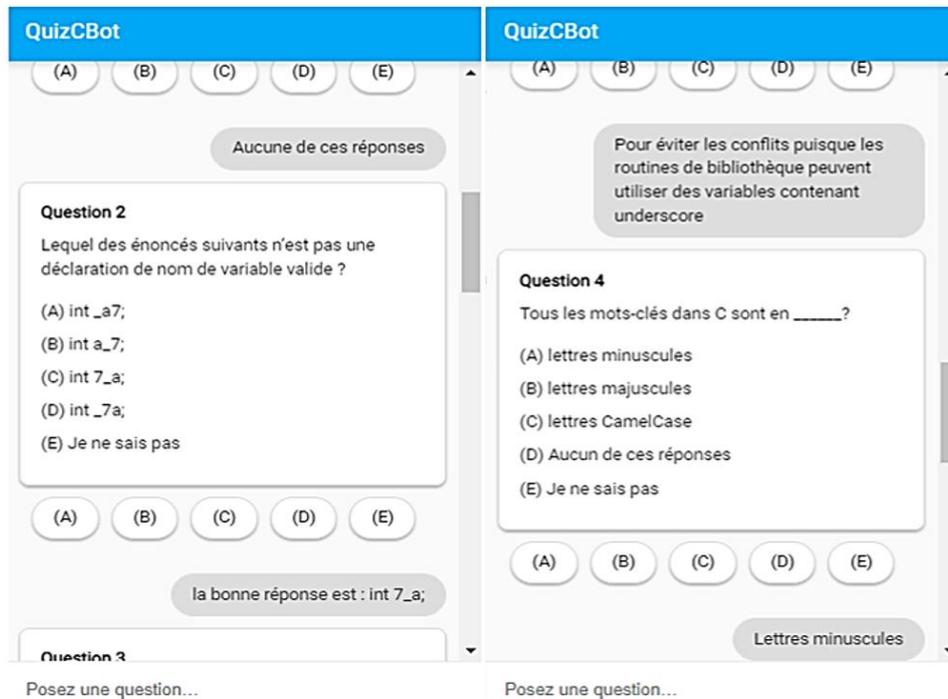
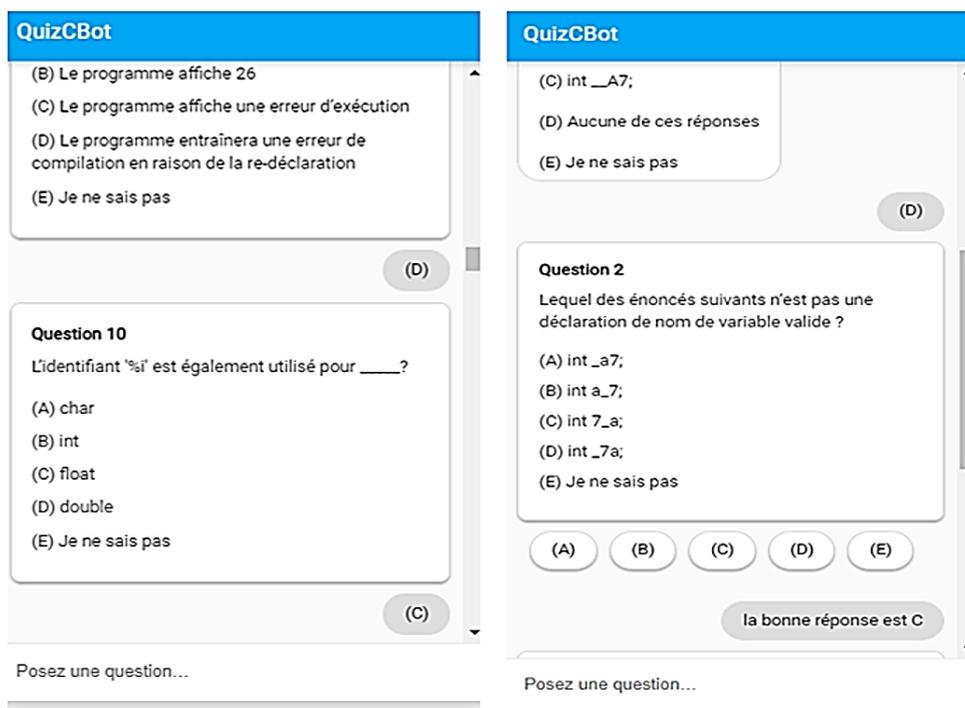


Figure 21 : Identification de l'étudiant.

Dans les deux cas, le chatbot accueille l'apprenant et lui demande de démarrer le quiz à l'étape1 puis, pour identifier l'apprenant, le chatbot demande à l'apprenant son email à l'étape2. Lorsque l'apprenant le fournit, le chatbot lance le quiz conversationnel permettant la pré-évaluation en langage de programmation C, comme illustré à la figure 22, avec les choix associés. L'apprenant répond en faisant des phrases ou en donnant les options (A, B...).



a) L'apprenant répond en faisant des phrases



b) L'apprenant répond en choisissant une option

c) L'apprenant répond en choisissant une option ou avec une phrase

Figure 22 : Pré-évaluation en langage de programmation C.

Le chatbot a récupéré avec succès le score de chaque apprenant pour chaque question et l'a stocké dans la base de données (base de données MongoDB), puis il a fourni aux apprenants un feedback personnalisé à la fin du test, comme le montre la figure 23, y compris son score final, les questions auxquelles il/elle a répondu correctement, et les questions auxquelles il/elle a mal répondu, et il a également fourni un document QuizC-Solution.pdf contenant les réponses aux questions avec explication.

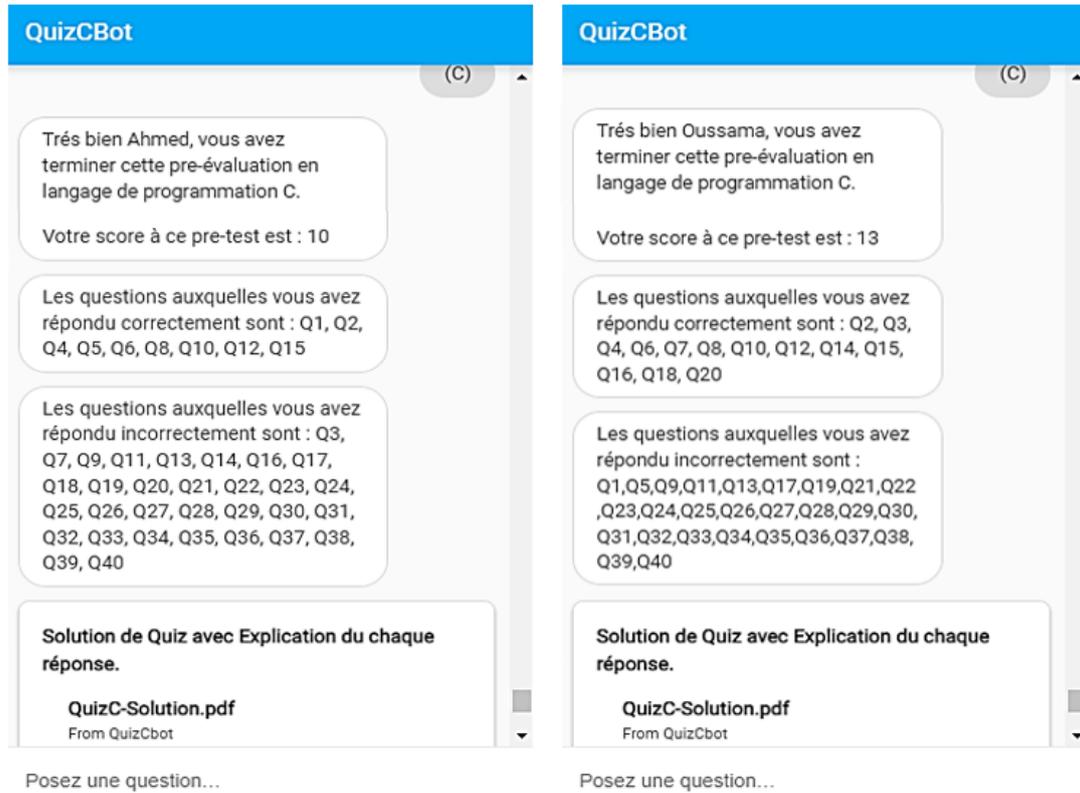


Figure 23 : Un exemple de Feedback personnalisé.

Nous avons ensuite classé chaque apprenant dans le niveau approprié (débutant, intermédiaire, avancé) pour fournir des ressources personnalisées qui répondent aux besoins de chaque apprenant. La figure 24 illustre trois histogrammes des scores des apprenants pour les réponses correctes à différents niveaux (histogramme de gauche pour le niveau débutant, histogramme du milieu pour le niveau intermédiaire et histogramme de droite pour le niveau avancé).

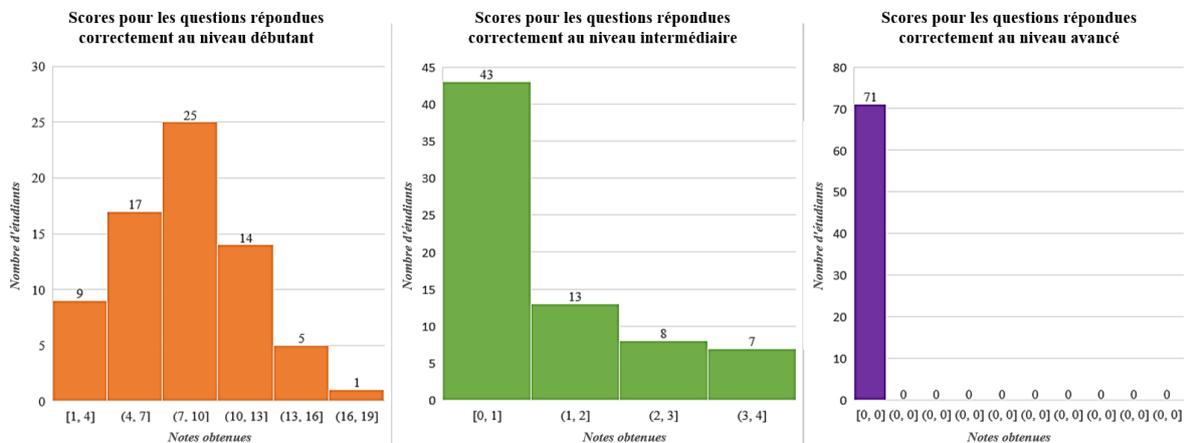


Figure 24 : Scores des apprenants pour les questions correctement répondues à différents niveaux.

En analysant ces résultats, on constate que pour les questions de niveau avancé, aucun élève n'a répondu correctement. Pour les questions de niveau intermédiaire, 43 apprenants ont obtenu une note de 0 ou 1 sur 10, 13 apprenants une note de 2 sur 10, 8 apprenants une note de 3 sur 10 et seulement 7 apprenants sur 71 une note de 4 sur 10. Et pour les questions de niveau débutant, 51 des apprenants ont obtenu entre 1 et 10 sur 20, 19 apprenants ont obtenu entre 11 et 15 sur 20, et un seul apprenant a obtenu 16 sur 20, donc tous ces apprenants manquent encore de maîtrise de certains concepts à ce niveau débutant en langage de programmation C. D'où la conclusion de cette partie est que tous les apprenants sont clairement classés au niveau débutant.

Mais on ne s'arrête pas là car, par exemple, il y a un apprenant de niveau débutant qui a une note de 16 sur 20 (il a encore besoin de soutien pour certaines notions), et un autre apprenant du même niveau qui a une note sur 7 sur 20, les notions que ces deux apprenants maîtrisent sont complètement différentes même s'ils sont classés dans le même niveau. Ainsi, puisque notre approche vise à personnaliser l'apprentissage en apportant à chaque apprenant des notions non maîtrisées, nous avons décidé de diviser ce niveau débutant en trois niveaux supplémentaires (faible, moyen, élevé) afin de fournir à chaque apprenant des recommandations sur les notions nécessitant plus de soutien selon le niveau auquel il/elle appartient.

La figure 25 montre un graphique circulaire sur le classement final des apprenants. Il y a 51 apprenants classés au niveau débutant faible, 18 apprenants au niveau débutant moyen et seulement deux apprenants au niveau débutant élevé.

CLASSIFICATION DU NIVEAU DE L'APPRENANT

■ Débutant Faible ■ Débutant Moyen ■ Débutant Elevé

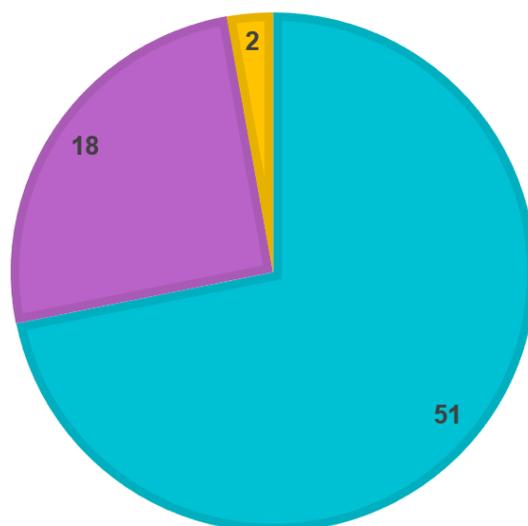


Figure 25 : classification du niveau des apprenants.

A la fin de cette pré-évaluation, après que notre chatbot a fourni un feedback personnalisé à chaque apprenant et les a classés dans le niveau auquel ils appartiennent, le chatbot fait des recommandations sur les concepts dans lesquels l'apprenant n'a pas obtenu la moyenne (voir Figure 26), en identifiant les concepts non maîtrisés où les apprenants ont besoin de plus (ou moins) de soutien uniquement dans le niveau dans lequel ils sont classés. Cela signifie que, par exemple, si un apprenant est classé dans le niveau débutant, notre chatbot recommandera d'abord les concepts dans lesquels il n'a pas obtenu la moyenne dans le niveau auquel il

appartient, mais ne recevra pas de recommandation pour les concepts de niveau intermédiaire et il ne maîtrise pas encore les concepts de niveau débutant.

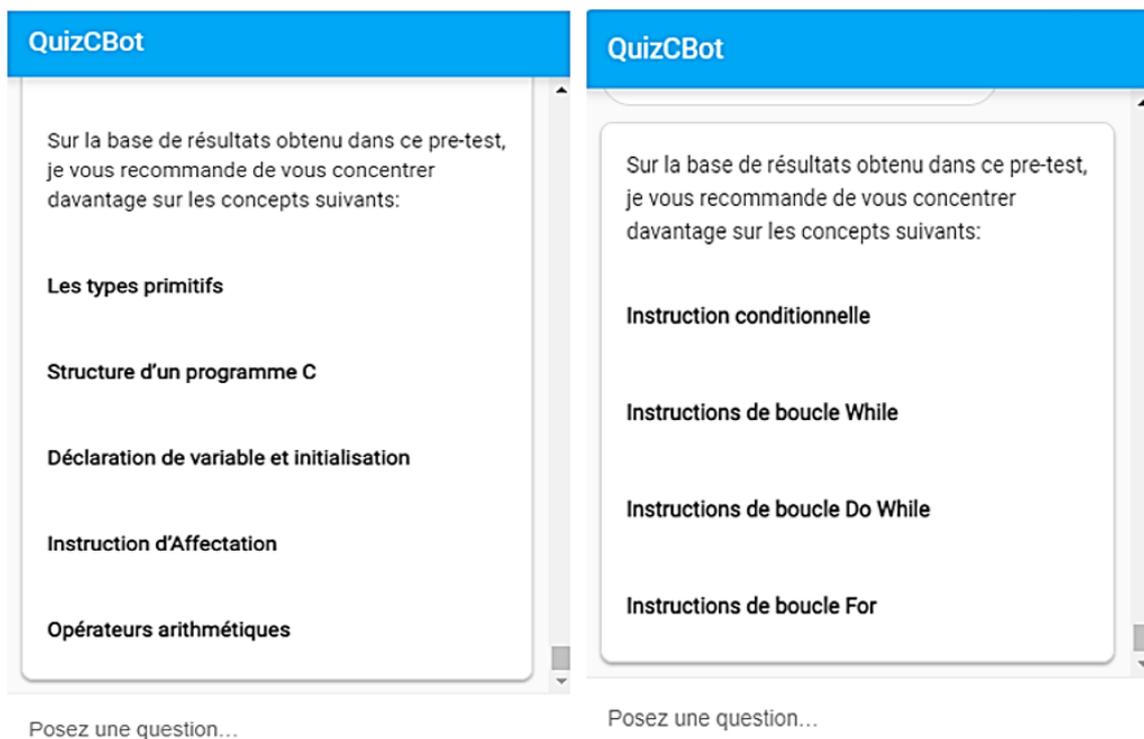


Figure 26 : Exemples de recommandations personnalisées.

Tous les apprenants ont ensuite répondu aux questions du tableau 3 à la fin du test. Les résultats montrent un degré élevé d'acceptation et une attitude positive envers une évaluation dans chatbot de la part de tous les étudiants.

Tableau 3 : Questions d'évaluation de QuizCbot.

Questions	Très intéressant	Intéressant	Pas du tout intéressant
Comment évaluez-vous les feedbacks fournis par <i>QuizCbot</i> ?	57%	43%	0%
Comment évaluez-vous les recommandations fournies par <i>QuizCbot</i> ?	97%	3%	0%
Comment évaluez-vous l'explication des mauvaises réponses fournies par le chatbot?	98%	2%	0%
Comment évaluez-vous le quiz sous forme de chat?	86%	14%	0%
Comment évaluez-vous l'expérience globale avec <i>QuizCbot</i> ?	95%	5%	0%

Dans toutes les questions du sondage, tous les élèves ont sélectionné les réponses très intéressantes ou intéressantes. Le tableau 3 montre la répartition des réponses à chaque question de l'enquête. Sur la base de ces résultats, nous concluons que notre chatbot *QuizCbot* a été perçu comme utile et intéressant, ce qui montre une attitude positive des apprenants envers les compagnons d'apprentissage artificiels.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la mise en œuvre d'un chatbot de pré-évaluation, intégré à Moodle, qui permet aux apprenants de passer un test en début de cours pour déterminer et classer leur niveau de connaissances. Sur la base des résultats obtenus de l'évaluation, notre chatbot conversationnel nommé *QuizCbot* qui fournit des feedbacks personnalisés aux apprenants, y compris leur score final, les questions auxquelles ils ont répondu correctement et les questions auxquelles ils ont répondu incorrectement avec la bonne réponse et l'explication. Il fournit également une recommandation pour les concepts dans lesquels l'apprenant n'a pas atteint la moyenne, identifiant les concepts non maîtrisés où les apprenants ont besoin de plus (ou moins) de soutien. Cependant, sur la base des résultats obtenus à partir de l'enquête menée pour évaluer *QuizCbot*, nous avons conclu que notre chatbot *QuizCbot* était perçu comme intéressant et utile et montre une attitude positive des apprenants envers l'évaluation basée sur le chatbot. Les apprenants ont également mentionné que les feedbacks, les explications des mauvaises réponses et les recommandations fournies par *QuizCbot* sont intéressants / très intéressants pour eux. Il permet aux apprenants de s'auto-évaluer et peut créer un environnement dans lequel ils améliorent leur expérience d'apprentissage, ce qui leur permet de prendre conscience de la façon dont ils apprennent, d'ajuster et de faire progresser leur apprentissage en assumant plus de responsabilités.

Le chapitre suivant sera consacré à la présentation d'un chatbot d'apprentissage adaptatif, intégré dans la plateforme Moodle, basé sur les caractéristiques de l'apprenant. Il explore comment le chatbot utilise les données des apprenants pour fournir des recommandations d'objets d'apprentissage personnalisées et adapter l'expérience d'apprentissage aux besoins individuels.

Chapitre 6 : Expérience 2 - Chatbot d'apprentissage adaptatif basé sur les caractéristiques des apprenants

Introduction

Afin d'offrir une expérience d'apprentissage plus personnalisée et adaptative, les systèmes d'apprentissage en ligne efficaces doivent tenir compte des caractéristiques de l'apprenant telles que le niveau de connaissances et le style d'apprentissage. Cependant, sans accompagnement personnalisé, les apprenants peuvent éprouver des difficultés à choisir les supports appropriés lorsqu'ils sont confrontés à une masse de ressources au cours de leur processus d'apprentissage.

Dans ce chapitre, nous présentons l'approche de personnalisation des recommandations qui implique l'adaptation d'objets d'apprentissage en fonction du niveau de connaissances et du style d'apprentissage des apprenants principalement centrée sur l'utilisation d'un chatbot, nommé *LearningPartnerBot*, intégré dans la plateforme Moodle. L'utilisation de notre chatbot fournit aux apprenants une recommandation personnalisée d'objets d'apprentissage selon trois stratégies, la première basée sur leur niveau de connaissance (KL) et la deuxième basée sur leur style d'apprentissage (LS) et la troisième reposant sur la prise compte de leur niveau de connaissance et leur style d'apprentissage (KL&LS). L'objectif est de comparer les résultats d'apprentissage obtenus après la réalisation des trois expérimentations basées sur ces trois approches centrées principalement sur l'utilisation du *LearningPartnerBot*.

6.1. Processus du chatbot d'apprentissage adaptatif *LearningPartnerBot*

La figure 27 décrit comment les objets d'apprentissage sont sélectionnés. Le processus commence par le processus de connexion. Si l'apprenant n'a pas été connecté à une session d'étude, l'apprenant doit créer un nouveau compte. Sinon, l'apprenant peut saisir directement son nom d'utilisateur et son mot de passe. Le processus se poursuit ensuite avec la vérification et l'extraction du niveau de connaissances et du style d'apprentissage de l'apprenant à partir de la base de données *LearnerDB*.

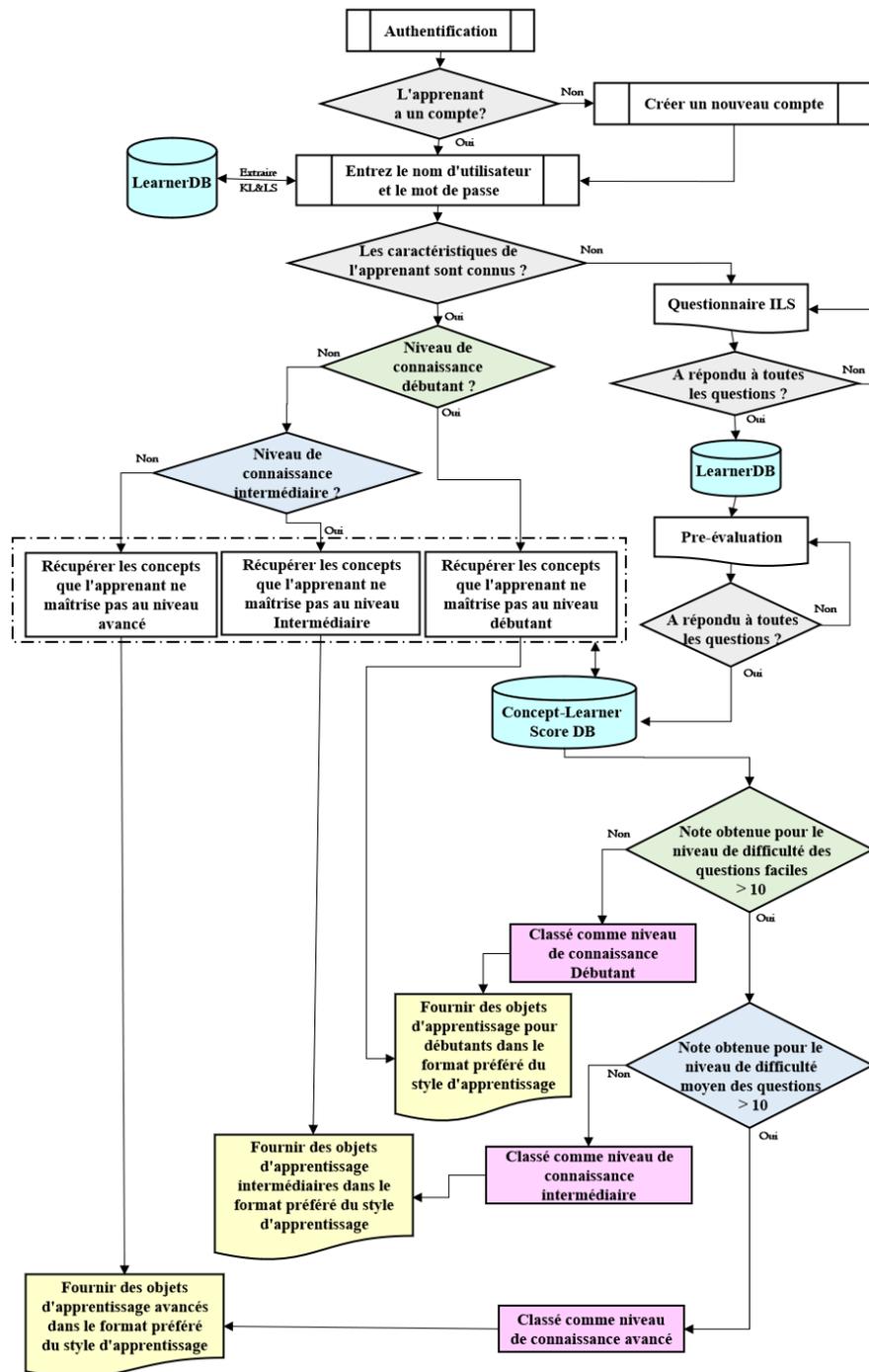


Figure 27 : Processus du moteur d'apprentissage adaptatif basé sur le niveau de connaissance et le style d'apprentissage.

Si l'apprenant a déjà été évalué et a répondu au questionnaire ILS, le style d'apprentissage préféré est récupéré à partir de *LearnerDB* et les concepts non maîtrisés seront récupérés à partir de *Concept-Learner Score DB*, puis l'apprenant recevra des objets d'apprentissage personnalisés, fournis par le chatbot, selon son niveau de connaissances et son style d'apprentissage préféré.

Sinon, l'apprenant doit répondre au questionnaire ILS pour identifier son style d'apprentissage et l'enregistrer dans *LearnerDB*, puis il doit passer un pré-test pour déterminer le niveau de connaissance initiale, et enregistrer le niveau auquel il appartient dans *LearnerDB* et les concepts non maîtrisés seront enregistrés dans *Concept-Learner Score DB*. Chaque question du

pré-test fait référence à une notion du cours, afin d'évaluer l'apprenant sur différentes notions du cours et d'identifier clairement les notions qu'il ne maîtrise pas. La figure 28 montre *Concept-Learner Score DB*, le score obtenu pour un concept pour chaque apprenant, représenté par s_{l_n, c_m} , avec n lignes et m colonnes, où n désigne le nombre d'apprenants $Learners = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$, et m désigne les différents concepts de cours $Concepts = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$.

Concepts Learners	c_1	c_2	c_3	c_m
l_1	s_{l_1, c_1}				
l_2			s_{l_2, c_3}		
⋮					
l_n					s_{l_n, c_m}

Figure 28 : Base de données de score Concept-Apprenant.

Une fois ce processus terminé, le chatbot sélectionne les objets d'apprentissage les plus pertinents et adaptés aux besoins de l'apprenant et affiche une liste d'objets d'apprentissage recommandés sur les concepts que l'apprenant ne maîtrise pas dans le format de son apprentissage préféré style.

6.2. Méthodologie de recherche

6.2.1. Questions de recherche

Le but de cette recherche est d'étudier l'impact de la conception d'un chatbot basé sur l'apprentissage adaptatif sur les résultats d'apprentissage des apprenants. Par conséquent, la principale question de recherche est : « Quelle approche a un impact sur les résultats d'apprentissage des apprenants ? ». Les questions de recherche secondaires sont :

- Approche 1 : Le chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du niveau de connaissance (KL) des apprenants a-t-il un impact sur leurs résultats d'apprentissage ?
- Approche 2 : Le chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du style d'apprentissage (LS) des apprenants a-t-il un meilleur impact sur leurs résultats d'apprentissage que celle basée sur KL ?
- Approche 3 : La combinaison de ces deux approches KL&LS donne-t-elle un meilleur impact que KL seul, et LS seul ?

6.2.2. Hypothèses de recherche

Dans cette recherche, deux caractéristiques des apprenants ont été considérées : le style d'apprentissage (LS) et le niveau de connaissances (KL). La combinaison des deux caractéristiques de l'apprenant est notée KL&LS. Le but de l'étude est d'examiner la validité des hypothèses suivantes :

- La troisième approche où le chatbot fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du niveau de connaissance et du style d'apprentissage

(KL&LS) des apprenants améliore leurs résultats d'apprentissage par rapport à celui basé sur le niveau de connaissance (KL) seul.

- La troisième approche où le chatbot fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du niveau de connaissance et du style d'apprentissage (KL&LS) des apprenants améliore leurs résultats d'apprentissage par rapport à celui basé sur le style d'apprentissage (LS) seul.

6.2.3. Participants

Nous avons programmé notre chatbot sur le module de techniques de programmation C pour fournir la recommandation d'objets d'apprentissage. Nous avons choisi l'Ecole Normale Supérieure de l'Enseignement Technique de Mohammedia (ENSET), une école d'ingénieurs au Maroc pour mener notre expérimentation. L'échantillon comprenait 71 étudiants (52 garçons et 19 filles) qui ont participé à cette étude. Les participants étaient des étudiants en première année cycle d'ingénieur de filières Génie Logiciel et Systèmes Informatiques Distribués (GLSID) et Big Data et Cloud Computing (BDCC), et étaient âgés de 20 à 21 ans. Les participants étaient autorisés à utiliser notre chatbot *LearningPartnerBot* sur n'importe quel appareil de son choix.

6.2.4. Instruments de recherche

6.2.4.1. Questionnaire ILS

Le style d'apprentissage des apprenants a été déterminé à l'aide du questionnaire ILS basé sur ce modèle [54], composé de 44 questions qui se sont avérées efficaces pour identifier le style d'apprentissage de chaque apprenant (explications des différentes dimensions et styles d'apprentissage sont présentés dans le chapitre 1 (cf. 1.1.2)). Nous avons utilisé ce questionnaire car il est le plus largement utilisé dans les systèmes éducatifs et dans l'apprentissage assisté par la technologie et certains chercheurs affirment même qu'il s'agit du modèle de style d'apprentissage le plus approprié à utiliser dans l'apprentissage adaptatif [168], [169], tout en étant facile à mettre en œuvre [170], [171].

Felder et Spurlin ont examiné les études de recherche qui ont rapporté la validité et la fiabilité des preuves de l'ILS et ont suggéré que le questionnaire ILS est un instrument valide et fiable pour déterminer le style d'apprentissage des apprenants pour l'équilibre de la conception pédagogique, les coefficients alpha de Cronbach étaient tous supérieurs à la valeur du critère de 0,5 [172].

6.2.4.2. QuizCbot

Notre chatbot *QuizCbot* est un quiz conversationnel, que nous avons intégré à Moodle, permettant la pré-évaluation dans le langage de programmation C (présenter dans le chapitre 5). Un exemple est montré dans la Figure 22, avec les choix associés. L'apprenant répond en faisant des phrases ou en donnant les options (A, B...).

Les participants, lors de leur connexion initiale à Moodle, ont passé un pré-test en programmation C à l'aide de *QuizCbot* [173] pour déterminer leur niveau de connaissances dans tous les concepts C. La pré-évaluation se compose de 40 questions de différents niveaux de difficulté et dans différents concepts du cours (voir tableau 2), validées par le professeur expérimenté dans le langage de programmation C, permettant de classer correctement le niveau de connaissance de l'apprenant puis d'attribuer le/la au groupe approprié.

6.2.5. Procédure expérimentale

Comme le montre la figure 29, trois expérimentaux ont été proposés afin de valider les hypothèses définies :

- Expérience 1 : celle du chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du niveau de connaissance (KL) seul.
- Expérience 2 : celle du chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du style d'apprentissage (LS) seul.
- Expérience 3 : celle du chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) basées sur les deux caractéristiques (KL&LS).

Les participants passeront un pré-test en programmation C pour déterminer leur niveau de connaissances et identifier les concepts qu'ils ne maîtrisent pas et sur lesquels le chatbot *LearningPartnerBot* s'appuiera pour fournir des recommandations d'objets d'apprentissage personnalisées en fonction de leur niveau. L'utilisation de notre chatbot s'est faite en deux semaines pour la première approche (celle basée sur KL). Après deux semaines d'apprentissage des participants à l'aide de notre chatbot, ils passeront une évaluation formative comme premier post-test.

Après cette première expérience, les participants devront répondre au questionnaire ILS [138] pour déterminer leur style d'apprentissage préféré. Nous reprogrammons notre chatbot pour qu'il soit basé sur la caractéristique du style d'apprentissage des apprenants afin de leur fournir des recommandations d'objets d'apprentissage. Après deux semaines d'apprentissage des participants à l'aide de notre chatbot, ils passeront le deuxième post-test.

Dans la troisième expérience, nous reprogrammons notre chatbot pour qu'il soit basé sur le niveau de connaissance et le style d'apprentissage des apprenants afin de leur fournir des recommandations d'objets d'apprentissage. Après deux semaines d'apprentissage des participants à l'aide de notre chatbot, ils passeront le troisième post-test.

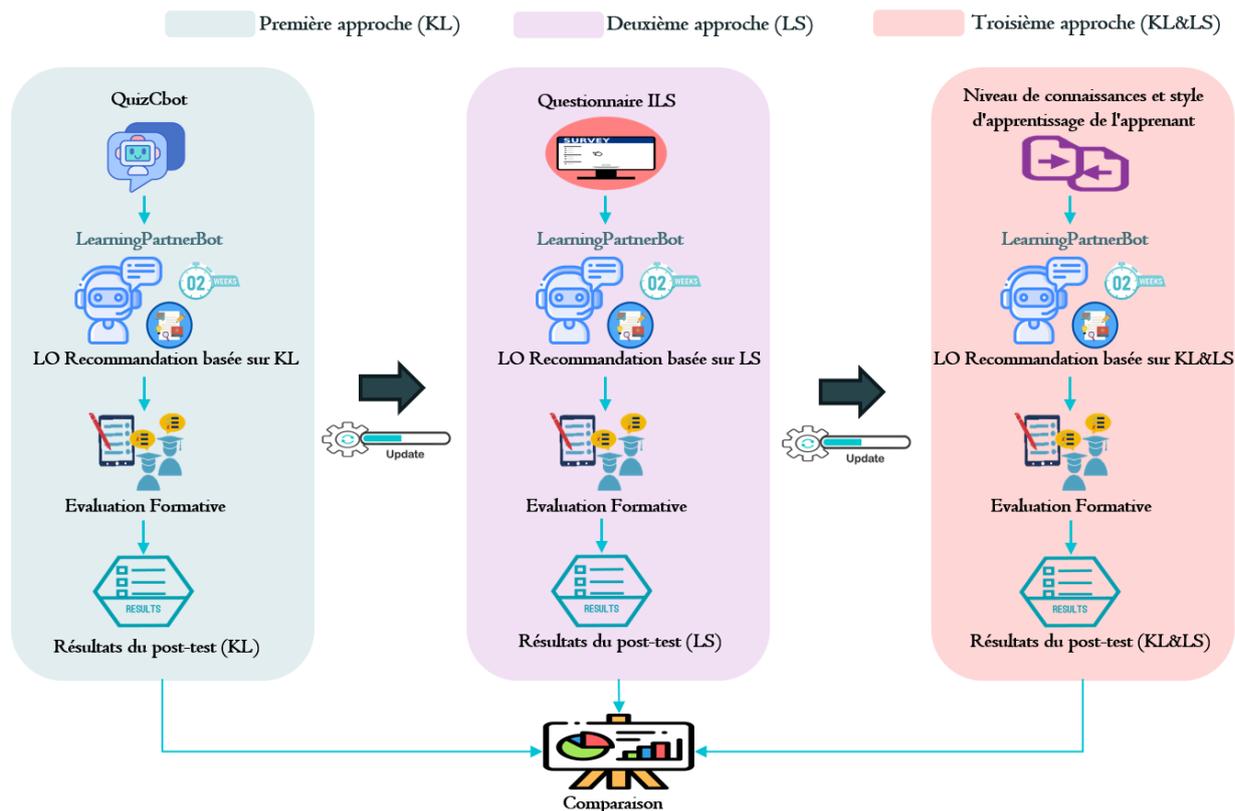


Figure 29 : Conception expérimentale.

Les résultats d'apprentissage de ces trois post-tests seront comparés pour déterminer dans quelle approche les apprenants ont le plus progressé.

6.3. Résultats et discussion

6.3.1. Expérience 2.1 : Recommandations basées sur le niveau de connaissances des apprenants (KL)

Comme présenté dans la section précédente, au début, nous avons programmé notre chatbot pour fournir des recommandations personnalisées d'objets d'apprentissage en fonction du niveau de connaissance des apprenants. Lors de leur connexion initiale à Moodle, ils ont passé un pré-test en programmation C en utilisant *QuizCbot* [173] pour déterminer leur niveau de connaissances dans tous les concepts C.

Après avoir analysé les résultats obtenus de la pré-évaluation, tous les apprenants sont classés au niveau débutant, mais puisqu'il y a par exemple un apprenant au niveau débutant qui a une note de 7 sur 20, et un autre apprenant au même niveau qui a une note de 16 sur 20, les concepts que ces deux apprenants maîtrisent sont complètement différents même s'ils sont classés dans le même niveau. Ainsi, puisque notre approche vise à personnaliser l'apprentissage en apportant à chaque apprenant des notions non maîtrisées, nous avons décidé de diviser ce niveau débutant en trois niveaux supplémentaires (faible, moyen, élevé) afin de fournir à chaque apprenant des recommandations sur les concepts qui ont besoin de plus de soutien selon le niveau auquel ils appartiennent.

Suite au pré-test, *LearningPartnerBot* a fourni des objets d'apprentissage aux apprenants en fonction du niveau auquel ils appartiennent (sur les concepts qu'ils ne maîtrisent pas). Pendant les deux semaines de la première expérimentation, les apprenants ont eu à utiliser les ressources

d'apprentissage sur les différents concepts de techniques de programmation C qui ont été ajoutés dans Moodle, tels que des exercices, des leçons, des quiz.

Le chatbot sélectionne les objets d'apprentissage (de Moodle) les plus pertinents par rapport aux besoins de l'apprenant et recommande, comme le montre la figure 30, une liste d'objets d'apprentissage sur les concepts qu'il a besoin d'apprendre (concepts qu'il ne maîtrise pas). Les listes recommandées par notre chatbot sont cliquables pour faciliter la redirection et la recherche dans Moodle.

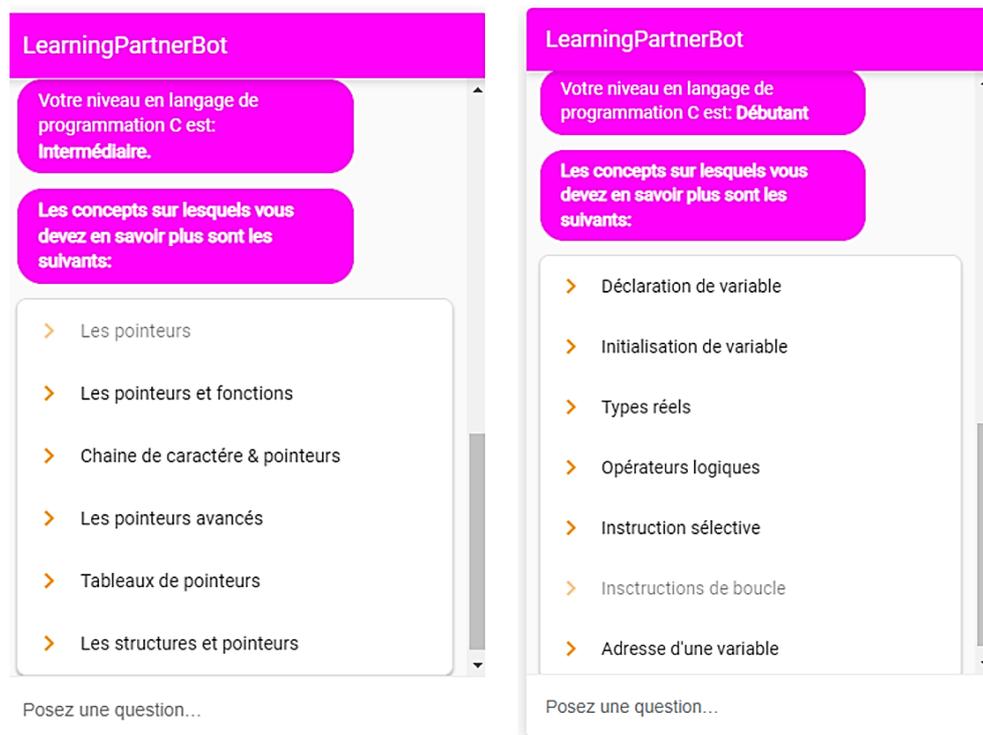


Figure 30 : Exemple de recommandation personnalisée sur les concepts pour deux apprenants différents.

Après ces deux semaines d'apprentissage avec l'aide de notre chatbot (utilisant les recommandations qu'il leur fournit), une évaluation formative considérée comme un post-test leur a été donnée. Les résultats obtenus lors du pré-test et du post-test de cette première expérience sont présentés dans la figure 31.

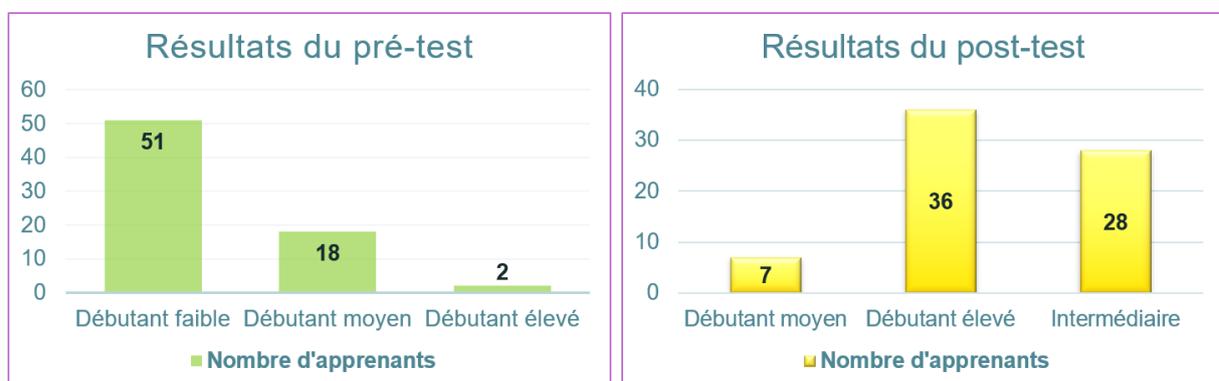


Figure 31 : Résultats du pré-test et du post-test (lors de l'utilisation du chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du niveau de connaissance (KL) seul).

Au pré-test, sur 71 apprenants, 72% des apprenants (51 apprenants) sont au niveau débutant faible, 25% des apprenants (18 apprenants) sont au niveau débutant moyen, et 3% des apprenants (2 apprenants) sont au niveau débutant élevé. Les résultats du post-test montrent qu'il y a une amélioration des résultats, le niveau débutant faible est devenu inexistant et le niveau débutant moyen est passé de 25% (18 apprenants) au pré-test à 10% (7 apprenants) au post-test. Pour le niveau débutant élevé, il y a eu une amélioration de 3% (2 apprenants) à 51% (36 apprenants). Pour le niveau intermédiaire, il y a une augmentation de 0% (aucun apprenant) à 39% (28 apprenants). Ces résultats répondent à notre première question de recherche.

6.3.2. Expérience 2.2 : Recommandations basées sur le style d'apprentissage (LS)

Puis, dans la troisième semaine, nous sommes passés à la deuxième expérience. Pour déterminer le style d'apprentissage préféré des apprenants, nous avons utilisé le questionnaire ILS. La figure 32 montre les styles d'apprentissage des participants obtenus après avoir répondu au questionnaire sur l'indice des styles d'apprentissage 'Index of Learning Styles' [138] pour déterminer leurs styles d'apprentissage. Dans notre expérimentation, le style d'apprentissage auquel appartiennent la plupart des participants est le « style d'apprentissage visuel » à 51 %, suivi du « style d'apprentissage verbal » à 27 %. J'ai donc pris en compte ces deux styles d'apprentissage de la dimension Réception dans la représentation des contenus d'apprentissage qui sont structurés en objets d'apprentissage pour chaque partie. Les deux styles définissent la manière dont les étudiants préfèrent que les informations soient présentées. Les objets d'apprentissage sont fournis dans différents formats et supports afin de répondre aux styles d'apprentissage de chaque apprenant. Il peut s'agir de documents texte (ex. pdf), de présentations (ex : powerpoint), de vidéos, etc. Par exemple, un apprenant visuel préférera regarder une vidéo plutôt que de lire un document pdf, alors qu'un apprenant verbal choisira l'inverse.

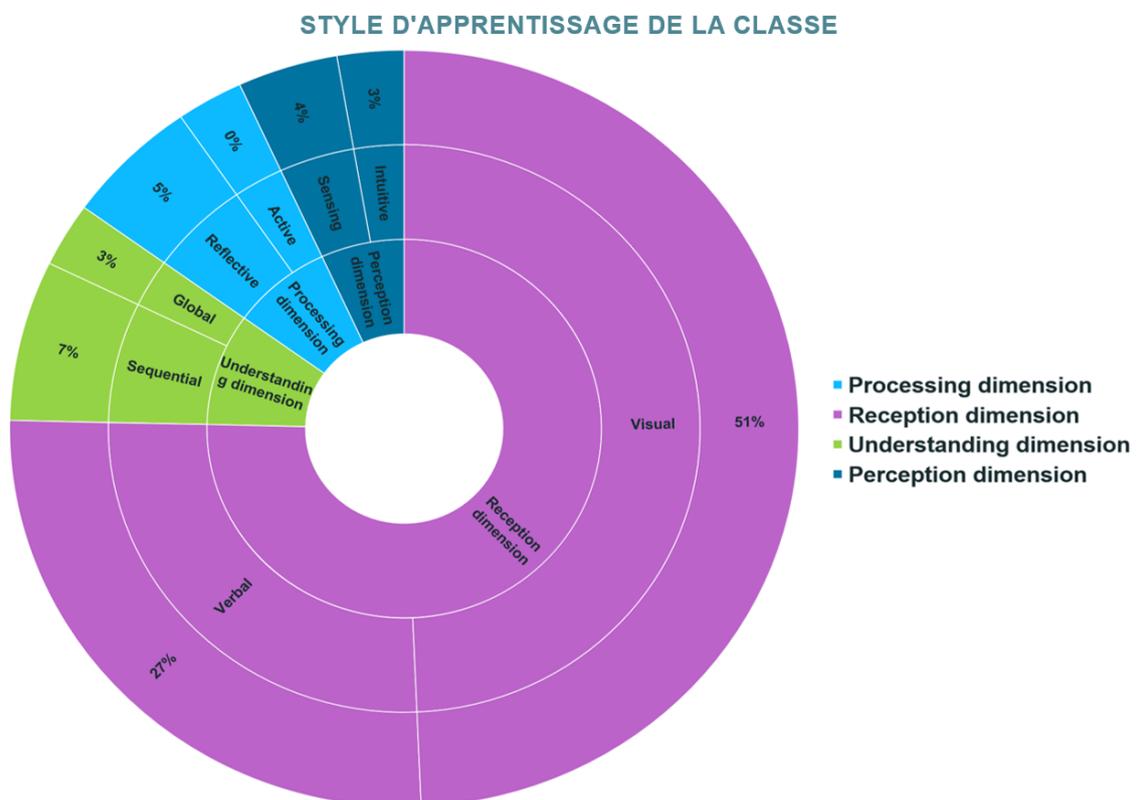


Figure 32 : Styles d'apprentissage de la classe.

Notre chatbot s'appuie sur les résultats de questionnaire pour fournir des recommandations d'objets d'apprentissage en fonction du style d'apprentissage préféré de chaque apprenant. L'objectif final de notre chatbot est de lui permettre de générer des objets d'apprentissage adaptatifs (de Moodle) en fonction du style d'apprentissage de l'apprenant. La figure 33 montre un exemple de recommandation d'objet d'apprentissage pour le cas où l'apprenant est en style d'apprentissage visuel, par exemple, s'il clique sur l'une des recommandations fournies, il le redirigera vers le contenu au format vidéo. Alors que pour un apprenant ayant un style d'apprentissage verbal, notre chatbot recommande, par exemple comme le montre la figure 34, des objets d'apprentissage au format texte, document PDF, présentation Powerpoint. La liste recommandée par notre chatbot *LearningPartnerBot* est cliquable pour faciliter la redirection et la recherche dans Moodle.

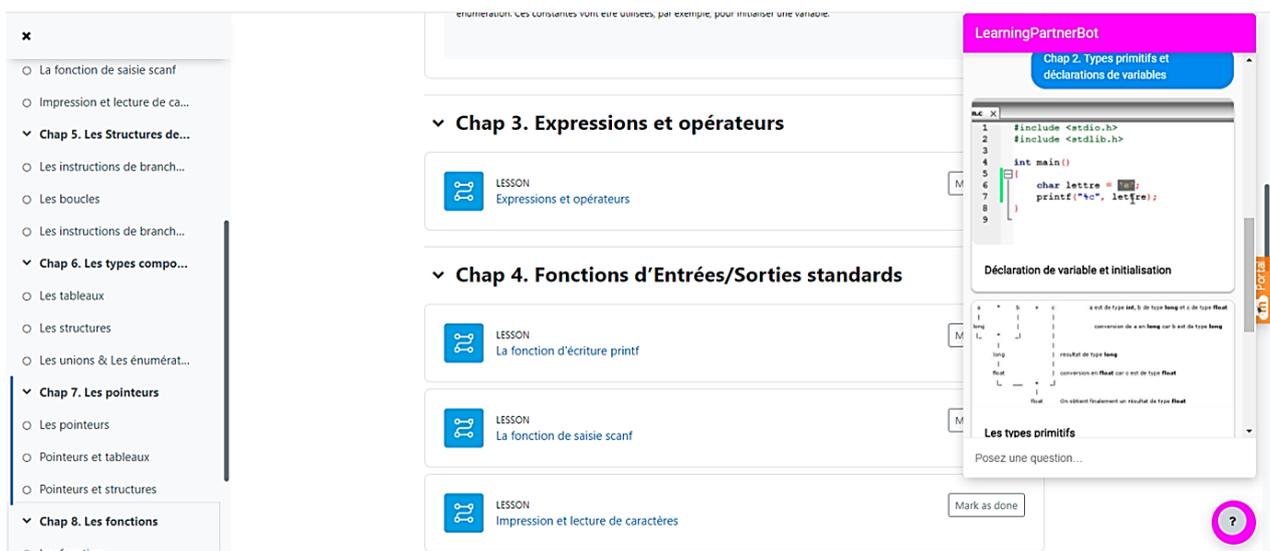


Figure 33 : Exemple de recommandation d'objets d'apprentissage en style d'apprentissage visuel.



Figure 34 : Exemple de recommandation d'objets d'apprentissage en style d'apprentissage verbal.

Le pré-test pour cette deuxième approche (celle basée sur LS) est le résultat de la dernière évaluation formative effectuée qui est le résultat du post-test (Figure 31) de la première approche (celle basée sur KL). Après avoir utilisé le chatbot pendant deux semaines, les

apprenants sont soumis à un autre post-test pour évaluer leurs résultats d'apprentissage. Les résultats sont présentés à la figure 35.

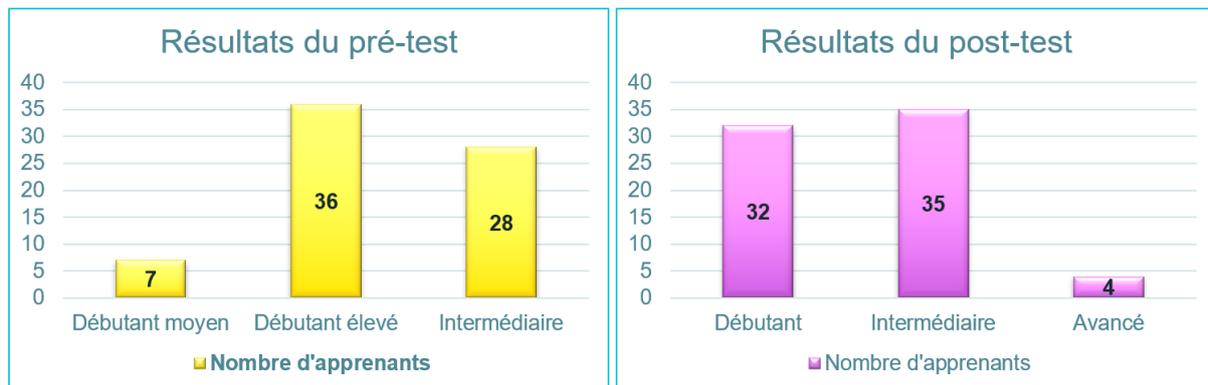


Figure 35 : Résultats du pré-test et du post-test (lors de l'utilisation du chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du style d'apprentissage (LS) seul).

Sur 71 apprenants, il n'y a plus d'apprenants classés au niveau débutant moyen, donc le nombre d'apprenants qui étaient classés aux deux niveaux (débutant moyen, débutant élevé) dans le pré-test est devenu uniquement classé au niveau élevé dans le post-test, c'est pour cela j'ai renommé la classe débutant élevé en classe débutant. Le niveau débutant est passé de 61% au pré-test (10 % débutant moyen et 51 % débutant élevé) à 45 % (32 apprenants) au post-test. Pour le niveau intermédiaire, il y a eu une amélioration de 39% (28 apprenants) à 49% (35 apprenants). Pour le niveau avancé, il y a une augmentation de 0% (aucun apprenant) à 6% (4 apprenants). Ces résultats répondent à notre seconde question de recherche.

6.3.3. Expérience 2.3 : Recommandations basées sur le niveau de connaissances et le style d'apprentissage des apprenants (KL&LS)

Dans la cinquième semaine, nous sommes passés à la troisième expérience. Cette fois, *LearningPartnerBot* s'appuie sur ces deux caractéristiques de l'apprenant (niveau de connaissance, et style d'apprentissage) et fournit aux apprenants les recommandations d'objets d'apprentissage sur les notions non maîtrisées où les apprenants ont besoin de plus (ou moins) d'accompagnement uniquement au niveau auquel ils sont classés. Cela signifie que, par exemple, si un élève est classé au niveau intermédiaire, notre chatbot recommande d'abord des objets d'apprentissage sur les concepts dans lesquels il n'a pas obtenu la moyenne au niveau auquel il appartient, il n'est pas nécessaire de le/la recommander, par exemple, aux concepts de niveau avancé et il/elle n'a pas encore maîtrisé les concepts de niveau intermédiaire. Et ces objets d'apprentissage recommandés sont présentés dans un format adapté aux styles d'apprentissage de chaque apprenant. Ces formats peuvent être des documents texte (par exemple, des pdf), des présentations (par exemple, des diapositives Powerpoint), des vidéos, etc. Un exemple d'objets d'apprentissage recommandés, illustré à la figure 36, pour le cas où l'apprenant est dans un style d'apprentissage verbal et ne maîtrise pas les notions de C, pointeurs, pointeurs et tableaux, fonctions, pointeurs et structures, S'ils cliquent sur une des recommandations fournies, cela les redirigera vers le contenu en texte, document PDF, présentation Powerpoint. Les listes recommandées par notre chatbot *LearningPartnerBot* sont cliquables pour faciliter la redirection et la recherche dans Moodle.

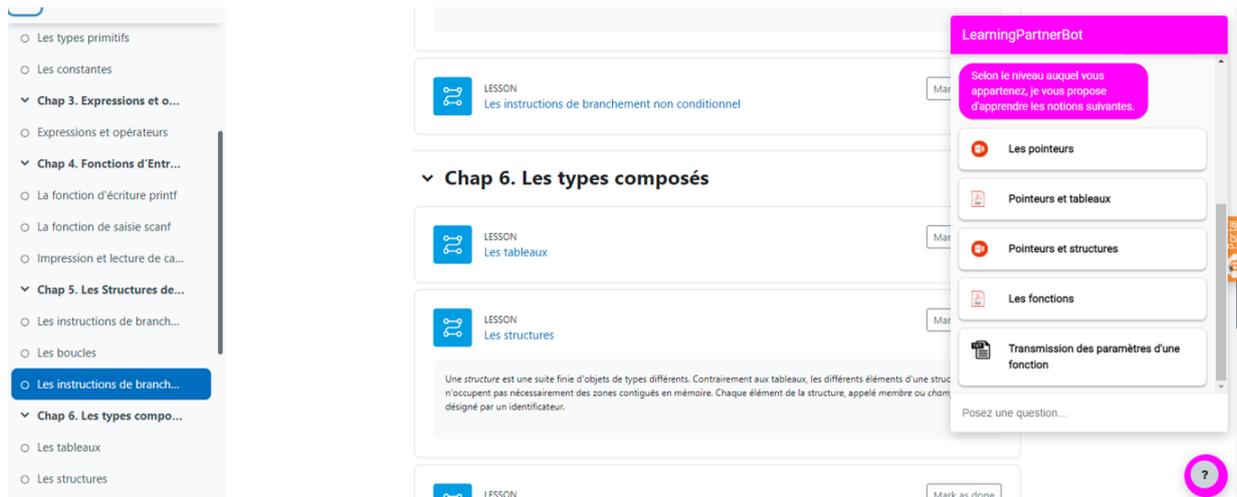


Figure 36 : Exemple de recommandation d'objets d'apprentissage pour le style d'apprentissage verbal de niveau intermédiaire.

Le pré-test pour cette troisième approche (celle basée sur les deux caractéristiques KL&LS) est le résultat de la dernière évaluation formative effectuée qui est le résultat du post-test (Figure 35) de la deuxième approche (celle basée sur LS). Après avoir utilisé le chatbot pendant deux semaines, les apprenants sont soumis à un autre post-test pour évaluer leurs résultats d'apprentissage. Les résultats sont présentés à la figure 37.

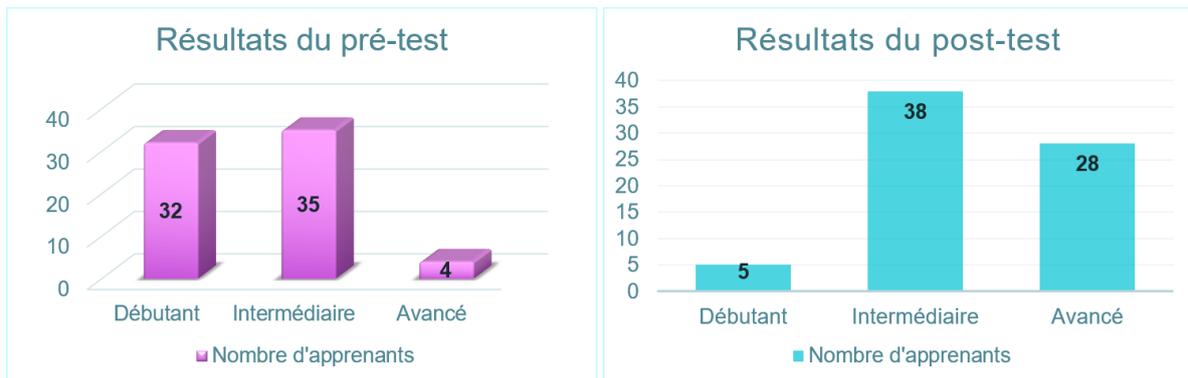


Figure 37 : Résultats du pré-test et du post-test (lors de l'utilisation du chatbot qui fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du niveau de connaissance et du style d'apprentissage (KL&LS)).

Sur 71 apprenants, il y a une amélioration des résultats, le niveau débutant est passé de 45% (32 apprenants) au pré-test à 7% (5 apprenants) au post-test. Pour le niveau intermédiaire, il y a eu une amélioration de 49% (35 apprenants) à 54% (38 apprenants). Pour le niveau avancé, il y a une augmentation de 6 % (4 apprenants) à 39 % (28 apprenants). La figure 38 résume les résultats d'apprentissage entre le pré-test et le post-test des trois approches réalisées.

Comparaison du niveau de connaissance entre pré-test et post-tests

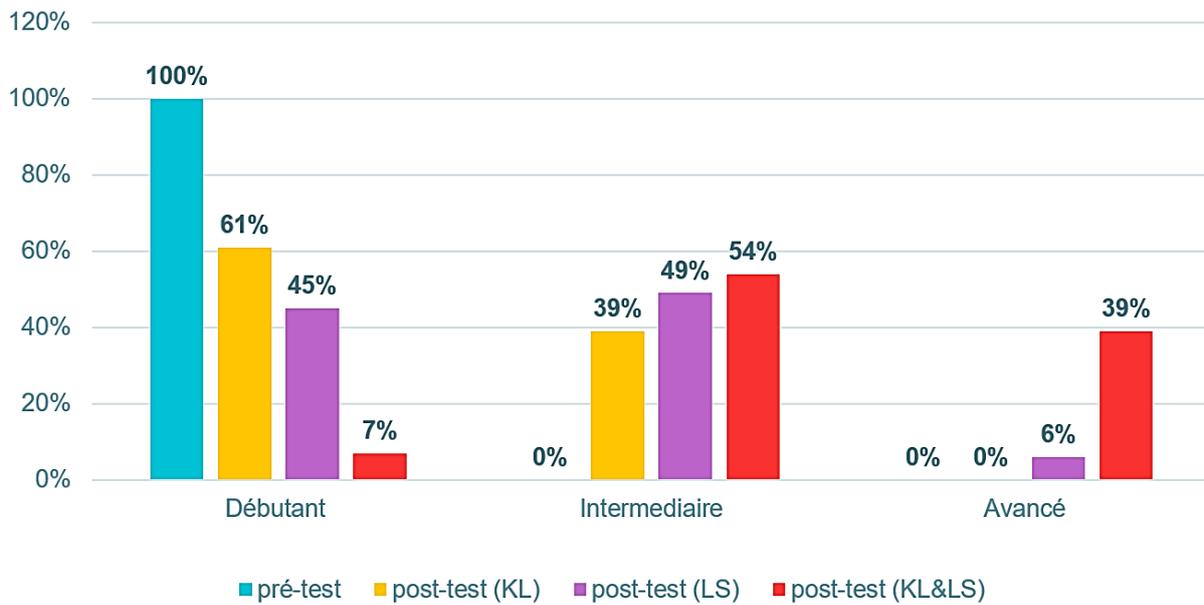


Figure 38 : Comparaison du niveau de connaissance entre le pré-test et les post-tests.

La figure 39 répond à nos troisièmes questions de recherche, elle montre une comparaison des apprenants qui ont amélioré dans leurs résultats d'apprentissage après avoir utilisé notre chatbot dans les trois approches, 57 % des apprenants (51 apprenants) se sont améliorés dans la troisième approche (basée sur KL&LS), tandis que 31 % des apprenants (28 apprenants) se sont améliorés dans la première approche (basée sur KL), et seulement 12 % des apprenants (11 apprenants) se sont améliorés dans la seconde approche (basée sur LS), ce qui indique que l'approche où le chatbot fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du niveau de connaissance et du style d'apprentissage combinés (KL&LS) a amélioré les résultats d'apprentissage des apprenants par rapport à l'approche basée sur le niveau de connaissance (KL) seul et à l'approche basée sur le style d'apprentissage seul. Les hypothèses proposées précédemment sont confirmées par ces résultats.

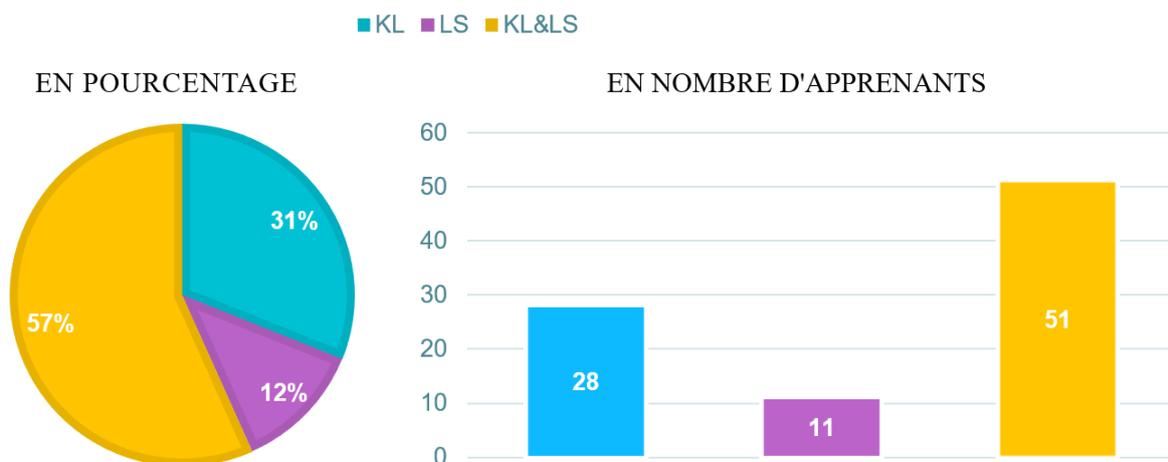


Figure 39 : Comparaison des apprenants qui ont progressé dans les résultats d'apprentissage entre KL et LS et KL&LS.

Nous avons posé aux apprenants après chaque post-test les questions suivantes : "Q1 : Les recommandations fournies par notre chatbot *LearningPartnerBot* ont-elles été utiles dans votre processus d'apprentissage ?" ; "Q 2 : Comment évaluez-vous l'expérience globale avec *LearningPartnerBot* ?", pour connaître leur satisfaction envers les recommandations et leur satisfaction envers le chatbot pour chacune des trois approches. Le tableau 4 montre la répartition des réponses à chaque question.

Tableau 4 : Questions d'évaluation.

	Satisfaction de la recommandation			Satisfaction de chatbot		
	Approche 1 (basé sur KL)	Approche 2 (basé sur LS)	Approche 3 (basé sur KL&LS)	Approche 1 (basé sur KL)	Approche 2 (basé sur LS)	Approche 3 (base sur KL&LS)
Très intéressant	92%	73%	96%	94%	91%	98%
Pas du tout intéressant	0%	2%	0%	0%	0%	0%
Intéressant	8%	25%	4%	6%	9%	2%

Les réponses aux questionnaires montrent que les apprenants étaient satisfaits de la recommandation et du chatbot dans les trois approches. Plus précisément, dans la troisième approche (basée sur le niveau de connaissance et du style d'apprentissage KL&LS) ils étaient plus satisfaits que dans le premier (celui basé sur le niveau de connaissance uniquement), et par rapport à ce dernier, les apprenants étaient encore plus satisfaits que dans le second approche (celui basé sur le style d'apprentissage uniquement). Ainsi, sur la base de ces résultats, nous concluons que notre chatbot *LearningPartnerBot* a été perçu comme intéressant et utile pour fournir aux apprenants des recommandations personnalisées d'objets d'apprentissage.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le processus du chatbot d'apprentissage adaptatif et la méthodologie et une discussion des résultats de l'analyse de cette étude. Nous avons comparé les résultats d'apprentissage obtenus après la réalisation de trois expérimentations basées sur trois approches. Les résultats obtenus montrent que la troisième approche où le chatbot fournit des recommandations d'objets d'apprentissage (LO) en fonction du niveau de connaissance et du style d'apprentissage (KL&LS) des apprenants améliore leurs résultats d'apprentissage par rapport à celui basé sur le niveau de connaissance (KL) seul et par rapport à celui basé sur le style d'apprentissage (LS) seul. Sur la base des résultats obtenus à partir des questions posées aux apprenants, après le post-test, qui ont été menées pour évaluer leur satisfaction envers les recommandations et le chatbot, nous avons conclu que notre chatbot *LearningPartnerBot* est perçu comme intéressant et utile et montre une attitude positive des apprenants.

Le chapitre suivant sera consacré à l'intégration d'un chatbot dans Moodle, nommé *POObot*, pour fournir une expérience d'apprentissage innovante et interactive aux étudiants qui peuvent s'engager dans un apprentissage conversationnel, où ils peuvent interagir avec le chatbot pour apprendre des concepts de programmation orientée objet (POO).

Chapitre 7 : Expérience 3 - Intégration du Chatbot dans la plateforme Moodle pour une expérience d'apprentissage personnalisée en POO

Introduction

Ce chapitre présente l'intégration d'un chatbot que nous l'avons nommé *POObot* dans le système de gestion de l'apprentissage Moodle pour fournir une expérience d'apprentissage innovante et interactive aux étudiants inscrits au cours de programmation orientée objet (POO). Une expérience a été menée sur 78 participants répartis en trois groupes, un groupe qui a l'accès à Moodle pour un cours en ligne C++ sans faire de quiz, un groupe qui a l'accès à Moodle pour un cours en ligne C++ avec quiz et un groupe qui a l'accès à Moodle pour un cours en ligne C++ avec l'utilisation d'un chatbot conçu pour fournir un soutien personnalisé à l'apprentissage. En intégrant un chatbot, les étudiants peuvent s'engager dans un apprentissage conversationnel, où ils peuvent interagir avec le chatbot pour apprendre des concepts de programmation.

Le chatbot *POObot* offrira une conversation structurée pendant la formation, guidant les étudiants à travers divers sujets POO et fournissant des explications, des exemples et des extraits de code pour faciliter leur compréhension. Cette approche conversationnelle favorise une expérience d'apprentissage engageante et encourageant la participation active.

De plus, le chatbot proposera des quiz au début et à la fin de chaque chapitre. Ces quiz permettront aux étudiants d'évaluer leurs progrès et d'auto-évaluer leur compréhension de la matière du cours. Ces quiz seront intégrés de façon transparente dans la conversation, fournissant un feedback immédiat sur leurs réponses. Le chatbot suivra leur taux d'achèvement, les scores obtenus à chaque quiz et le score total, offrant aux étudiants une image claire de leurs progrès.

Pour améliorer encore l'expérience d'apprentissage, le chatbot fournira des feedbacks personnalisés aux étudiants en fonction de leurs résultats au quiz et de leurs performances. Il identifiera les concepts d'amélioration et proposera des recommandations personnalisées pour aider les étudiants à renforcer leur compréhension de concepts spécifiques. Ces feedbacks permettront aux apprenants de suivre leurs progrès, d'identifier leurs forces et leurs faiblesses et de concentrer leurs efforts sur les concepts qui nécessitent une plus grande attention. De plus, le chatbot permettra aux étudiants de suivre l'achèvement de divers concepts et chapitres du cours POO. Il fournira un aperçu complet des concepts qu'ils ont suivis, leur permettant de suivre leurs progrès et de rester organisés tout au long de leur parcours d'apprentissage.

En intégrant ce chatbot dans Moodle, nous visons à offrir aux étudiants une expérience d'apprentissage dynamique et interactive. Les étudiants auront accès à une plateforme d'apprentissage complète qui combine des instructions conversationnelles, des quiz d'auto-évaluation, à un suivi des progrès, à des feedbacks personnalisés et à des recommandations sur mesure. Cette proposition permet aux étudiants de prendre le contrôle de leur apprentissage, de suivre leurs progrès et de recevoir un soutien et des recommandations en temps opportun, améliorant ainsi leurs résultats d'apprentissage globaux dans le cours POO.

7.1. Chatbot POObot

7.1.1. Conversation Flowchart

La figure 40 illustre l'organigramme de conversation du chatbot *POObot*, conçu pour faciliter le processus d'apprentissage des concepts de programmation orientés objets (POO) en C++. La conversation commence par un message de salutations, offrant à l'apprenant deux options : apprendre un nouveau concept ou suivre ses progrès. Si l'apprenant veut apprendre un nouveau concept, *POObot* l'invite à spécifier le concept souhaité. Une fois identifié, le chatbot guide l'apprenant à travers un Test 1 composé de cinq questions liées au concept choisi. À la fin du Test 1, l'apprenant s'engage dans une expérience d'apprentissage conversationnel, acquérant des connaissances sur le concept. Par la suite, l'apprenant passe le Test 2, qui comprend les mêmes cinq questions que le Test 1, pour évaluer ses progrès.

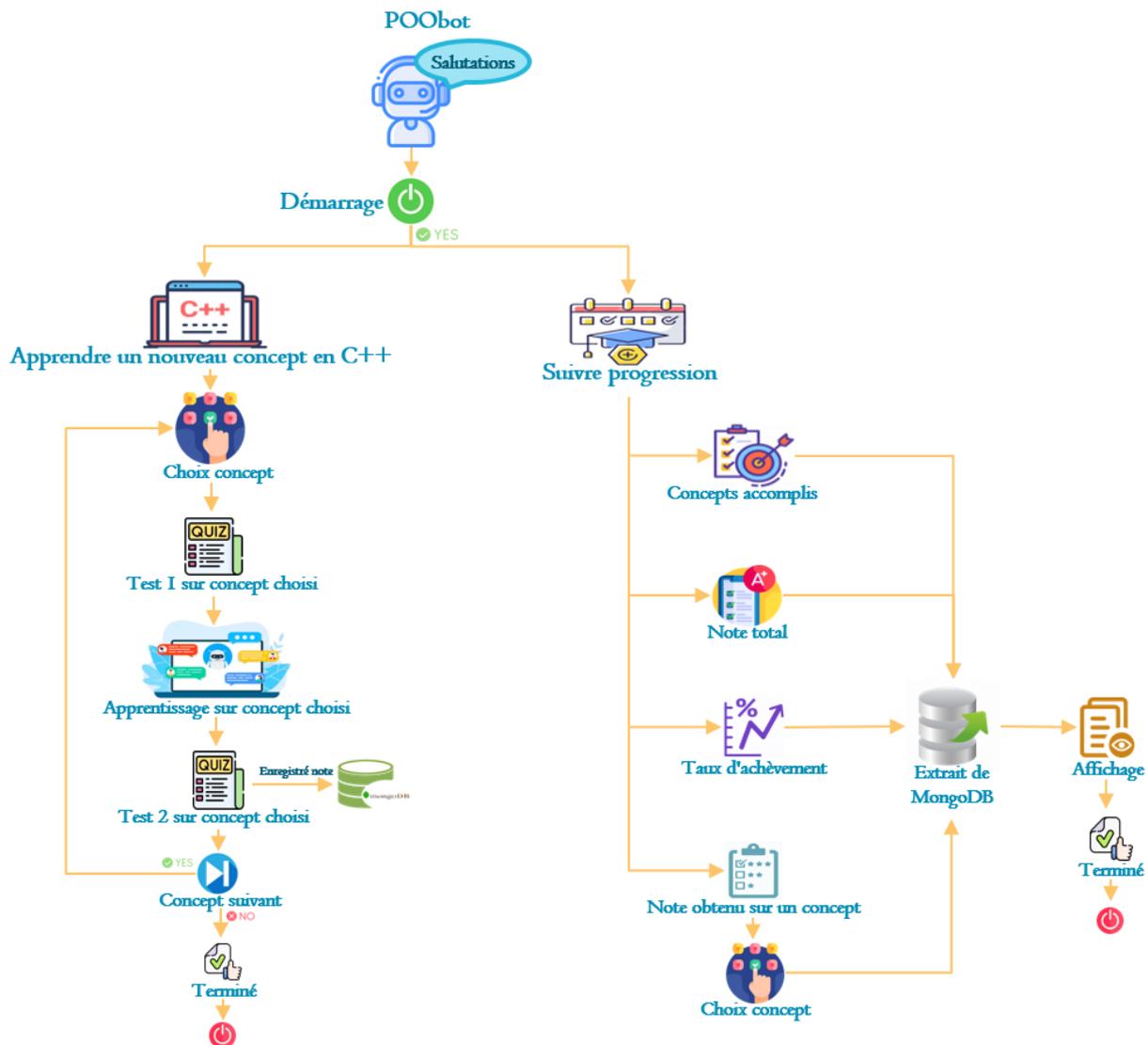


Figure 40 : Organigramme de conversation

Tout au long de la conversation, *POObot* génère des feedbacks après chaque réponse. Le chatbot enregistre les scores obtenus au Test 1 et au Test 2 dans la base de données MongoDB. Il offre également à l'apprenant la possibilité de se renseigner sur ses scores. Si le score de l'apprenant dépasse 3, *POObot* délivre un feedback de félicitations. Cependant, si le score est inférieur, le chatbot fournit des messages de motivation ainsi que des recommandations de ressources supplémentaires pour améliorer leur compréhension du concept.

En exploitant la base de données MongoDB, *POObot* permet aux apprenants de suivre leurs progrès. Les apprenants peuvent savoir les concepts qu'ils ont acquis, leur score global sur C++ et le taux d'achèvement. De plus, le chatbot affiche le score obtenu pour un concept spécifique sur demande. Dans les cas où l'apprenant cherche à connaître le score d'un concept non appris, *POObot* l'informe de son statut actuel et lui propose de l'étudier s'il le souhaite. Étant donné que les scores des tests sont mesurés à l'origine sur une échelle de 5 (cinq questions pour chaque test), le chatbot convertit ces scores de manière transparente et fournit le score total ou le score d'un concept spécifique sur une échelle de 20.

Globalement, le chatbot *POObot* offre aux apprenants une expérience d'apprentissage guidée, des feedbacks et recommandations personnalisés et un suivi des progrès, favorisant une approche plus efficace et engageante pour maîtriser les concepts POO en C++.

7.1.2. Interfaces Chatbot POObot

Dans le cadre de notre étude, nous avons implémenté le chatbot spécifiquement pour le groupe 3, qui a l'accès à Moodle pour un cours en ligne C++ avec l'utilisation du chatbot conçu pour fournir un soutien personnalisé à l'apprentissage, en veillant à ce que le chatbot soit affiché exclusivement pour leur usage plutôt que d'être visible sur toutes les pages de cours dans Moodle. La figure 41 illustre l'intégration du chatbot dans Moodle, offrant un cours dédié axé sur la programmation orientée objet (POO).

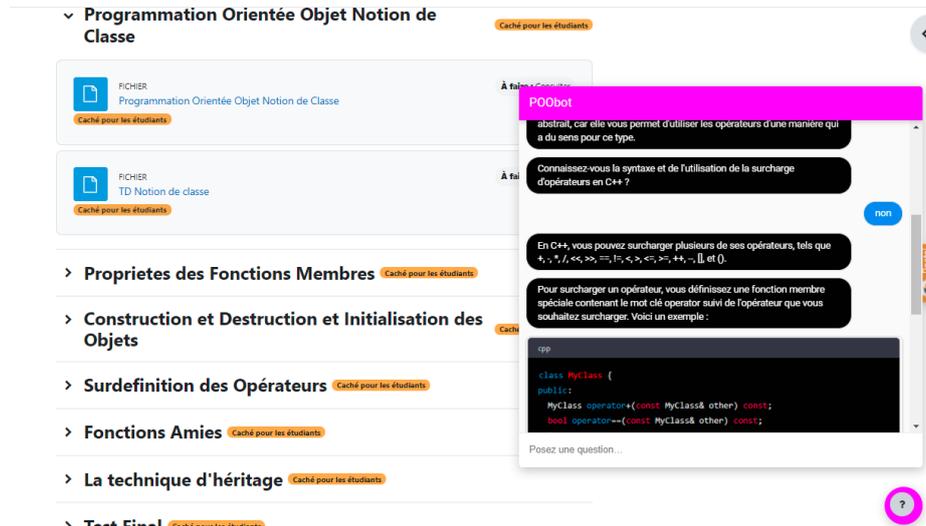


Figure 41 : Chatbot POObot intégré dans Moodle.

La figure 42 présente la fonctionnalité du chatbot en fournissant aux étudiants un pré-test avant qu'ils ne se lancent dans l'apprentissage du sujet choisi. Cette évaluation initiale sert à évaluer leurs connaissances et leur compréhension existantes.

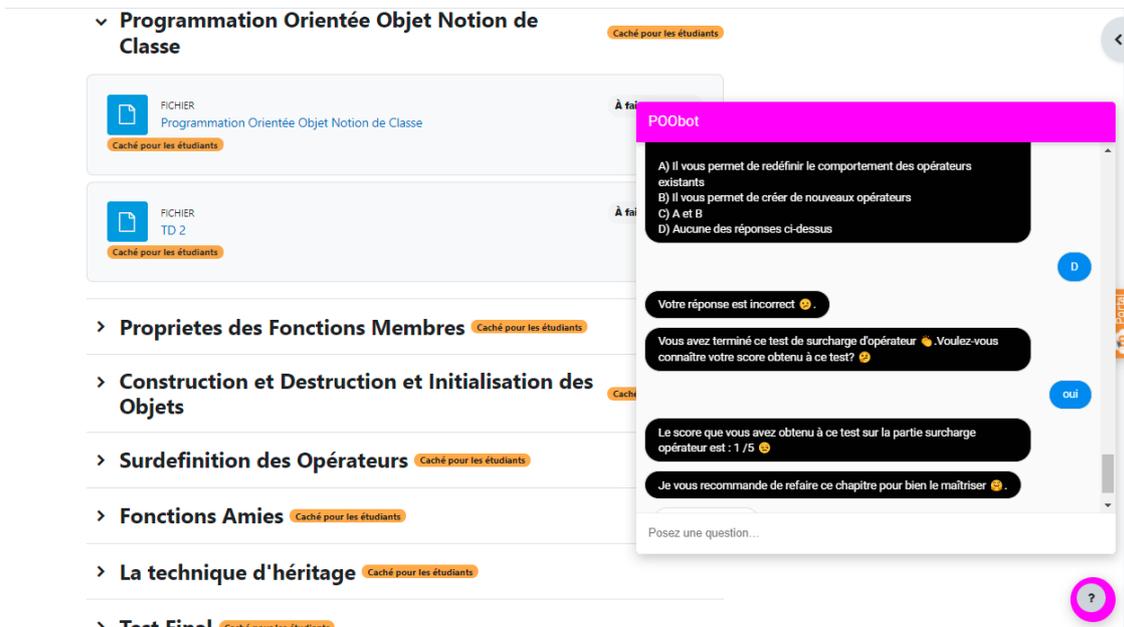


Figure 42 : Test pré-chapitre sur POObot.

La figure 43 montre un exemple de sélection du chapitre Fonctions Amies. Une fois que l'apprenant a pris la décision d'étudier le concept des fonctions amies, il passe un test qui comprend des questions spécifiquement liées au sujet choisi. À la fin du test, l'apprenant entre

dans une expérience d'apprentissage conversationnelle facilitée par *POObot*, où il acquiert des connaissances approfondies sur le concept. Par la suite, l'apprenant passe un test de suivi, qui comprend le même ensemble de questions que le test initial, ce qui lui permet d'évaluer ses progrès.

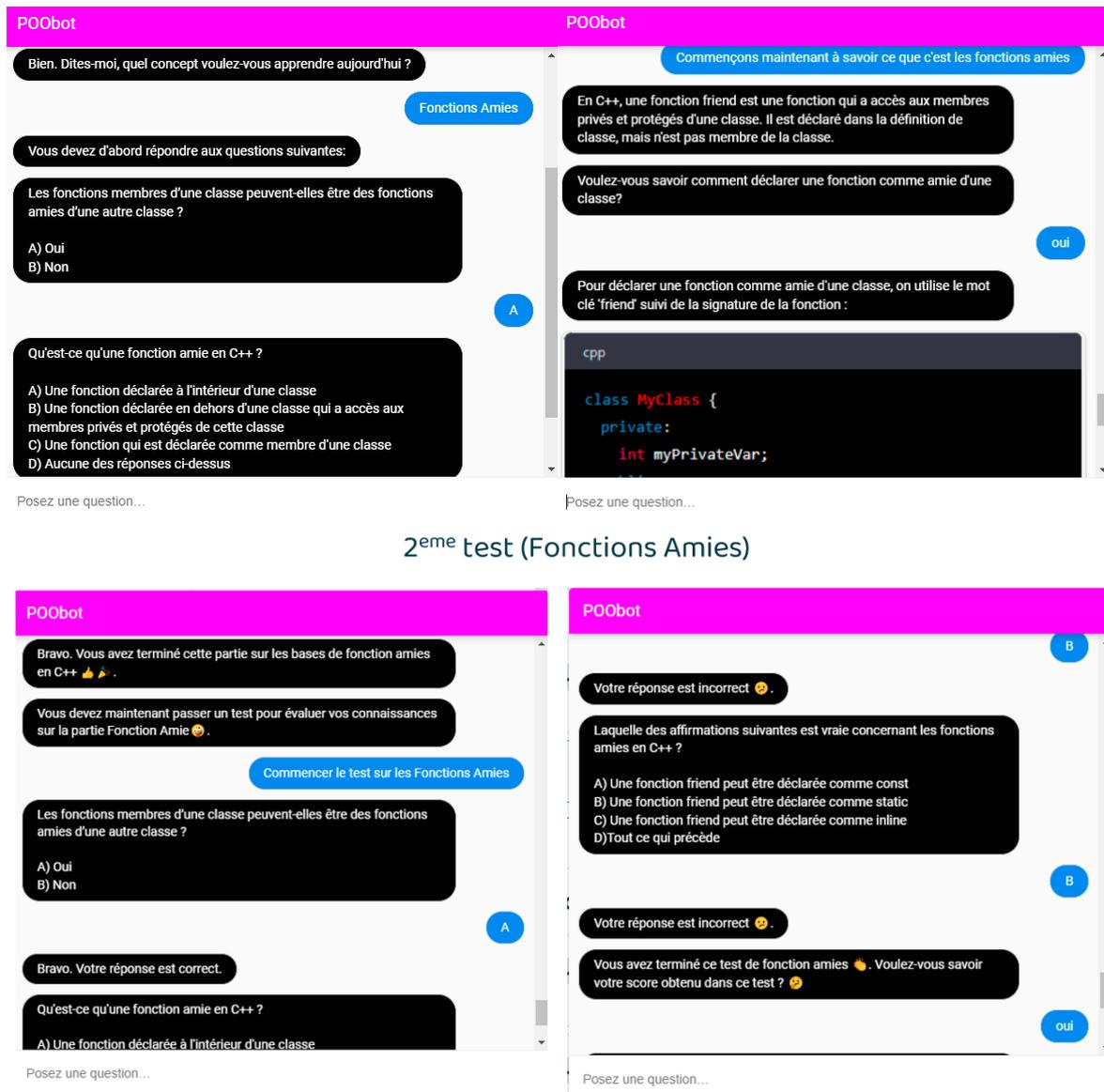


Figure 43 : Exemple d'apprentissage & test.

Tout au long de cet échange conversationnel, *POObot* génère des feedbacks après chaque réponse, fournissant à l'apprenant un aperçu de son score obtenu. La figure 44 illustre que si le score de l'apprenant est égal ou supérieur à 4, *POObot* fournit des feedbacks de félicitations. À l'inverse, le chatbot offre un feedback de motivation et recommande des ressources supplémentaires pour améliorer la compréhension du concept par l'apprenant.

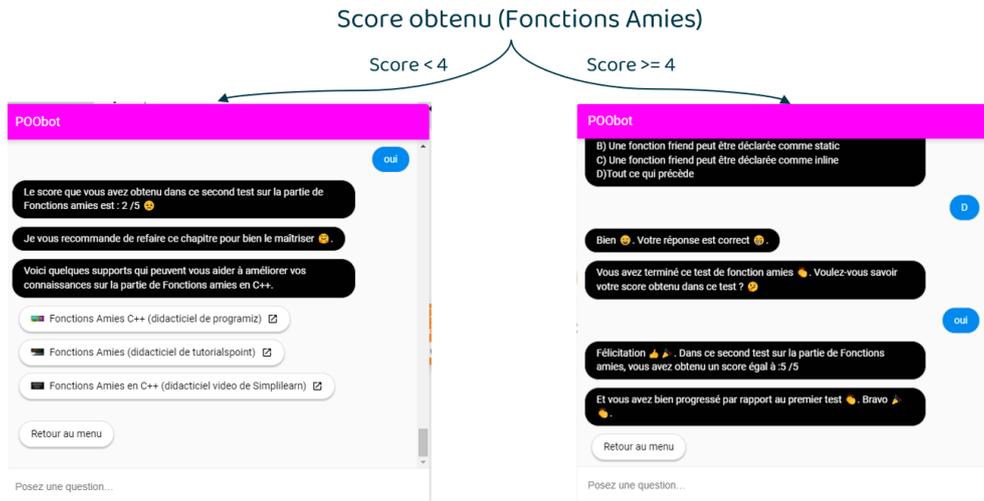


Figure 44 : Exemple de Feedback & Recommandation.

La figure 45 montre d'autres fonctions du chatbot *POObot*, qui permet aux apprenants de surveiller et de suivre efficacement leurs progrès. Grâce à cette fonctionnalité, les apprenants gagnent en visibilité sur les concepts qu'ils ont suivis avec succès, leur score total en C++, ainsi que le score attribué à un concept spécifique de leur choix. Cela permet aux apprenants d'avoir un aperçu clair de leurs réalisations et de vérifier leur compétence dans les différentes parties du cours. En fournissant cette fonctionnalité complète de suivi des progrès, *POObot* garantit que les apprenants ont accès à des informations précieuses qui les aident à améliorer leur expérience d'apprentissage globale.

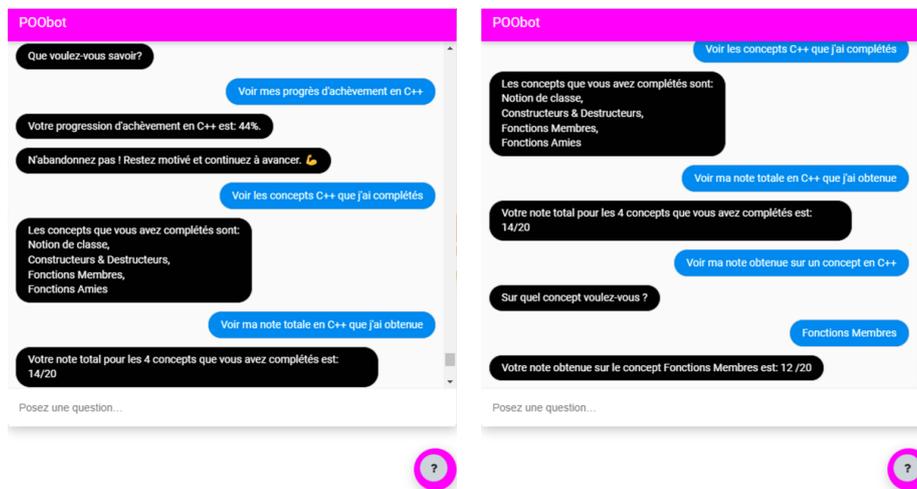


Figure 45 : Suivre les progrès.

De plus, le chatbot présente le taux d'achèvement, comme illustré à la figure 46. Les apprenants qui ont atteint un taux d'achèvement compris entre 50 % et 99 % sont encouragés par *POObot*, qui met en évidence leurs progrès et met l'accent sur le fait qu'ils ont presque terminé le cours C++. Après avoir atteint 100 % d'achèvement, le chatbot adresse ses félicitations, signifiant la réussite de son parcours d'apprentissage. Pour les apprenants qui ont terminé moins de 50 % du cours, le chatbot sert de force de motivation, les encourageant à persévérer et à rester motivés.

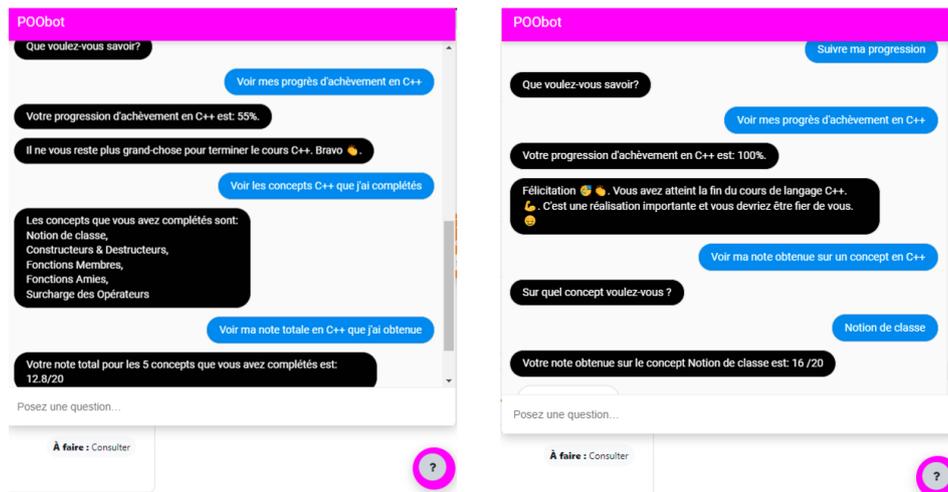


Figure 46 : Exemple de taux d'achèvement.

Dans les cas où les apprenants cherchent à connaître le score d'un concept non appris, *POObot* fournit son statut actuel et offre la possibilité de l'étudier, comme le montre la figure 47.

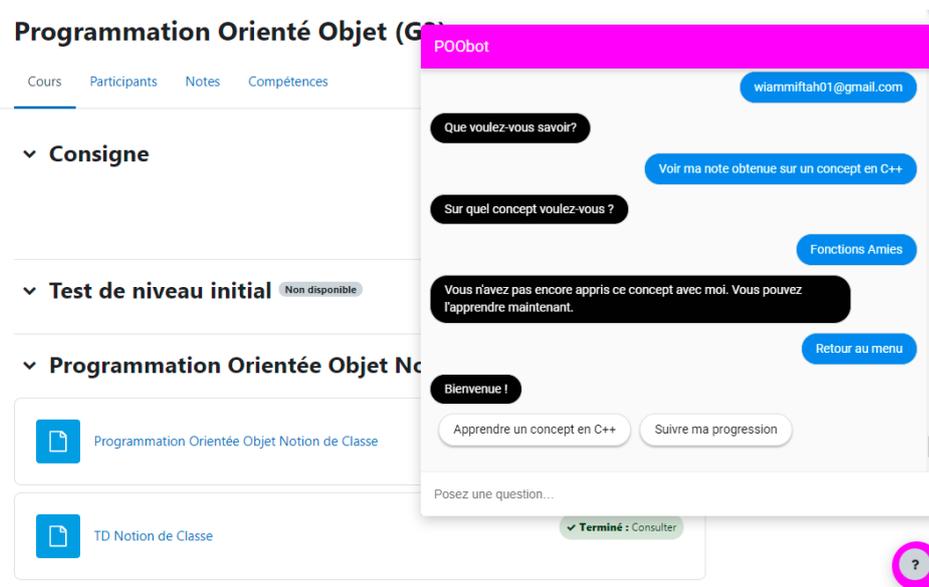


Figure 47 : Affichage du POObot pour un score pour un concept non appris

7.2 Méthodologie de la recherche

7.2.1. Questions de recherche

La présente étude vise à étudier l'impact de l'intégration d'une fonctionnalité de chatbot dans la plateforme d'apprentissage Moodle pour le cours sur la programmation orientée objet (POO). Les questions de recherche guidant cette étude sont les suivantes :

- (1) En quoi l'expérience d'apprentissage et les performances diffèrent-elles entre les participants des trois groupes, à savoir le premier groupe utilise Moodle sans quiz, le deuxième groupe utilise Moodle avec quiz et le troisième groupe utilise Moodle avec chatbot intégré ?
- (2) Quel est l'impact de la fonctionnalité de chatbot intégrée à la plateforme Moodle sur les résultats d'apprentissage des participants ?
- (3) Comment les résultats d'apprentissage des participants utilisant Moodle avec chatbot intégré se comparent-ils à ceux utilisant Moodle avec quiz seul ?

En abordant ces questions de recherche, cette étude vise à fournir des informations sur l'efficacité de l'intégration du chatbot sur la plateforme Moodle dans l'amélioration de l'expérience d'apprentissage.

7.2.2. Hypothèses de recherche

Dans cette étude, nous avons formulé deux hypothèses pour étudier l'impact de différentes méthodes et technologies d'apprentissage sur les résultats d'apprentissage des participants.

- Hypothèse nulle (**H0**) : Il n'y a pas de différence significative dans les résultats d'apprentissage entre les trois groupes : Moodle sans quiz (Groupe 1), Moodle avec quiz (Groupe 2) et Moodle avec chatbot intégré (Groupe 3).

- Hypothèse alternative (**H1**) : Il existe une différence significative dans les résultats d'apprentissage entre les trois groupes, ce qui indique que l'utilisation de Moodle avec chatbot intégré (Groupe 3) conduit à des résultats d'apprentissage supérieurs par rapport à Moodle sans quiz (Groupe 1) et Moodle avec quiz (Groupe 2).

L'hypothèse nulle indique que l'inclusion de la fonctionnalité de chatbot dans Moodle n'a pas d'impact significatif sur les résultats d'apprentissage du groupe 3, tandis que l'hypothèse alternative suggère que la fonctionnalité de chatbot conduit à de meilleurs résultats d'apprentissage par rapport à l'utilisation de quiz seuls. La deuxième hypothèse nous permet d'examiner si l'inclusion d'un chatbot dans la plateforme Moodle améliore l'expérience d'apprentissage et la performance des participants.

En testant ces hypothèses, nous visons à mieux comprendre l'efficacité des différentes approches et technologies pédagogiques pour faciliter l'apprentissage et améliorer les résultats d'apprentissage.

7.2.3. Participants à la recherche

Cette étude est menée sur une population de 78 étudiants en première année cycle d'ingénieur (figure 48 montre leur profil démographique), tous suivant des cours organisés selon une modalité d'apprentissage mixte, qui tire parti à la fois de l'apprentissage en présentiel et en ligne. Les étudiants ont suivi un cours intitulé « Programmation orientée objet (POO/C++) » sur une période de trois semaines, avec deux sessions par semaine. Le cours a été finalisé par un test final pour les évaluer.

Les participants ont été assignés au hasard en trois groupes de 26 étudiants et ont un support d'apprentissage similaire, mais avec trois processus de formation en ligne différents: un groupe qui a l'accès à Moodle pour un cours en ligne C++ sans faire de quiz, un groupe qui a l'accès à Moodle pour un cours en ligne C++ avec quiz et un groupe qui a l'accès à Moodle pour un cours en ligne C++ avec l'utilisation d'un chatbot conçu pour fournir un soutien personnalisé à l'apprentissage.

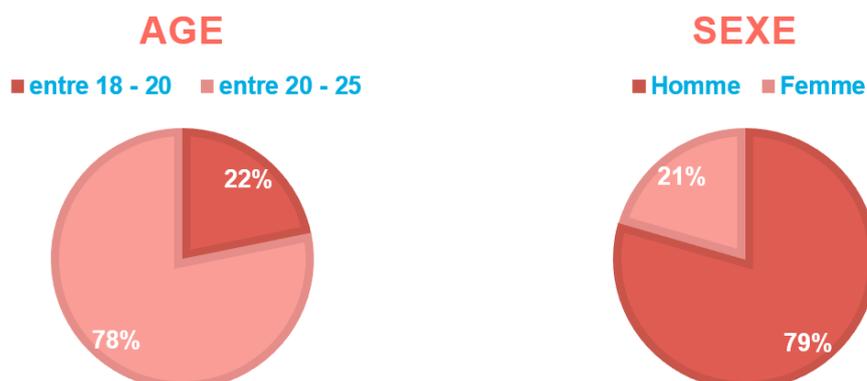


Figure 48 : Démographique profile de participants

7.2.4. Collecte de données

Pour les trois groupes de l'expérience basée sur Moodle, les données suivantes ont été collectées dans le but de mesurer l'expérience d'apprentissage. Le processus d'évaluation de notre étude impliquait plusieurs tests pour mesurer la compréhension des participants de la programmation orientée objet (POO). Le test initial, appelé pré-test, a été effectué au début du cours et comprenait 20 questions à choix multiples liées aux concepts de la POO. Suite à cela, des tests formatifs, à savoir Test1 et Test2, ont été administrés avant et après chaque chapitre du cours. Chaque test formatif comportait cinq questions et les deux tests contenaient la même série de questions. Ces tests visaient à évaluer les progrès des apprenants après avoir étudié chaque chapitre. Plus précisément, le Test1 a été effectué avant que l'apprenant ne commence à étudier le chapitre N, tandis que le Test2 a eu lieu après la fin du chapitre N. Ce processus a été répété pour les six chapitres du cours, comme illustré à la figure 49, qui illustre la conception globale du cours pour chaque groupe. Enfin, un test final complet a été réalisé sur la plateforme Moodle, comprenant 30 questions POO à choix multiples. Ce test final a servi d'évaluation complète des connaissances des participants à la fin du cours.

	Groupe 1 (Moodle sans Quiz)	Groupe 2 (Moodle avec Quiz)	Groupe 3 (Moodle + Chatbot)
Chapitre 1: Notion de classe	Cours TDs	Quiz sur chapitre 1 (5 questions) Cours TDs Quiz sur chapitre 1 (5 questions)	Quiz sur chapitre 1 Cours Quiz sur chapitre 1
Chapitre 2: Fonctions Membres	Cours TDs	Quiz sur chapitre 2 Cours TDs Quiz sur chapitre 2	Quiz sur chapitre 2 Cours Quiz sur chapitre 2
Chapitre 3: Constructeurs et Destructeurs	Cours TDs	Quiz sur chapitre 3 Cours TDs Quiz sur chapitre 3	Quiz sur chapitre 3 Cours Quiz sur chapitre 3
Chapitre 4: Fonctions Amies	Cours TDs	Quiz sur chapitre 4 Cours TDs Quiz sur chapitre 4	Quiz sur chapitre 4 Cours Quiz sur chapitre 4
Chapitre 5: Surdéfinition des opérateurs	Cours TDs	Quiz sur chapitre 5 Cours TDs Quiz sur chapitre 5	Quiz sur chapitre 5 Cours Quiz sur chapitre 5
Chapitre 6: Héritage	Cours TDs	Quiz sur chapitre 6 Cours TDs Quiz sur chapitre 6	Quiz sur chapitre 6 Cours Quiz sur chapitre 6

Figure 49 : Conception du cours

Ainsi, l'étude a utilisé une analyse qualitative pour examiner les résultats obtenus à partir de deux questionnaires administrés aux participants. Le premier questionnaire visait à mesurer l'expérience d'apprentissage de trois groupes différents au sein de l'étude (voir l'annexe A). Il a évalué divers aspects (dimensions) tels que la satisfaction, l'engagement, l'autorégulation et l'utilité. Le deuxième questionnaire comportait une combinaison de questions ouvertes et d'éléments de l'échelle de Likert (voir l'annexe B). Les questions ouvertes visaient à recueillir des feedbacks qualitatifs et des informations sur les perceptions des participants de leur expérience d'apprentissage. L'échelle de Likert s'est concentrée sur l'expérience d'apprentissage d'un seul groupe (Groupe3) qui avait utilisé le chatbot intégré à la plateforme d'apprentissage. Il a évalué diverses dimensions tels que la satisfaction, l'engagement, l'autorégulation et les résultats d'apprentissage, l'utilité, la facilité d'utilisation.

Les deux questionnaires utilisaient une échelle de Likert allant de 1 à 5, où 1 indiquait un fort désaccord et 5 indiquait un fort accord, et fourni des informations précieuses sur les perceptions et les expériences des participants concernant leur processus d'apprentissage. L'analyse qualitative de ces questionnaires a permis de mieux comprendre les facteurs influençant

l'expérience d'apprentissage dans différents groupes, soulignant l'impact potentiel du chatbot sur l'amélioration du processus d'apprentissage.

7.2.5. L'analyse des données

Des statistiques descriptives ont été utilisées pour analyser les scores moyens obtenus au pré-test, tests formatifs et test sommatif pour chaque groupe. Ces statistiques ont fourni un aperçu de la performance moyenne et de la répartition des scores au sein de chaque groupe.

Une ANOVA a été menée pour déterminer s'il y avait des différences significatives entre les moyennes des trois groupes. Une analyse post hoc de Tukey a été menée pour identifier les groupes ayant des moyennes significativement différentes.

L'analyse statistique et quantitative a fourni des informations précieuses sur l'expérience d'apprentissage des trois groupes en termes de résultats aux tests, de performances moyennes, de variabilité et de relations potentielles entre les évaluations. Ces résultats contribuent à une compréhension globale de l'efficacité des différentes approches d'apprentissage utilisées dans la plateforme Moodle.

Pour analyser les résultats obtenus à partir des questionnaires, les scores moyens pour chaque dimension ont été calculés pour chaque groupe. Cela impliquait de calculer le score moyen pour chaque question dans la dimension. Ce faisant, il a été possible d'obtenir une compréhension globale des perceptions des participants dans chaque dimension.

De plus, le score moyen global de chaque groupe a été calculé en faisant la moyenne des scores de toutes les questions de la dimension. Cela a permis d'avoir une vision plus globale des expériences des participants dans chaque groupe et a facilité les comparaisons entre les groupes. L'analyse consistait à comparer les scores moyens pour chaque dimension dans les trois groupes. En examinant ces scores, il a été possible d'identifier les différences ou les tendances significatives qui ont émergé. Ces comparaisons mettent en lumière les variations dans les expériences des participants en fonction des différents environnements d'apprentissage auxquels ils ont été exposés.

7.2.6. Procédure expérimentale

La conception expérimentale, illustré sur la figure 50, impliquait plusieurs étapes clés pour évaluer l'efficacité des différentes approches d'apprentissage parmi les participants. Dans un premier temps, un pré-test a été réalisé pour établir une base de connaissances initiales des participants. Par la suite, les 78 participants ont été divisés en trois groupes, chacun composé de 26 participants.

Le groupe 1 (G1) a entamé son parcours d'apprentissage directement sur la plateforme Moodle, sans quizz spécifique. Le groupe 2 (G2) a suivi un processus en trois étapes : ils ont passé un Test 1 sur un chapitre spécifique de Moodle, puis ont procédé avec le matériel d'apprentissage, puis passe un Test 2 sur le même chapitre. En revanche, le groupe 3 (G3) a connu un processus similaire mais avec un chatbot. Ils ont passé le Test 1 sur un chapitre en utilisant le chatbot *POObot* intégré à Moodle, suivi des supports d'apprentissage, et enfin le Test 2 sur le même chapitre.

La phase suivante consistait à comparer les résultats entre le Test 1 et le Test 2 pour le groupe 2, ainsi qu'entre le Test 1 et le Test 2 pour le groupe 3. Cette comparaison visait à évaluer les améliorations ou les changements de performance de chaque groupe tout au long de leur processus d'apprentissage. Enfin, les trois groupes ont subi un test final pour évaluer leurs connaissances et leur compréhension globales.

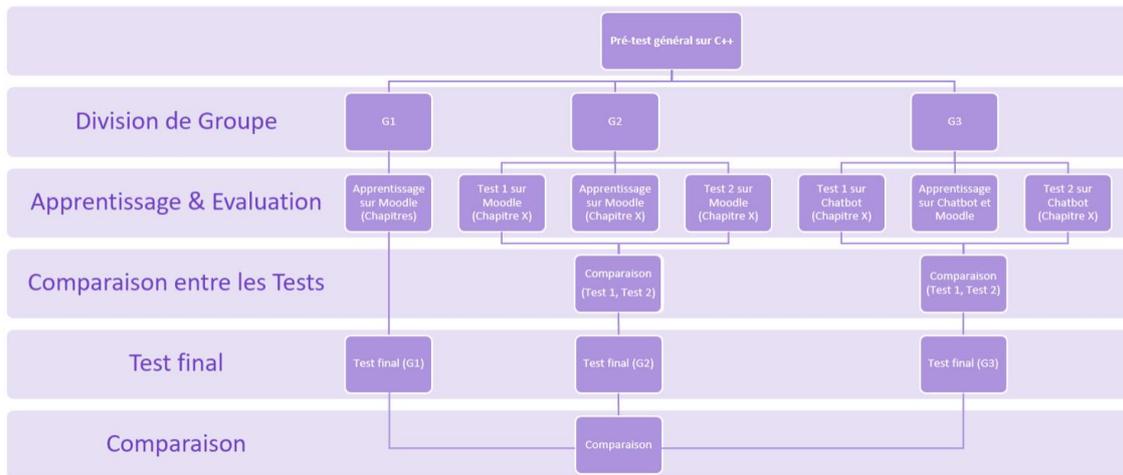


Figure 50 : Conception de l'expérimentation

Afin d'avoir une compréhension globale de l'efficacité des différentes approches d'apprentissage, les résultats obtenus au test final ont été comparés entre les trois groupes. Cette comparaison a permis d'évaluer l'impact des méthodes d'apprentissage employées, en mettant en lumière quel groupe affichait des performances supérieures ou démontrait des résultats d'apprentissage améliorés. Grâce à cette conception expérimentale, des informations précieuses sur l'efficacité de l'apprentissage basé sur Moodle, ainsi que sur l'intégration du chatbot *POObot*, peuvent être obtenues.

7.2.7. Chronologie

Les figures 51 et 52 fournissent une représentation visuelle de la chronologie de l'expérience d'apprentissage, mettant en évidence les étapes clés et la séquence des événements, illustrant la séquence et la durée de chaque phase de manière claire et concise.

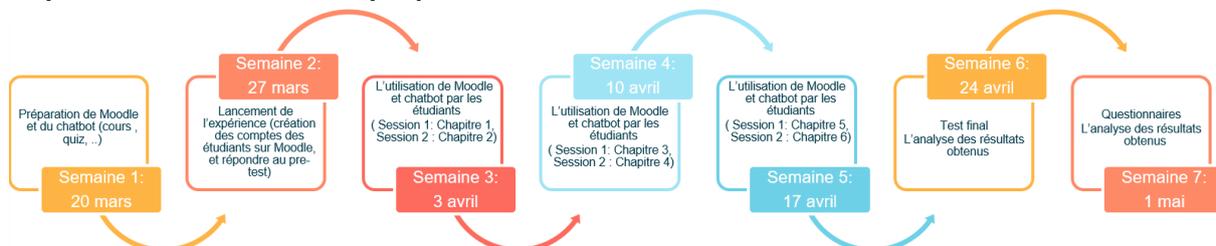


Figure 51 : Chronologie de l'expérience

La chronologie illustrée à la figure 51 présente les différentes étapes du parcours d'apprentissage, y compris préparation de Moodle et du chatbot, création des comptes, l'utilisation de Moodle et du chatbot, les tests, l'analyse des résultats, l'analyse de résultats obtenus à partir des questionnaires. Dans la figure 52, une superposition de chronologie est présentée, mettant l'accent sur l'intégration des composants en personne et en ligne dans le cours. Cette représentation visuelle démontre la synchronisation et l'alignement des deux modalités, montrant comment elles se complètent tout au long du processus d'apprentissage. La superposition de la chronologie aide à élucider l'interaction entre les activités en personne et en ligne, illustrant la transition transparente entre les différents modes d'apprentissage et l'intégration de diverses ressources et évaluations.

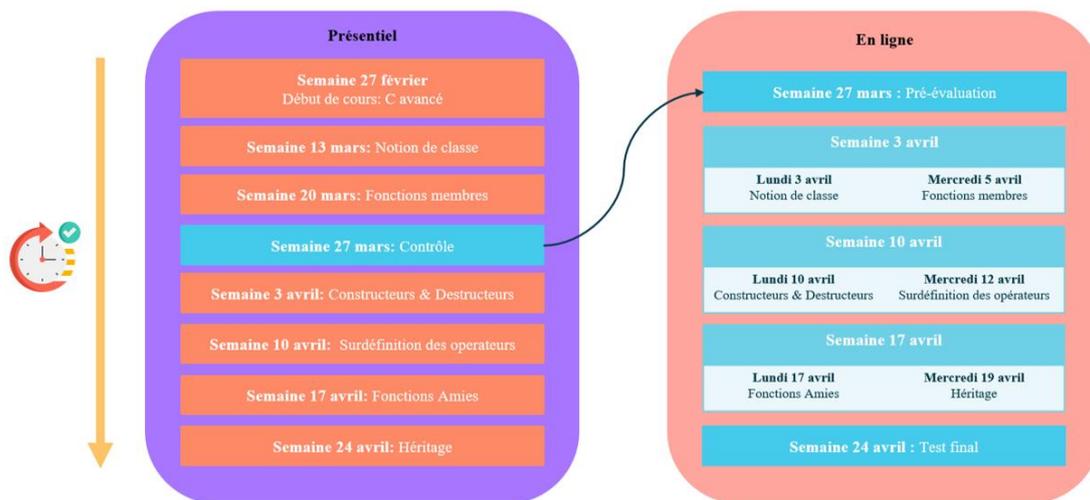


Figure 52 : Chronologie qui superpose le cours en présence et à distance

Les figures 51 et 52 contribuent à la compréhension globale de la chronologie de l'étude, en fournissant une feuille de route visuelle de l'expérience d'apprentissage et de la relation dynamique entre les composants en personne et en ligne.

7.3. Analyse des données et résultats

7.3.1. Analyse quantitative

La figure 53 montre les résultats obtenus à partir du pré-test. L'histogramme des scores du pré-test révèle des informations intéressantes sur la distribution des scores parmi les étudiants. L'axe des x est divisé en intervalles, chacun représentant une plage de scores. L'axe des ordonnées indique le nombre d'élèves compris dans chaque intervalle de score.

Lors de l'analyse de l'histogramme, il est évident que la majorité des élèves ont obtenu des scores dans une fourchette spécifique. L'histogramme affiche un graphique à barres où la hauteur de chaque barrette correspond au nombre d'élèves dans cet intervalle de score. Cela nous aide à identifier la plage de scores la plus courante et à comprendre le modèle de distribution. Par exemple, l'histogramme peut révéler qu'un nombre important d'étudiants ont obtenu des scores entre 9 et 11 sur 20, tandis que moins d'étudiants ont obtenu des scores inférieurs à 5 sur 20. Cette analyse nous aide à comprendre la performance des élèves au pré-test et fournit des informations précieuses sur la fourchette et la répartition des scores.

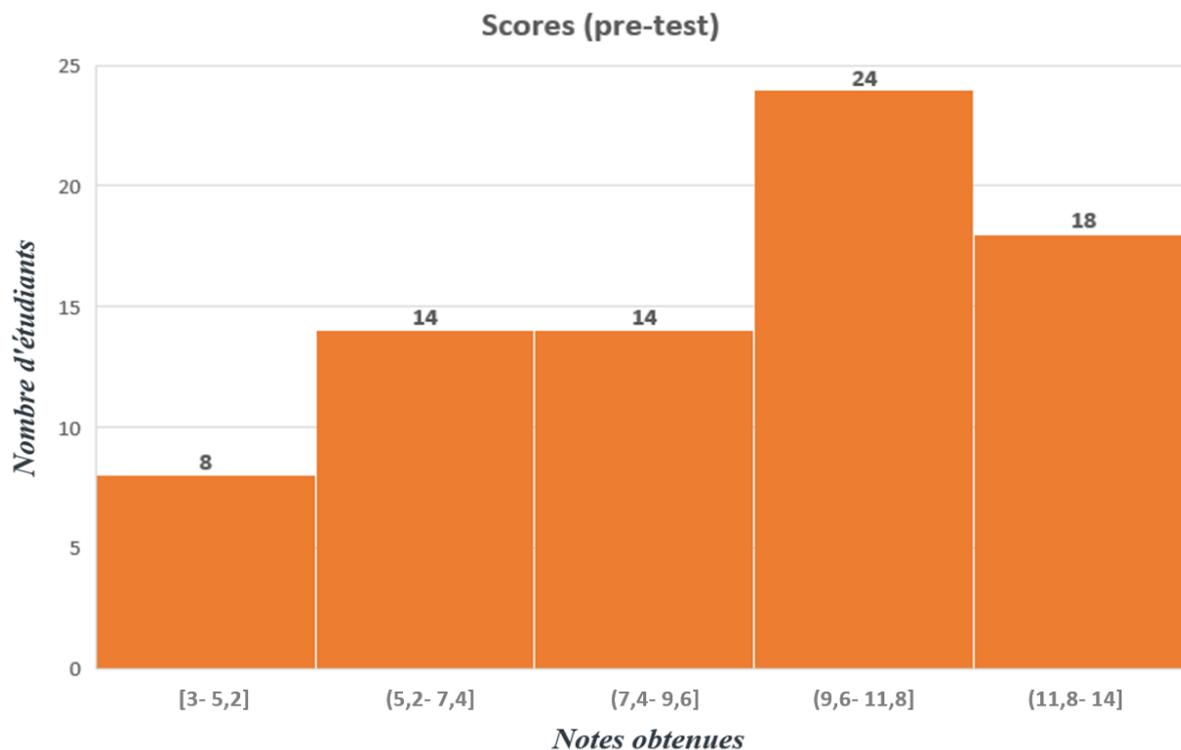


Figure 53 : Résultats de pré-test

La figure 54 montre la comparaison entre le Test 1 et le Test 2 pour le deuxième groupe, effectuée pour chaque chapitre du module POO dans Moodle avec l'inclusion de quiz, révèle une amélioration notable des résultats du Test 2. Cela indique que les étudiants ont fait des progrès et ont montré une compréhension et une maîtrise accrues du contenu après avoir terminé le chapitre correspondant. L'amélioration des scores au Test 2 suggère que l'inclusion de quiz dans Moodle a influencé positivement l'expérience d'apprentissage et l'acquisition de connaissances des étudiants. Les quiz ont probablement servi d'évaluations formatives efficaces, permettant aux élèves de consolider leur compréhension et d'identifier les parties à améliorer.

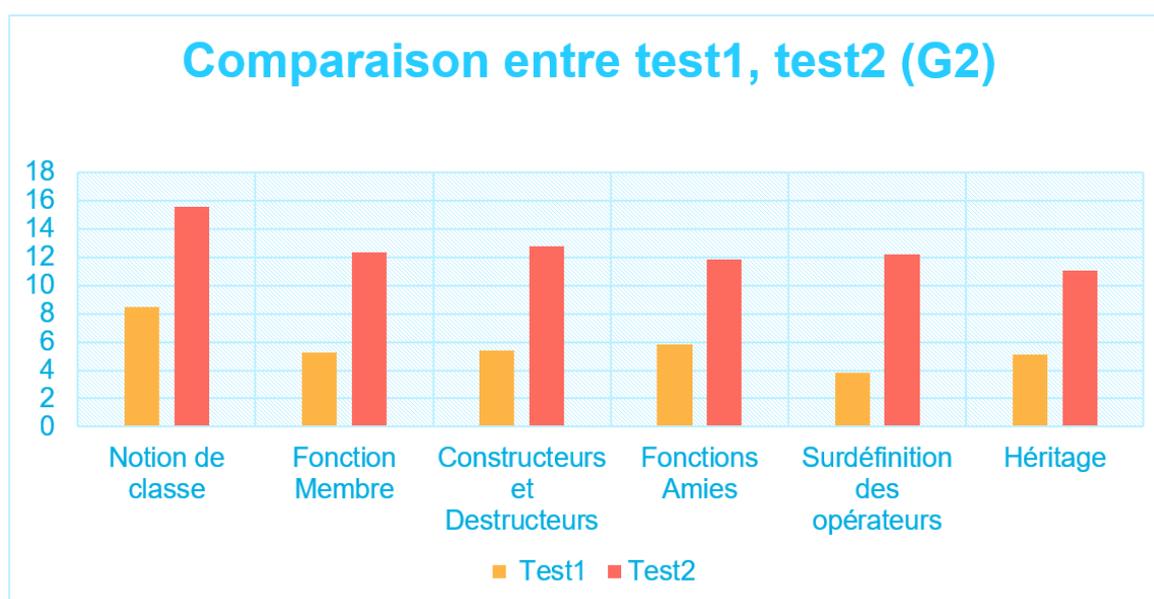


Figure 54 : Comparaison entre Test1 et Test 2 pour le groupe 2

La figure 55 montre une comparaison entre le Test 1 et le Test 2 pour le troisième groupe, qui a utilisé le chatbot intégré à Moodle, a été effectuée pour chaque chapitre du module POO. L'objectif était d'évaluer l'impact du chatbot sur les résultats d'apprentissage des étudiants. Les résultats ont révélé une amélioration significative des scores du Test 2 par rapport au Test 1. Cela indique que les étudiants utilisant le chatbot ont amélioré leurs performances et une meilleure compréhension du matériel de cours après avoir terminé chaque chapitre. Les résultats suggèrent que l'intégration du chatbot dans Moodle a influencé positivement l'expérience d'apprentissage des étudiants. La nature interactive du chatbot, combinée à sa capacité à fournir une assistance et des recommandations personnalisées, a contribué à l'amélioration observée dans les résultats du Test 2.

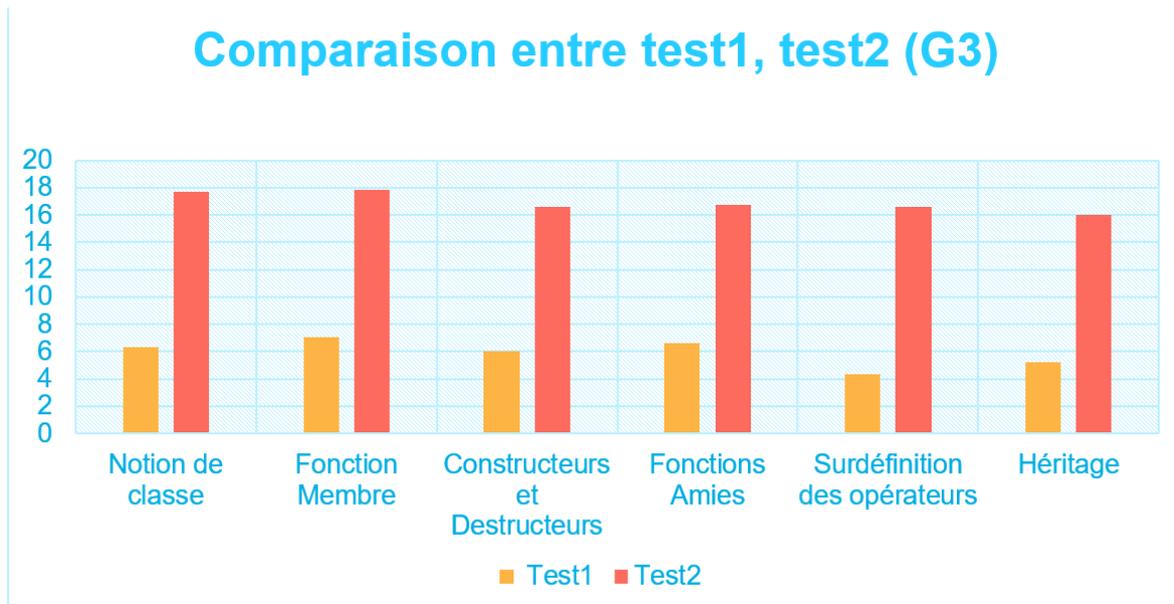


Figure 55 : Comparaison entre Test 1 et Test 2 pour le groupe 3

Une comparaison entre le groupe 2, qui a utilisé Moodle avec des quiz, et le groupe 3, qui a utilisé le chatbot intégré à Moodle, a été effectuée pour chaque chapitre du module POO afin d'évaluer l'efficacité des différentes approches (voir figure 56). L'objectif était de déterminer quel groupe a connu une plus grande amélioration de ses résultats d'apprentissage. La figure 56 fournit une représentation visuelle de la comparaison entre le groupe 2 et le groupe 3. Les résultats indiquent que le groupe 3, qui a utilisé le chatbot intégré à Moodle, a présenté une amélioration notable de ses performances par rapport au groupe 2. Cela indique que les étudiants qui ont interagi avec le chatbot ont connu une plus grande amélioration dans leur compréhension et leur application du matériel de cours après avoir terminé chaque chapitre. La comparaison entre le groupe 2 et le groupe 3 met en évidence les avantages de l'intégration d'un chatbot dans Moodle. Le groupe 3, utilisant le chatbot, a démontré un niveau d'engagement plus élevé et une compréhension plus approfondie des concepts du module, ce qui a permis d'améliorer les résultats des tests. Cela indique que les capacités du chatbot, y compris sa forme interactive, ses feedbacks personnalisés et ses recommandations adaptatives, ont influencé positivement l'expérience d'apprentissage et les résultats du groupe 3.

Comparaison entre G2 & G3 (test2)

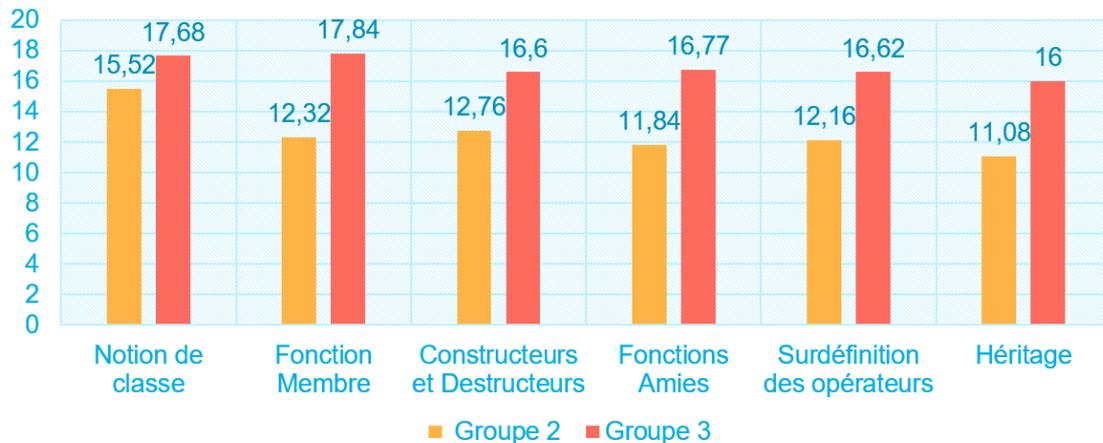


Figure 56 : Comparaison entre groupe 2 et groupe 3

La figure 57 montre les résultats obtenus à partir du post-test. L'analyse de l'histogramme représentant les scores post-test fournit des informations précieuses sur la distribution des performances des élèves après la fin de l'intervention ou de l'expérience d'apprentissage. L'axe X de l'histogramme représente les scores obtenus, classés en intervalles, tandis que l'axe Y représente le nombre d'élèves compris dans chaque intervalle.

En examinant l'histogramme, nous avons observé un changement notable dans la distribution par rapport au pré-test. De plus, l'histogramme révèle des variations du nombre d'élèves dans chaque intervalle, certains intervalles contenant plus d'élèves et d'autres moins. Cette distribution donne un aperçu de l'amélioration globale ou des changements dans le rendement des élèves à la suite de l'expérience d'apprentissage. L'analyse de l'histogramme des scores post-test nous permet d'évaluer visuellement l'impact de l'intervention sur les résultats d'apprentissage des élèves. Il fournit une représentation claire de l'évolution de la performance des élèves, permettant une meilleure compréhension de l'efficacité de l'expérience d'apprentissage ou de l'intervention dans l'amélioration du rendement des élèves.

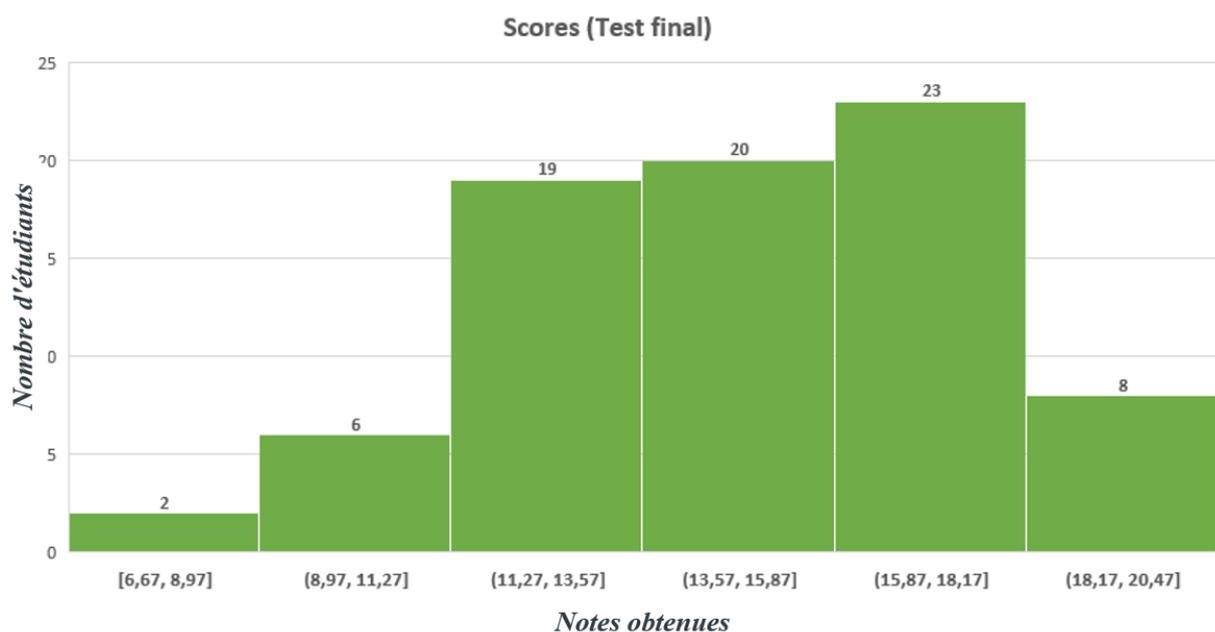


Figure 57 : Résultats de test final

La comparaison entre le test initial (pré-évaluation) et le test final (évaluation sommative) fournit des informations précieuses sur les progrès et les résultats d'apprentissage de chaque groupe (voir figure 58). Le groupe 1, qui a utilisé Moodle sans quiz, a montré un certain niveau d'amélioration du pré-test au test final, indiquant des progrès d'apprentissage. Le groupe 2, qui a utilisé Moodle avec un quiz, a montré une amélioration plus significative de ses performances du pré-test au test final, ce qui suggère que la composante quiz de Moodle a eu un impact positif sur ses résultats d'apprentissage.

Cependant, l'amélioration la plus notable a été observée dans le groupe 3, qui a utilisé le chatbot intégré à Moodle. La comparaison entre leurs résultats de test initiaux et finaux a démontré une amélioration substantielle, indiquant que le chatbot, ainsi que ses fonctionnalités telles que le quiz, les feedbacks et les recommandations, ont sensiblement contribué à leurs progrès d'apprentissage. L'interaction personnalisée et les recommandations et feedbacks personnalisés fournis par le chatbot ont probablement joué un rôle important dans l'amélioration de leur compréhension et de leur rétention du matériel de cours.

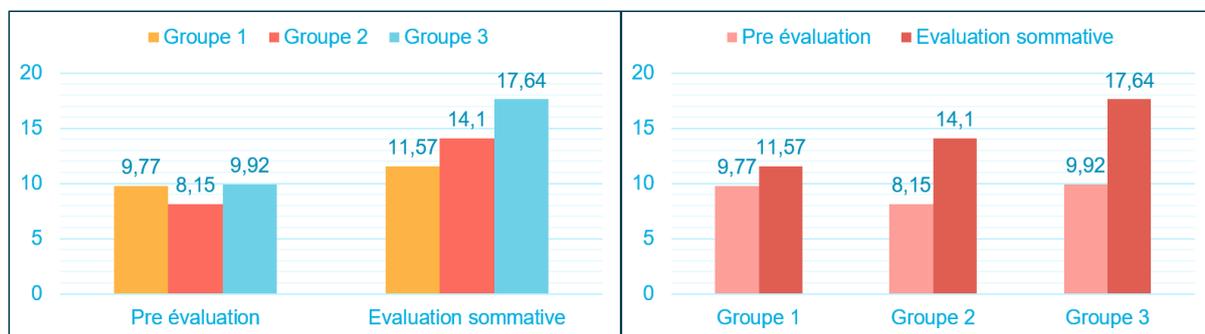


Figure 58 : Comparaison entre test initial et test final

Globalement, les résultats indiquent que le groupe 3, utilisant le chatbot intégré dans Moodle, a connu l'amélioration la plus significative de ses résultats d'apprentissage par rapport aux autres groupes. Cela met en évidence l'efficacité et le potentiel de l'intégration de systèmes de chatbot intelligents dans les plateformes d'apprentissage en ligne, offrant un soutien personnalisé et des expériences d'apprentissage adaptatives qui contribuent à l'amélioration des performances des étudiants.

Synthèse des résultats 1

Les résultats obtenus à partir des comparaisons du Test 1 et du Test 2, ainsi que du pré-test et du post-test, fournissent des informations précieuses sur les progrès d'apprentissage des trois groupes. Bien que le premier groupe, qui a utilisé Moodle sans quiz, n'ait pas eu de comparaisons entre le Test 1 et le Test 2, une petite amélioration a tout de même été observée entre le pré-test et le post-test pour ce groupe.

Pour le groupe 2, qui a utilisé Moodle avec un quiz, la comparaison du Test 1 et du Test 2 a révélé une amélioration des performances. Cela suggère que l'inclusion de quiz dans Moodle a eu un impact positif sur leurs résultats d'apprentissage. De plus, la comparaison du pré-test et du post-test a démontré une amélioration notable, indiquant que Moodle a contribué à leurs progrès d'apprentissage globaux.

Les résultats les plus remarquables ont été observés dans le groupe 3, qui a utilisé le chatbot intégré à Moodle, y compris le quiz, de feedbacks et de recommandations. La comparaison du Test 1 et du Test 2 a révélé une amélioration significative des performances, indiquant que le chatbot et ses fonctionnalités interactives ont joué un rôle crucial dans l'amélioration de leur compréhension et de l'acquisition de connaissances. De plus, la comparaison du pré-test et du post-test a démontré une amélioration substantielle de leurs résultats d'apprentissage, soulignant

l'efficacité du chatbot pour faciliter des expériences d'apprentissage personnalisées et adaptatives.

En résumé, le premier groupe a connu une légère amélioration entre le pré-test et le post-test, les deux autres groupes, utilisant Moodle avec un quiz et Moodle avec un chatbot, ont démontré des améliorations significatives dans les tests 1 et 2 ainsi que les comparaisons pré-test et post-test. Ces résultats suggèrent que les fonctionnalités interactives, telles que les quiz et les chatbots, peuvent avoir un impact positif sur les résultats d'apprentissage. Par ailleurs, les résultats les plus remarquables ont été observés dans le groupe 3, l'intégration d'un chatbot dans Moodle semble avoir une influence significative sur l'amélioration des expériences d'apprentissage et des résultats par rapport à l'utilisation de Moodle avec des quiz seuls.

7.3.2. Analyse Statistiques

Nous avons trois groupes d'étudiants qui ont suivi un cours en ligne C++ et qui ont passé un test final et reçu des notes sur 30 pour 30 questions (je les ai convertis sur 20). Nous voulons déterminer s'il existe des différences significatives dans les notes moyennes de ces trois groupes.

J'ai utilisé One-Way ANOVA pour tester s'il existe une différence significative dans les notes moyennes de ces trois groupes. L'hypothèse nulle est que les notes moyennes des trois groupes sont égales. Les résultats de l'ANOVA montrent qu'il existe une différence significative entre les moyennes des trois groupes ($F=120$, $p<0,001$). Les moyennes et les écarts-types (La figure suivante montre une analyse statistiques descriptives des groupes) pour chaque groupe sont les suivants : ($p < 0,001$).

Le tableau 5 montre une analyse statistiques descriptives des groupes :

- Groupe 1 (Moodle sans Quiz) : 26 étudiants, note moyenne est 11.6, écart type est 1.66.
- Groupe 2 (Moodle avec Quiz) : 26 étudiants, note moyenne est 15.1, écart type est 1.24.
- Groupe 3 (Moodle avec chatbot) : 26 étudiants, note moyenne est 17.6, écart type est 1.32.

Tableau 5 : Statistiques descriptives des groupes

	Groups	N	Moyenne	Ecart-type
Notes test final	Moodle sans Quiz	26	11.6	1.66
	Moodle avec Quiz	26	15.1	1.24
	Moodle avec chatbot	26	17.6	1.32

Tableau 6 : Anova unidirectionnelle (de Fisher)

	F	ddl1	ddl2	p
Notes test final	120	2	75	<.001

D'après les tableaux 5 et 6, nous pouvons voir que la note moyenne du groupe 3 (17,6) est significativement plus élevée que les notes moyennes du groupe 1 (11,6) et du groupe 2 (15,1) au niveau de signification de 0,05. La valeur de p est inférieure à 0,05, ce qui indique qu'il existe une différence statistiquement significative entre au moins deux des moyennes du groupe. Cela signifie que nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle, qui affirmait qu'il n'y a pas de différence entre les moyennes des groupes, et conclure qu'il existe une différence significative dans les notes obtenues par les trois groupes.

Pour déterminer quels groupes ont des moyennes significativement différentes, Nous avons effectué le test post hoc de Tukey. Les résultats du test de Tukey sont présentés dans le tableau7:

Tableau 7 : Tests post hoc

Test post-hoc de Tukey – Notes test final		Moodle sans Quiz	Moodle avec Quiz	Moodle avec chatbot
Moodle sans Quiz	Différence moyenne	—	-3.51 ***	-6.08 ***
	valeur p	—	< .001	< .001
Moodle avec Quiz	Différence moyenne		—	-2.56 ***
	valeur p		—	< .001
Moodle avec chatbot	Différence moyenne			—
	valeur p			—

Note. * p < .05, ** p < .01, *** p < .001

Les résultats du test post hoc de Tukey montrent que la note moyenne du groupe 1 (M = 11.6) est significativement différente de la note moyenne du groupe 2 (M = 15.1) et du groupe 3 (M = 17.6) (p < 0,001), et que la note moyenne du groupe 2 est significativement différente de la note moyenne du groupe 3 (p < 0,001). Par conséquent, nous pouvons conclure que le groupe 1 (ont utilisé Moodle sans Quiz) avait des notes moyennes significativement différentes par rapport aux deux autres groupes, et que le groupe 2 (ont utilisé Moodle sans Quiz) avait des notes moyennes significativement différentes par rapport au groupe 3 (ont utilisé Moodle avec chatbot).

Sur la base de ces résultats de l'analyse post hoc de Tukey, on peut interpréter que le troisième groupe (M = 17.6) a une note moyenne significativement plus élevée que le premier groupe (M = 11,6) et que le deuxième groupe (M = 15,1) avec un p- valeur de <0,001. Par conséquent, on peut conclure que le troisième groupe a eu un meilleur résultat d'apprentissage que les premier et deuxième groupes.

Synthèse des résultats 2

Sur la base des résultats obtenus, on peut conclure qu'il existe une différence statistiquement significative dans les notes obtenues entre les trois groupes. Le test post hoc de Tukey montre que la note moyenne du groupe 3 est significativement plus élevée que la note moyenne du groupe 1 et du groupe 2 avec un p- valeur de <0,001.

Ces résultats suggèrent que l'apprentissage dans le cours a été plus efficace pour le groupe 3 par rapport aux groupes 1 et 2. Il est possible que le groupe 3 ait eu un meilleur accès aux ressources, un soutien plus personnalisé ou du matériel didactique plus engageant, ce qui a contribué à leurs meilleurs résultats.

Le troisième groupe, qui avait accès au chatbot, a obtenu des notes nettement plus élevées que les deux autres groupes. Ces résultats suggèrent que l'utilisation de chatbots dans un cours en ligne peut avoir un impact positif significatif sur les notes des étudiants.

Ce résultat est cohérent avec des recherches antérieures qui ont démontré l'efficacité des chatbots dans l'amélioration de l'expérience et des résultats d'apprentissage. Le chatbot a fourni un soutien, des auto-évaluations, des feedbacks et des ressources supplémentaires aux étudiants, un suivi de leur progrès, ce qui a conduit à de meilleures expériences d'apprentissage et, finalement, à de meilleures notes.

Cependant, il est important de noter que d'autres facteurs pourraient avoir influencé les résultats, tels que les différences de motivation, de connaissances préalables ou d'engagement des étudiants. De plus, l'étude n'a examiné que les effets à court terme de l'utilisation du chatbot sur les notes et n'a pas évalué la rétention ou le transfert de l'apprentissage à long terme.

Globalement, ces résultats suggèrent que les chatbots peuvent être un outil précieux pour améliorer l'apprentissage dans les cours en ligne et améliorer les performances scolaires.

7.3.3. Analyse qualitative

L'étude a utilisé une analyse qualitative pour examiner les résultats obtenus à partir de deux questionnaires administrés aux participants. Le premier questionnaire (Questionnaire 1) visait à mesurer l'expérience d'apprentissage de trois groupes différents au sein de l'étude. Il a évalué divers aspects tels que la satisfaction, l'engagement, l'autorégulation et l'utilité. Le deuxième questionnaire (Questionnaire 2) portait spécifiquement sur l'expérience d'apprentissage d'un seul groupe qui avait utilisé le chatbot intégré à la plateforme d'apprentissage. Les deux questionnaires ont fourni des informations précieuses sur les perceptions et les expériences des participants concernant leur processus d'apprentissage. L'analyse qualitative de ces questionnaires a permis de mieux comprendre les facteurs influençant l'expérience d'apprentissage dans différents groupes, soulignant l'impact potentiel du chatbot sur l'amélioration du processus d'apprentissage.

7.3.3.1. Analyse qualitative 1

7.3.3.1.1. Conception de Questionnaire 1

Un questionnaire a été soumis aux étudiants ayant participé à l'expérimentation, les trois groupes, afin d'analyser leurs performances dans le cours en ligne. Les réponses sont anonymes et utilisées à des fins statistiques uniquement. Le questionnaire était présenté en français (voir annexe A) et porte sur les opinions des étudiants sur plusieurs aspects : leur satisfaction de l'expérience, leur engagement, leur ressenti quant à l'impact de l'outil sur leur degré d'autorégulation, ainsi que leur perception de l'utilité. Les réponses ont été recueillies à l'aide d'une échelle de 5 points (1=fortement en désaccord, 2=en désaccord, 3=neutre, 4=d'accord, 5=fortement d'accord).

7.3.3.1.2. Résultats de Questionnaire 1

Cette analyse qualitative donnera un feedback des étudiants sur les aspects présentés précédemment (Satisfaction, Engagement, autorégulation et, Utilité). Ce sera aussi un moyen de valider les résultats obtenus dans la première analyse.

Les réponses pour chaque dimension ont été analysées en calculant le score moyen. Les résultats sont illustrés sur la figure 59.

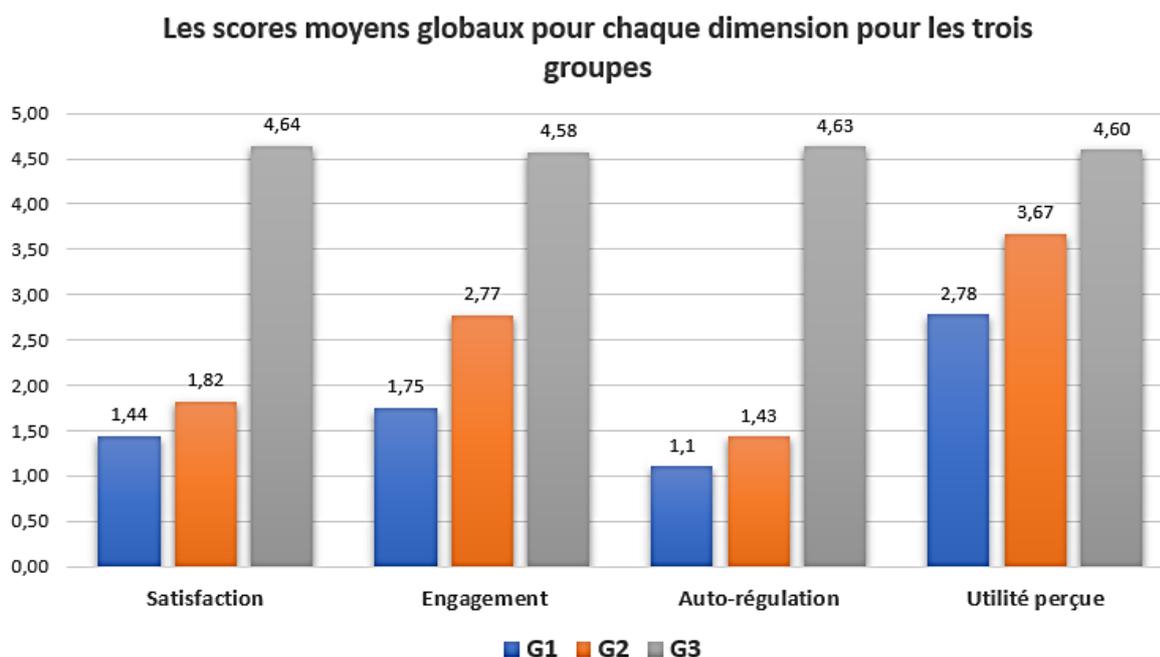


Figure 59 : Scores moyens globaux pour chaque dimension pour les trois groupes

- Dimension d'engagement

Le troisième groupe qui a utilisé le chatbot a un score moyen plus élevé pour la dimension d'engagement par rapport au deuxième groupe qui avait des quiz et des cours, et que le deuxième groupe a un score moyen plus élevé que le premier groupe qui n'avait que des cours sans quiz, cela pourrait indiquer que le chatbot a réussi à augmenter l'engagement des étudiants. Le chatbot peut avoir fourni une expérience d'apprentissage interactive et personnalisée qui a motivé les étudiants à s'engager davantage dans le matériel de cours. De plus, le chatbot peut avoir fourni des feedbacks et des recommandations immédiates, ce qui aurait également pu contribuer à des niveaux d'engagement plus élevés.

- Dimension d'utilité perçue

Le score moyen pour la dimension utilité est plus élevé dans le troisième groupe qui a utilisé le chatbot par rapport aux deux autres groupes, cela suggère que l'utilisation de la technologie chatbot dans le troisième groupe a amélioré l'utilité perçue de l'expérience d'apprentissage. Le chatbot a probablement fourni un soutien plus interactif et personnalisé aux apprenants par rapport aux autres groupes, ce qui a conduit à une perception plus élevée de l'utilité. Les quiz du deuxième groupe ont peut-être également contribué à la perception d'utilité, mais ils n'étaient pas aussi efficaces que le chatbot du troisième groupe. Les résultats suggèrent que l'intégration de la technologie chatbot dans l'expérience d'apprentissage peut améliorer l'utilité perçue du cours par rapport aux cours sans quiz ou aux quiz seuls.

- Dimension de satisfaction

Le troisième groupe ayant utilisé le chatbot a un score moyen de satisfaction plus élevé que le deuxième groupe avec quiz et cours, et que le deuxième groupe a un score moyen plus élevé que le premier groupe avec cours sans quiz, cela peut être interprété comme quoi l'intervention du chatbot a eu un impact positif sur les niveaux de satisfaction des apprenants du troisième groupe. Les apprenants ont trouvé le chatbot utile et engageant, ce qui aurait pu entraîner une augmentation des niveaux de satisfaction. Le deuxième groupe avec quiz et cours avait des niveaux de satisfaction plus élevés que le premier groupe avec des cours sans quiz, ce qui

indique que l'ajout de quiz aurait pu contribuer à augmenter les niveaux de satisfaction. Dans l'ensemble, les résultats suggèrent que l'intégration d'éléments interactifs tels que les chatbots et les quiz dans les cours peut avoir un impact positif sur le niveau de satisfaction des apprenants.

- Dimension de l'autorégulation

Pour la dimension de l'autorégulation, il y a de différence significative dans la moyenne pour le Groupe 3 (G3) par rapport aux deux autres groupes, ce qui indique que leur sentiment de l'effet de l'outil sur leur degré d'autorégulation était positif. Donc on pourrait interpréter que l'intervention du chatbot a été efficace pour améliorer les compétences d'autorégulation. Cela indique que l'utilisation d'un chatbot au sein de la plateforme Moodle en tant qu'assistant virtuel métacognitif a un impact positif sur l'autorégulation des apprenants, conduisant à de meilleurs résultats d'apprentissage dans l'environnement d'apprentissage en ligne. Cette découverte suggère que l'intégration des chatbots en tant qu'outils d'aide à l'apprentissage dans Moodle peut être un moyen efficace d'améliorer les compétences d'autorégulation des apprenants et d'améliorer leur expérience d'apprentissage.

7.3.3.1.3. Interprétation 1 des résultats de l'étude

Les résultats obtenus à partir du questionnaire pour mesurer l'expérience d'apprentissage dans les trois groupes indiquent que le troisième groupe, qui a utilisé le chatbot, a démontré une expérience d'apprentissage nettement meilleure par rapport aux deux autres groupes. Ces résultats indiquent que l'intégration du chatbot dans le processus d'apprentissage a eu un impact positif sur l'expérience d'apprentissage, la satisfaction, l'engagement, l'utilité perçue, et l'autorégulation des étudiants. Les résultats soutiennent l'idée que l'intégration de technologies intelligentes de chatbot dans les environnements éducatifs peut améliorer l'expérience d'apprentissage globale et les résultats des étudiants.

7.3.3.2. Analyse qualitative 2

7.3.3.2.1. Conception de Questionnaire 2

Nous avons administré un questionnaire présenté en français (voir annexe B), a été structuré en deux parties, au groupe d'utilisateurs de Moodle qui ont utilisé chatbot *POObot* (26 étudiants) pour soutenir leur expérience d'apprentissage. Les réponses sont anonymes et utilisées uniquement à des fins statistiques. La partie 1 de questionnaire contenait des éléments de l'échelle de Likert mesurant leur satisfaction, leurs résultats d'apprentissage, leur engagement, leur utilité, leur facilité d'utilisation et leur autorégulation. Les réponses ont été recueillies à l'aide d'une échelle de 5 points (1=fortement désaccord, 2= désaccord, 3=neutre, 4=d'accord, 5=fortement d'accord). La partie 2 contenait des questions ouvertes visant à collecter leurs suggestions que nous devons intégrer dans notre chatbot *POObot* pour l'améliorer.

7.3.3.2.2. Résultats de Questionnaire 2

Cette analyse qualitative donnera un feedback des étudiants sur les aspects présentés précédemment (Satisfaction, Engagement, Autorégulation et Résultats d'apprentissage, Utilité, Facilité d'utilisation). Ce sera aussi un moyen de valider les résultats obtenus dans la première analyse (scores, ...).

Les réponses pour chaque dimension ont été analysées en calculant le score moyen. Les résultats sont illustrés sur la figure 60.

Les scores moyens globaux pour chaque dimension

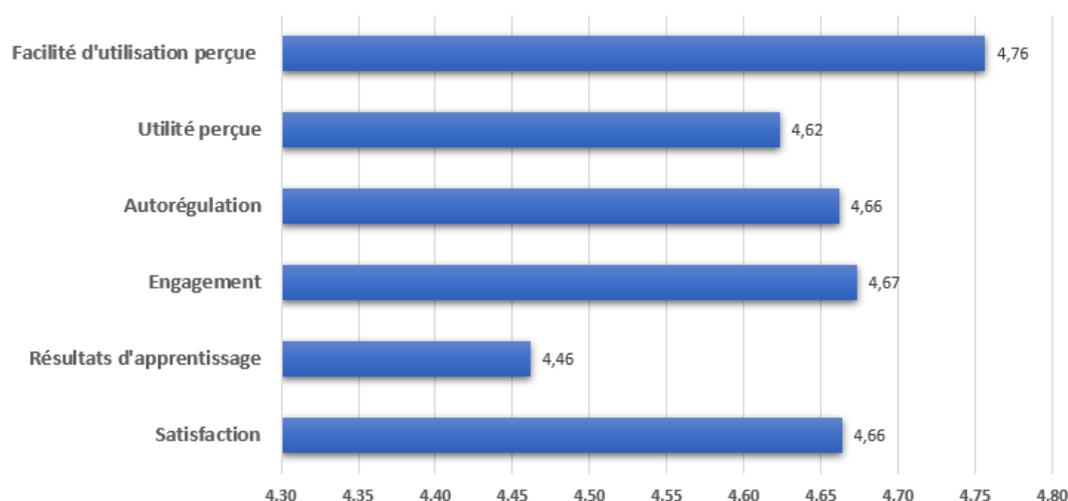


Figure 60 : Scores moyens globaux pour chaque dimension pour le groupe trois.

Sur la base de ces résultats, nous pouvons interpréter ce qui suit :

Premièrement, les étudiants ont perçu le chatbot comme un outil très précieux pour leur processus d'apprentissage, comme l'indique un score moyen impressionnant de 4,62 sur 5. Cela met en évidence l'efficacité et l'utilité du chatbot pour soutenir leurs efforts éducatifs.

De plus, les étudiants ont exprimé un niveau élevé de satisfaction à l'égard du chatbot, comme en témoigne un score moyen de 4,66 sur 5. Cela démontre leur satisfaction et leur perception positive du chatbot en tant qu'outil d'apprentissage.

De plus, la facilité d'utilisation du chatbot a été très appréciée par les étudiants, avec un score moyen de 4,76 sur 5. Cela indique que le chatbot a été conçu de manière conviviale, permettant aux étudiants de naviguer et d'interagir avec lui sans effort.

De plus, les étudiants ont rapporté un niveau modéré de résultats d'apprentissage perçus résultant de leur engagement avec le chatbot, avec un score moyen de 4,46 sur 5. Cela suggère que le chatbot a eu un impact positif sur leur expérience d'apprentissage, contribuant à leur acquisition de connaissances et développement de compétence.

De plus, les étudiants ont démontré un niveau élevé d'engagement avec le chatbot en tant qu'outil d'apprentissage, comme en témoigne un score moyen de 4,67 sur 5. Cela signifie leur implication active et leur interaction avec le chatbot, indiquant sa capacité à capter leur attention et à maintenir leur intérêt.

Enfin, les étudiants ont perçu le chatbot comme un outil utile pour autoréguler leur apprentissage, avec un score moyen de 4,66 sur 5. Cela implique que le chatbot a soutenu leur capacité à gérer et à réguler efficacement leur propre processus d'apprentissage.

À la fin, nous avons posé une question ouverte pour permettre aux participants de proposer des suggestions supplémentaires à intégrer dans le chatbot. Cinq participants ont soumis leur proposition, le premier a suggéré de généraliser l'utilisation de l'outil chatbot dans d'autres cours, le second a proposé d'étendre les capacités linguistiques du chatbot pour répondre à un plus large éventail d'apprenants issus de diverses origines linguistiques, le troisième a proposé d'incorporer des éléments de type jeu dans le chatbot, le quatrième a suggéré d'ajouter une fonctionnalité de traduction au chatbot afin qu'il puisse fournir une traduction en temps réel ce qui permet aux étudiants qui comprennent différentes langues de comprendre plus facilement le contenu, et le cinquième a suggéré d'explorer la possibilité de généraliser les fonctionnalités offertes par le chatbot à d'autres modules.

Globalement, les résultats obtenus suggèrent que l'utilisation du chatbot dans Moodle a eu un impact positif sur l'expérience d'apprentissage des participants, comme en témoignent les scores moyens élevés dans toutes les dimensions (Les scores moyens pour toutes les dimensions étaient supérieurs au point médian de l'échelle de réponse '3'). Ces résultats peuvent être utilisés pour soutenir l'utilisation et l'amélioration continues du chatbot dans la plateforme Moodle afin d'améliorer l'expérience d'apprentissage des futurs participants.

7.3.3.2.3. Interprétation 2 des résultats de l'étude

Le but de cette deuxième étude était de vérifier et de soutenir les résultats obtenus dans la première étude concernant l'utilisation du chatbot intégré dans Moodle. Notons que les étudiants de groupe 3 ont déclaré avoir apprécié l'utilisation et la représentation de cours offertes par chatbot dans Moodle. Ils l'ont trouvé accessible, utile et facile à utiliser. Tous les étudiants étaient satisfaits de l'utilisation du chatbot, ils estimaient également que l'outil les rendait plus autonomes, motivés et avait un impact sur leur résultat d'apprentissage. Ces avis des participants nous permettent d'avoir un feedback d'expérience d'apprentissage sur Moodle avec l'utilisation du chatbot. Les réponses des participants suggèrent que le chatbot les aide à suivre leur progression et à s'autoréguler.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'organigramme de conversation et les interfaces du chatbot *POObot* et la méthodologie et une discussion des résultats de l'analyse de cette étude. Les résultats obtenus mettent en évidence les avantages potentiels de l'intégration de la technologie chatbot dans les plateformes éducatives. Le soutien personnalisé et les fonctionnalités interactives du chatbot semblent avoir eu un impact positif sur les résultats d'apprentissage des élèves du troisième groupe. Les résultats renforcent l'idée que les chatbots peuvent servir d'outils efficaces pour améliorer l'expérience d'apprentissage des étudiants dans les environnements d'apprentissage en ligne.

Le chapitre suivant sera consacré à une synthèse générale des expériences menées dans cette thèse, une scénarisation, et une discussion des résultats obtenus à partir des expériences et reconnaître des limites et d'évaluer de manière critique les résultats.

Chapitre 8 : Synthèse et discussion des résultats des expériences

Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons une synthèse générale, une scénarisation, et une discussion des résultats obtenus à partir des expériences menées dans cette thèse et nous examinons les limites de l'approche et évaluons les résultats. Les expériences visaient à évaluer l'efficacité de notre modèle proposé d'environnements d'apprentissage en ligne pour améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants. Initialement, notre modèle était axé sur l'adaptation et la personnalisation, visant à répondre aux compétences et aux besoins spécifiques de chaque apprenant pour augmenter son taux de réussite dans les systèmes d'apprentissage en ligne. Après la proposition initiale de notre modèle, nous avons ensuite intégré un chatbot dans l'environnement d'apprentissage pour fournir un soutien et améliorer l'expérience d'apprentissage.

8.1 Récapitulation des principaux résultats

Comme nous réfléchissons aux résultats globaux de notre étude, avec un accent particulier sur les expériences qui l'accompagnent, il est important de souligner les résultats pertinents qui ont émergé. Ces résultats ont une importance dans l'élaboration d'un scénario pédagogique complet et sont à prendre en compte pour un développement ultérieur. Dans les sections suivantes, nous présenterons les résultats exploitables qui devraient être pris en compte pour améliorer l'expérience d'apprentissage.

8.1.1. Evaluation et Feedback

La phase de pré-évaluation de nos expériences a joué un rôle crucial dans la compréhension des connaissances et des compétences existantes des apprenants avant de commencer leur parcours d'apprentissage. La phase initiale des expérimentations impliquait une pré-évaluation guidée par le chatbot. Les apprenants ont interagi avec le chatbot, qui leur a posé une série de questions pour évaluer leurs connaissances et compétences existantes et à auto-évaluer leurs connaissances.

Sur la base des résultats de la pré-évaluation, le chatbot a fourni des feedbacks personnalisés à chaque apprenant, guidant les apprenants vers les objets d'apprentissage appropriés pour commencer leur parcours d'apprentissage. Les feedbacks visaient à les guider dans l'identification de leurs points forts et de leurs points à améliorer, leur permettant de se fixer des objectifs réalistes et d'adapter leurs parcours d'apprentissage en conséquence. En recevant des feedbacks opportuns et ciblés, les apprenants ont acquis meilleures connaissances de leurs lacunes et ont été en mesure de s'approprier leur parcours d'apprentissage.

De plus, l'intégration de recommandations personnalisées dans le chatbot a encore amélioré la phase de pré-évaluation. Sur la base des caractéristiques individuelles des apprenants, telles que leurs préférences d'apprentissage et leurs performances, le chatbot a suggéré des objets et des ressources d'apprentissage appropriés pour démarrer leur processus d'apprentissage. En fournissant aux apprenants des recommandations personnalisées, le chatbot visait à accroître leur engagement, leur motivation et leur satisfaction globale vis-à-vis de l'expérience d'apprentissage. La capacité du chatbot à s'adapter et à fournir des recommandations personnalisées a permis aux apprenants d'avoir accès à des supports d'apprentissage pertinents dès le début, ouvrant la voie à une expérience d'apprentissage plus efficace et efficiente.

Globalement, les résultats obtenus à partir de cette phase des expériences ont fourni des informations précieuses sur l'efficacité de la pré-évaluation et de le feedback personnalisés

dans l'optimisation de l'expérience d'apprentissage et ont jeté les bases des interactions ultérieures au sein de l'environnement d'apprentissage.

8.1.2. Recommandations personnalisées et évaluation formative

Dans nos expériences, l'intégration de recommandations personnalisées et d'évaluation formative dans le chatbot a joué un rôle crucial dans la promotion d'une approche adaptative et centrée sur l'apprenant de l'apprentissage en ligne. Le chatbot a exploité les caractéristiques individuelles et les données de performance des apprenants pour générer des recommandations personnalisées d'objets d'apprentissage. En analysant les préférences et les performances des apprenants, le chatbot a fourni des suggestions ciblées de ressources d'apprentissage susceptibles d'améliorer leur compréhension et leur engagement.

De plus, la composante d'évaluation formative du chatbot a permis aux apprenants d'évaluer leurs progrès et leur compréhension tout au long du processus d'apprentissage. Le chatbot intégrait des quiz interactifs considérés comme des auto-évaluations qui incitaient les apprenants à appliquer leurs connaissances, à analyser des concepts et à évaluer leurs propres résultats d'apprentissage.

L'intégration de recommandations personnalisées et d'évaluation formative dans chatbot a créé un environnement d'apprentissage dynamique et adaptatif. Les apprenants ont pu explorer les sujets à leur propre rythme et approfondir les concepts où ils avaient besoin d'un soutien supplémentaire. Les résultats obtenus à partir des recommandations personnalisées et de la phase d'évaluation formative de nos expériences ont fourni des informations essentielles sur l'efficacité de ces stratégies pour améliorer l'expérience d'apprentissage. Les données recueillies nous ont permis d'évaluer l'impact des recommandations personnalisées sur l'engagement, la satisfaction et l'acquisition de connaissances des apprenants. De plus, la composante d'évaluation formative a mis en lumière la perception qu'ont les apprenants de leurs progrès et a aidé à identifier les concepts à améliorer.

En résumé, l'intégration de recommandations personnalisées et d'une évaluation formative dans le chatbot a contribué à une expérience d'apprentissage plus individualisée et significative. En adaptant le matériel d'apprentissage aux caractéristiques de chaque apprenant, le chatbot a favorisé un sentiment d'appartenance et d'autonomie dans le processus d'apprentissage. Les résultats obtenus à partir de cette phase des expériences ont confirmé l'efficacité des recommandations personnalisées et de l'évaluation formative dans la promotion de l'engagement de l'apprenant, de l'autorégulation et, en fin de compte, de l'amélioration des résultats d'apprentissage.

8.1.3. Apprentissage autorégulé

L'apprentissage autorégulé est un aspect crucial d'un apprentissage en ligne efficace, et dans nos expériences, le chatbot a joué un rôle important dans l'auto-régulation des apprenants. En incorporant des fonctionnalités permettant aux apprenants de s'auto-évaluer, d'auto-réfléchir et de suivre leurs progrès, le chatbot a servi d'outil précieux pour favoriser l'autorégulation et donner aux apprenants les moyens de prendre le contrôle de leurs expériences d'apprentissage.

L'un des éléments clés de l'apprentissage autorégulé facilité par le chatbot était la mise à disposition de quiz d'auto-évaluation. Ces quiz ont permis aux apprenants d'évaluer leur compréhension de la matière et d'évaluer leurs propres connaissances et compétences. Grâce à ces auto-évaluations, les apprenants ont pu identifier les concepts dans lesquels ils avaient

besoin d'une pratique ou d'une révision supplémentaire, ce qui leur a permis de répartir leur temps d'étude plus efficacement et de se concentrer sur des concepts d'amélioration spécifiques. Les feedbacks immédiats fournis par le chatbot après chaque quiz ont encore amélioré le processus d'autorégulation, car les apprenants pouvaient réfléchir à leurs performances. De plus, le chatbot encourageait les apprenants à réfléchir à leurs progrès et à leurs objectifs d'apprentissage. Ils étaient invités à revoir périodiquement leurs réalisations. Ce processus a permis aux apprenants d'identifier leurs activités terminées, leurs scores au quiz et leur progression globale. Le feedback résultant a renforcé leur sentiment d'accomplissement et stimulé leur motivation en leur permettant de visualiser leur croissance au fil du temps.

Globalement, l'intégration de fonctionnalités visant à aider l'apprenant à s'autoréguler dans le chatbot s'est avérée déterminante pour favoriser l'autonomie, les compétences métacognitives et la motivation des apprenants. En offrant des possibilités d'auto-évaluation, d'autoréflexion et de suivi des progrès, le chatbot a permis aux apprenants de jouer un rôle actif dans leur processus d'apprentissage. Les résultats obtenus à partir de cette phase des expériences ont démontré l'efficacité du chatbot dans la promotion de l'apprentissage autorégulé et son impact positif sur l'engagement, la satisfaction et les résultats d'apprentissage globaux des apprenants.

En conclusion, le rôle du chatbot en tant que compagnon d'apprentissage de soutien a encouragé les apprenants à devenir des apprenants autonomes, réfléchis et proactifs. Grâce à l'auto-évaluation et à l'autoréflexion, les apprenants ont développé un sentiment d'appropriation et de contrôle de leur apprentissage, ce qui a finalement conduit à de meilleurs résultats d'apprentissage.

8.2. Scénario d'application des approches proposées

En intégrant les résultats et les contributions de notre thèse, nous pouvons concevoir un scénario d'application pratique qui englobe les approches proposées. Ce scénario implique la mise en œuvre d'une approche en trois phases, comprenant la phase de préapprentissage, la phase de processus d'apprentissage et la phase de post-apprentissage. Chaque phase joue un rôle distinct dans la formation de l'expérience d'apprentissage globale. La figure 61 présente les trois phases du scénario d'application proposé.

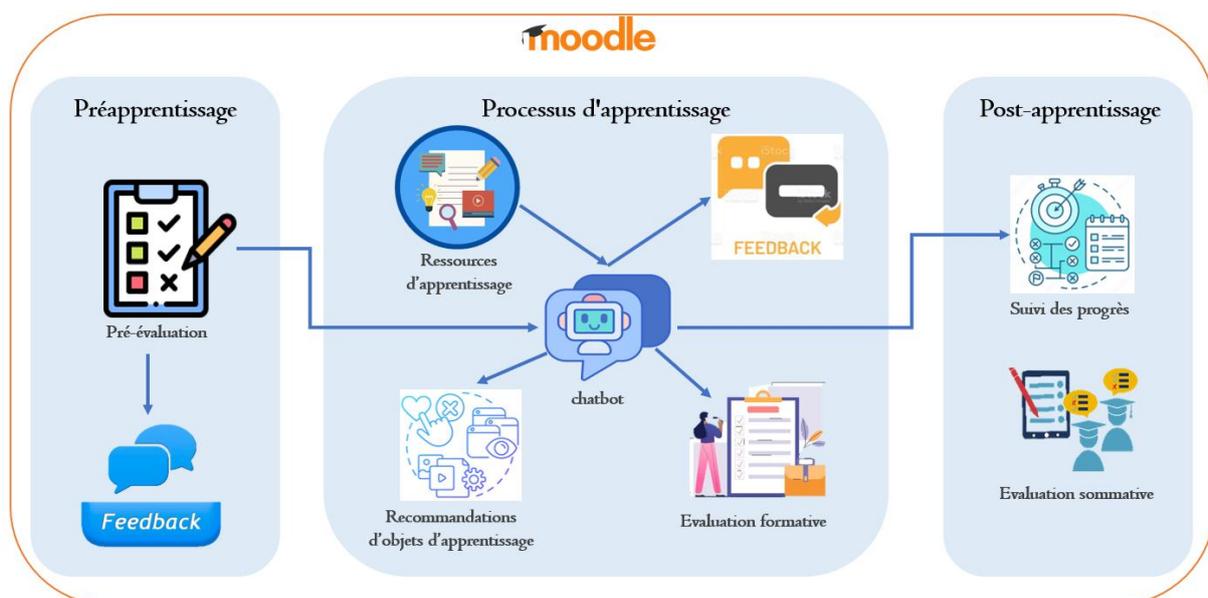


Figure 61 : Schéma du scénario d'application proposé.

Les trois processus clés du parcours d'apprentissage peuvent être décrits comme suit :

Préapprentissage et recommandations adaptées :

Avant de commencer le processus d'apprentissage, une pré-évaluation est effectuée pour évaluer les connaissances et les compétences de l'apprenant. Cette évaluation permet au chatbot d'adapter l'expérience d'apprentissage pour répondre aux besoins spécifiques de chaque apprenant. Dans cette phase, le chatbot joue un rôle crucial en fournissant des feedbacks et des recommandations personnalisés pour guider l'apprenant dans le démarrage de son parcours d'apprentissage. Le chatbot prend en compte les caractéristiques et les performances de l'apprenant pour suggérer des ressources d'apprentissage adaptés. Les résultats de l'évaluation peuvent informer le chatbot sur le niveau de connaissance de l'apprenant et guider les recommandations de ressources d'apprentissage personnalisées.

Processus d'apprentissage en interaction avec le chatbot et l'utilisation des ressources :

Pendant la phase d'apprentissage, l'apprenant s'engage avec le chatbot et utilise les ressources d'apprentissage disponibles sur la plateforme Moodle. Le chatbot agit comme un assistant virtuel facilitant les expériences d'apprentissage interactives. L'apprenant peut interagir avec le chatbot pour acquérir de nouvelles connaissances, accéder aux supports de cours et participer à des quiz d'auto-évaluation (considérés comme des évaluations formatives). Le chatbot fournit également des feedbacks et des recommandations personnalisés en fonction des caractéristiques de l'apprenant, garantissant une approche centrée sur l'apprenant, tout au long de son processus d'apprentissage.

Post-apprentissage et suivi des progrès :

Une fois la phase d'apprentissage terminée, il est crucial de fournir aux apprenants des occasions de réfléchir à leurs expériences d'apprentissage. L'apprenant subit une évaluation sommative pour évaluer sa compréhension globale et sa maîtrise de la matière. De plus, le chatbot permet à l'apprenant de suivre ses progrès tout au long du parcours d'apprentissage. En offrant un feedback continu et un suivi des progrès, le chatbot soutient l'apprenant dans l'autoréflexion et facilite l'auto-évaluation continue.

En intégrant ces trois processus dans l'expérience d'apprentissage, le préapprentissage et les recommandations adaptées jettent les bases d'un parcours d'apprentissage personnalisé. Le processus d'apprentissage en interaction avec le chatbot et l'utilisation des ressources favorise l'engagement actif et l'acquisition de connaissances. Enfin, le post-apprentissage et le suivi des progrès garantissent une évaluation complète et permettent aux apprenants de réfléchir à leurs réalisations et d'améliorer encore leurs résultats d'apprentissage.

8.3. Discussion et limites

8.3.1. Discussion

La discussion des résultats vise à fournir une analyse et une interprétation approfondies des résultats obtenus à partir des expériences menées dans cette thèse. En examinant les données collectées et en les comparant aux objectifs de la recherche, nous pouvons obtenir des informations précieuses sur l'efficacité et l'impact du modèle proposé et l'intégration du chatbot dans l'amélioration de l'expérience d'apprentissage.

Avant tout, les résultats de la phase de pré-évaluation et de feedback ont souligné l'importance de fournir aux apprenants une évaluation initiale pour évaluer leurs connaissances antérieures et identifier les lacunes dans les connaissances. La capacité du chatbot à fournir des feedbacks personnalisés basés sur les performances individuelles a permis aux apprenants de recevoir des conseils et un soutien ciblé, leur permettant de commencer leur parcours d'apprentissage avec une base solide. Les feedbacks positifs reçus des participants ont indiqué que les feedbacks du chatbot étaient perçus comme utiles et précieux pour guider leur processus d'apprentissage.

Passant à la phase de recommandations personnalisées et d'évaluation formative, les résultats ont indiqué que l'intégration du chatbot dans la fourniture de recommandations d'objets d'apprentissage personnalisés basés sur les caractéristiques de l'apprenant a sensiblement amélioré l'expérience d'apprentissage. Les apprenants ont signalé un niveau d'engagement et de satisfaction plus élevée lorsqu'ils ont reçu des recommandations adaptées à leurs besoins et préférences spécifiques. Les quiz qui sont considérés comme une évaluation formative menés via le chatbot ont non seulement fourni aux apprenants l'occasion d'évaluer leur compréhension, mais ont également facilité l'autoréflexion et l'autorégulation. Les résultats ont démontré que les apprenants qui interagissaient activement avec le chatbot et utilisaient les objets d'apprentissage recommandés obtenaient de meilleurs résultats d'apprentissage que ceux qui ne le faisaient pas.

De plus, la discussion sur la phase d'apprentissage autorégulé a révélé le rôle central du chatbot dans la promotion des compétences d'autorégulation des apprenants. Les quiz d'auto-évaluation et d'autoréflexion ont permis aux apprenants de suivre leurs progrès et d'identifier les concepts à améliorer. La fourniture par le chatbot d'un suivi des progrès a aidé les apprenants à maintenir leur motivation et à rester sur la bonne voie pour atteindre leurs objectifs d'apprentissage.

Globalement, la discussion des résultats met en évidence l'impact positif du modèle proposé et de l'intégration du chatbot dans l'amélioration de l'expérience d'apprentissage. Les résultats fournissent des preuves de l'efficacité des recommandations et feedbacks personnalisés, de l'évaluation formative et des stratégies d'apprentissage autorégulées facilitées par le chatbot. L'intégration de ces fonctionnalités dans l'environnement d'apprentissage en ligne a créé une expérience d'apprentissage centrée sur l'apprenant et adaptative, permettant aux apprenants de s'approprier leur apprentissage.

8.3.2. Limites et évaluation critique des résultats

Les expériences ont démontré une amélioration significative des résultats d'apprentissage pour le groupe d'intervention par rapport au groupe témoin, indiquant l'efficacité des interventions proposées. Bien que les expériences menées dans cette thèse aient fourni des informations précieuses sur l'amélioration de l'expérience d'apprentissage grâce à des approches personnalisées et à l'intégration d'un chatbot, il est important de reconnaître certaines limites et d'évaluer de manière critique les résultats.

Premièrement, la taille limitée de l'échantillon et le cadre d'un seul établissement limitent la généralisation des résultats. Des recherches supplémentaires avec des échantillons plus grands et plus diversifiés sont nécessaires. De plus, la durée des expériences était relativement courte, ce qui ne permet pas de saisir pleinement l'impact à long terme des approches proposées sur les résultats d'apprentissage.

Une autre limitation est la dépendance à l'égard de matériels d'apprentissage et de ressources spécifiques au sein de la plate-forme Moodle. Alors que l'intégration du chatbot fournit des

recommandations personnalisées basées sur les caractéristiques de l'apprenant, l'efficacité de ces recommandations peut être influencée par la disponibilité et la qualité des ressources d'apprentissage dans la plateforme.

Il est également important de noter que les expériences ont été menées dans un cadre contrôlé, ce qui peut ne pas refléter pleinement la complexité et la dynamique des environnements d'apprentissage du monde réel. La validité externe des résultats doit être prise en compte lors de l'extrapolation des résultats à d'autres contextes éducatifs. Ainsi, la disponibilité des ressources, telles que la puissance de calcul, l'infrastructure ou le financement, ont imposé des limites à l'évolutivité et aux performances de l'environnement d'apprentissage. Par exemple, la puissance de calcul disponible peut influencer la vitesse de traitement des données, l'infrastructure peut déterminer la capacité à gérer simultanément un grand nombre d'utilisateurs, et le financement peut restreindre les possibilités d'expansion et d'amélioration de l'environnement. Ces contraintes auraient pu affecter l'expérience utilisateur globale et la capacité d'accueillir un plus grand nombre d'apprenants.

De plus, en raison de contraintes techniques et de contraintes de temps, la mise en œuvre de certaines caractéristiques ou fonctionnalités dans l'environnement d'apprentissage et le chatbot peut ne pas avoir été entièrement réalisée. En outre, les expériences et les conclusions de la thèse ont été menées dans un contexte/domaine d'apprentissage spécifique. La généralisation des résultats à d'autres disciplines ou environnements éducatifs peut être sujette à des limites. Il est important de reconnaître la nécessité de poursuivre les recherches pour valider l'efficacité du modèle dans divers contextes d'apprentissage.

En conclusion, bien que les résultats des expériences fournissent des informations précieuses sur l'amélioration de l'expérience d'apprentissage, il est essentiel de reconnaître et d'aborder les limites inhérentes à la conception et à la méthodologie de la recherche. Ces limites doivent être prises en compte lors de l'interprétation et de la généralisation des résultats, et les recherches futures devraient viser à remédier à ces limites afin d'étendre davantage les approches proposées.

Conclusion

En conclusion, ce chapitre a synthétisé et discuté les résultats des expériences menées pour évaluer l'efficacité du modèle proposé, et l'intégration du chatbot pour améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants. Les résultats ont mis en évidence les avantages de la personnalisation, du soutien à l'autorégulation via le chatbot et des feedbacks pour optimiser l'expérience d'apprentissage. L'intégration du chatbot au sein de la plateforme Moodle a fourni aux apprenants un environnement d'apprentissage flexible et adaptatif, leur permettant de participer activement à leur processus d'apprentissage. Les résultats ont montré que l'intégration du chatbot a influencé positivement l'expérience d'apprentissage des apprenants. En fournissant des recommandations personnalisées d'objets d'apprentissage, les apprenants ont pu s'engager avec un contenu qui correspondait à leurs besoins et préférences individuels, ce qui a conduit à un engagement et une satisfaction accrue. Les quiz menés via le chatbot ont permis aux apprenants d'évaluer leur compréhension et de recevoir des feedbacks en temps opportun, leur permettant de suivre leurs progrès.

Conclusion générale et perspectives

1. Conclusion

Dans cette thèse, nous avons exploré la conception et l'intégration d'un chatbot dans un environnement d'apprentissage en ligne dans le but d'améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants. À travers les différents chapitres, nous avons abordé le problème des systèmes d'apprentissage en ligne traditionnels qui manquent de soutien personnalisé et d'opportunités d'engagement. Le modèle proposé était axé sur la personnalisation, l'autorégulation et les expériences d'apprentissage interactives, et nous avons tenté de montrer son efficacité à travers une série d'expériences et d'analyses.

Les résultats de nos recherches indiquent que l'intégration d'un chatbot dans le processus d'apprentissage peut améliorer considérablement l'engagement, la satisfaction et les résultats d'apprentissage des apprenants. En fournissant des recommandations personnalisées d'objets d'apprentissage, les apprenants ont pu accéder à un contenu pertinent et personnalisé qui correspondait à leurs besoins individuels. Les évaluations et les feedbacks opportuns du chatbot ont permis aux apprenants de suivre leurs progrès, de réfléchir à leur compréhension et de faire les ajustements nécessaires. De même, les caractéristiques du chatbot qui révèlent l'autorégulation de l'apprentissage ont permis aux apprenants de s'approprier leur apprentissage, de fixer des objectifs et de s'engager dans des processus métacognitifs.

Les contributions de cette thèse résident dans le développement et la mise en œuvre d'un modèle complet et l'intégration du chatbot comme un outil de soutien dans l'environnement d'apprentissage en ligne. Les recommandations et feedbacks personnalisés, l'évaluation et les stratégies d'apprentissage autorégulé ont démontré leur efficacité pour améliorer l'expérience d'apprentissage et promouvoir des approches centrées sur l'apprenant. Nos recherches ont mis en évidence l'importance de prendre en compte les caractéristiques, les préférences et les performances des apprenants dans la conception d'environnements d'apprentissage personnalisés.

Ces résultats ont des implications pratiques pour les éducateurs, les concepteurs pédagogiques et les plateformes d'apprentissage en ligne. En intégrant les technologies de chatbot et en tirant parti de leurs capacités, les systèmes d'apprentissage en ligne peuvent devenir plus adaptatifs, interactifs et engageants. Les apprenants peuvent bénéficier d'un soutien personnalisé, d'un feedback opportun et d'un sentiment d'autonomie dans leur parcours d'apprentissage. L'intégration des chatbots a le potentiel de transformer l'apprentissage en ligne traditionnel en expériences dynamiques et centrées sur l'apprenant.

En conclusion, cette thèse a démontré le potentiel de l'intégration d'un chatbot dans un environnement d'apprentissage en ligne pour améliorer l'expérience d'apprentissage. Grâce à la personnalisation et aux fonctionnalités d'apprentissage interactif, nous avons créé un environnement qui encourage les apprenants à s'autoréguler en définissant et en maintenant leurs propres objectifs d'apprentissage. Ces fonctionnalités fournies par le chatbot se sont avérées efficaces pour améliorer l'engagement, la satisfaction et les résultats d'apprentissage des apprenants. En affinant et en développant davantage le modèle proposé, les éducateurs et les concepteurs pédagogiques peuvent créer des environnements d'apprentissage en ligne plus adaptatifs et centrés sur l'apprenant.

2. Perspectives

La recherche menée dans cette thèse ouvre plusieurs perspectives d'exploration et de développement dans le domaine de l'amélioration de l'expérience d'apprentissage en ligne. Bien que l'intégration d'un chatbot ait donné des résultats prometteurs, il reste encore des domaines à développer et de nouvelles pistes à explorer.

Premièrement, les recherches futures pourraient se concentrer sur l'amélioration continue et le raffinement des capacités du chatbot. Cela comprend l'amélioration de la précision et de l'efficacité des recommandations et des feedbacks personnalisés en incorporant des algorithmes et des techniques plus avancés, tels que l'apprentissage automatique et le traitement du langage naturel, pour fournir un soutien encore plus personnalisé et adaptatif. En affinant continuellement le système de recommandation, nous pouvons nous assurer que les apprenants reçoivent les objets d'apprentissage les plus pertinents et les plus bénéfiques adaptés à leurs besoins.

De plus, des recherches futures pourraient explorer le potentiel d'incorporation d'éléments de gamification dans le chatbot et l'environnement d'apprentissage en ligne. La gamification s'est avérée efficace pour accroître la motivation et l'engagement dans divers contextes, et son intégration pourrait encore améliorer l'expérience d'apprentissage. En incorporant des éléments de type jeu, tels que des récompenses, des badges et un suivi des progrès, nous pouvons créer un environnement d'apprentissage plus immersif et agréable qui favorise la motivation intrinsèque et le sentiment d'accomplissement.

Une autre perspective à considérer est l'intégration des techniques de traitement du langage naturel (TAL) et d'analyse des sentiments au sein du chatbot. En améliorant la capacité du chatbot à comprendre et à répondre aux demandes des apprenants, nous pouvons créer une expérience d'apprentissage plus interactive et plus humaine. Cela permettrait aux apprenants d'engager des conversations naturelles avec le chatbot, facilitant un processus d'apprentissage plus intuitif et transparent.

De plus, l'évolutivité et l'applicabilité du modèle proposé et de l'intégration du chatbot devraient être étudiées plus avant. Bien que les expériences menées dans cette thèse aient fourni des informations précieuses, des recherches futures pourraient explorer la mise en œuvre et l'efficacité du modèle dans différents contextes éducatifs, diverses populations d'apprenants et divers domaines. Cela fournirait une compréhension plus complète de la généralité et de l'adaptabilité du modèle.

Enfin, compte tenu des progrès rapides de la technologie, les recherches futures pourraient explorer l'intégration de technologies actuelles, telles que la réalité virtuelle (VR) et la réalité augmentée (AR), dans le chatbot et l'environnement d'apprentissage en ligne. Ces technologies ont le potentiel de créer des expériences d'apprentissage hautement engageantes et interactives, permettant aux apprenants de visualiser des concepts complexes et d'interagir avec des environnements d'apprentissage virtuels. De plus, l'exploration du potentiel d'intégration d'éléments d'apprentissage social dans la conception du chatbot pourrait promouvoir la collaboration et le partage des connaissances entre les apprenants.

En conclusion, les perspectives décrites ci-dessus mettent en évidence le potentiel de nouvelles avancées et innovations dans le domaine de l'amélioration de l'expérience d'apprentissage dans l'éducation en ligne. En continuant à explorer et à développer les recherches menées dans cette thèse, nous pouvons contribuer à l'évolution continue des environnements d'apprentissage en

ligne, en les rendant plus personnalisés, interactifs et efficaces. Ces perspectives ouvrent la voie à des opportunités passionnantes de créer des expériences d'apprentissage transformatrices et engageantes pour les apprenants du monde entier.

Productions Scientifiques

ARTICLES PUBLIES DANS DES JOURNAUX INTERNATIONNAUX INDEXES	
1	Pre-Evaluation with a Personalized Feedback Conversational Agent Integrated in Moodle
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Journal	International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET) (Q2)
Etat	Déjà sortie
2	Towards an Adaptive Learning Chatbot Based on Learners' Knowledge Level
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Journal	Journal of Educational Computing Research (Q1)
Etat	En cours de publication
3	Effectiveness of an adaptive learning chatbot on students' learning outcomes based on learning styles
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Journal	International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET) (Q2)
Etat	Déjà sortie
4	LearningPartnerBot: Adaptive Learning Chatbot Based on Learners' Knowledge Level and Learning Style to enhance and support a personalized learning experience
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Journal	Australasian Journal of Educational Technology (Q1)
Etat	En cours de publication
5	Integration of an AI-powered chatbot in an e-learning platform as a support tool
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Journal	Journal of Computer Assisted Learning (Q1)
Etat	En cours de publication
6	Effectiveness of Chatbots in Improving Learning Experience in an Online Course: A Qualitative Analysis
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Journal	Interactive Learning Environments (Q1)
Etat	En cours de publication

7	Designing a chatbot in an e-learning environment to enhance the learning experience
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Journal	Journal of Information Technology Education: Innovations in Practice (Q2)
Etat	En cours de publication

CHAPITRES PUBLIES DANS DES LIVRES SCIENTIFIQUES	
1	Towards a Model of Self-regulated e-learning and Personalization of Resources
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Livre	Advances in Information, Communication and Cybersecurity
Etat	Déjà sortie
Conférence	ICI2C'21, khouribgua, Maroc.
2	Towards a Chatbot-based Learning Object Recommendation: A Comparative Experiment
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Livre	Augmented Intelligence and Intelligent Tutoring Systems
Etat	Déjà sortie
Conférence	ITS2023, Corfu, Greece.

COMMUNICATIONS DANS DES CONFERENCES INTERNATIONALES INDEXEES	
1	Personalized e-learning recommender system based on a hybrid approach
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Conférence	EDUCON'22, Tunisie
Etat	Déjà sortie
Proceeding & Index	SCOPUS, IEEE
2	Chatbot design to help learners self-regulate their learning in online learning environments
Auteurs	Wijdane Kaiss, Khalifa Mansouri, Franck Poirier
Conférence	ICALT'23 United States
Etat	Accepté
Proceeding & Index	Scopus, IEEE

Références

- [1] D. H. Schunk and B. J. Zimmerman, “Motivation and self-regulated learning : theory, research, and applications,” 2008.
- [2] B. J. Zimmerman, S. Bonner, and R. Kovach, “ Des apprenants autonomes: Autorégulation des apprentissages.,” 2000.
- [3] H. Khalil and M. Ebner, “MOOCs Completion Rates and Possible Methods to Improve Retention - A Literature Review,” in *World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications*, 2014, pp. 1305–1313.
- [4] I. Nawrot and A. Doucet, “Building engagement for MOOC students: Introducing support for time management on online learning platforms,” in *Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web, WWW 2014 Companion, Republic and Canton of Geneva, Switzerland*, Association for Computing Machinery, Inc, Apr. 2014, p. 1077. doi: 10.1145/2567948.2580054.
- [5] P. S. D. Chen, A. D. Lambert, and K. R. Guidry, “Engaging online learners: The impact of Web-based learning technology on college student engagement,” *Comput Educ*, vol. 54, no. 4, pp. 1222–1232, May 2010, doi: 10.1016/J.COMPEDU.2009.11.008.
- [6] J. Lee, H. D. Song, and A. J. Hong, “Exploring factors, and indicators for measuring students’ sustainable engagement in e-learning,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 11, no. 4, Feb. 2019, doi: 10.3390/SU11040985.
- [7] N. B. Afini Normadhi, L. Shuib, H. N. Md Nasir, A. Bimba, N. Idris, and V. Balakrishnan, “Identification of personal traits in adaptive learning environment: Systematic literature review,” *Comput Educ*, vol. 130, pp. 168–190, Mar. 2019, doi: 10.1016/J.COMPEDU.2018.11.005.
- [8] S. v. Kolekar, R. M. Pai, and M. M. Manohara Pai, “Prediction of Learner’s Profile Based on Learning Styles in Adaptive E-learning System,” *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, vol. 12, no. 6, pp. 31–51, 2017, doi: 10.3991/IJET.V12I06.6579.
- [9] M. Maravanyika, N. Dlodlo, and N. Jere, “An adaptive recommender-system based framework for personalised teaching and learning on e-learning platforms,” *2017 IST-Africa Week Conference, IST-Africa 2017*, Nov. 2017, doi: 10.23919/ISTAFRICA.2017.8102297.
- [10] Md. Mamoon-Al-Bashir, Md. R. Kabir, and I. Rahman, “The Value and Effectiveness of Feedback in Improving Students’ Learning and Professionalizing Teaching in Higher Education,” *undefined*, 2016.
- [11] K. Dekker, “Effective learning methods: The importance of formative feedback,” 2018. <https://www.studiosity.com/blog/effective-learning-methods-the-importance-of-formative-feedback> (accessed Oct. 20, 2022).
- [12] N. Manouselis, H. Drachsler, K. Verbert, and E. Duval, “Recommender Systems for Learning,” 2013, doi: 10.1007/978-1-4614-4361-2.
- [13] P. K. Udupi, P. Malali, and H. Noronha, “Big data integration for transition from e-learning to smart learning framework,” *undefined*, pp. 268–271, Apr. 2016, doi: 10.1109/ICBDSC.2016.7460379.
- [14] S. Valtolina, B. R. Barricelli, S. di Gaetano, and P. Diliberto, “Chatbots and Conversational Interfaces: Three Domains of Use,” *undefined*, 2018.
- [15] T. Parthornratt, D. Kitsawat, P. Putthapipat, and P. Koronjaruwat, “A Smart Home Automation Via Facebook Chatbot and Raspberry Pi,” *2018 2nd International Conference on Engineering Innovation, ICEI 2018*, pp. 52–56, Aug. 2018, doi: 10.1109/ICEI18.2018.8448761.

- [16] S. B. Eom and N. J. Ashill, "A System 's View of E-Learning Success Model," vol. 16, no. 1, pp. 42–76, 2018.
- [17] R. Jahanbakhsh, "Learning Styles and Academic Achievement: a Case Study of Iranian High School Girl's Students," *Procedia Soc Behav Sci*, vol. 51, no. 1988, pp. 1030–1034, 2012, doi: 10.1016/j.sbspro.2012.08.282.
- [18] E. Kyndt, F. Dochy, K. Struyven, and E. Cascallar, "The direct and indirect effect of motivation for learning on students' approaches to learning through the perceptions of workload and task complexity," *Higher Education Research and Development*, vol. 30, no. 2, pp. 135–150, 2011, doi: 10.1080/07294360.2010.501329.
- [19] C. Sorgenfrei and S. Smolnik, "The Effectiveness of E-Learning Systems : A Review of the Empirical Literature on Learner Control," vol. 14, no. 2, 2016.
- [20] A. J. Martin, "Motivation and engagement: Conceptual, operational and empirical clarity," pp. 0–15, 2012.
- [21] C. Kim, S. W. Park, J. Cozart, and H. Lee, "From Motivation to Engagement : The Role of Effort Regulation of Virtual High School Students in Mathematics Courses," vol. 18, pp. 261–272, 2015.
- [22] B. J. Zimmerman, "Motivational Sources and Outcomes of Self-Regulated Learning and Performance," no. 11237, 2011, doi: 10.4324/9780203839010.ch4.
- [23] B. J. Zimmerman, "Investigating Self-Regulation and Motivation: Historical Background, Methodological Developments, and Future Prospects," vol. 45, no. 1, pp. 166–183, 2008, doi: 10.3102/0002831207312909.
- [24] B. Kramarski and T. Michalsky, "Investigating Preservice Teachers' Professional Growth in Self-Regulated Learning Environments," *J Educ Psychol*, vol. 101, no. 1, pp. 161–175, 2009.
- [25] B. J. Zimmerman, "Attaining self-regulation: A social cognitive perspective.," pp. 13–39, 2000.
- [26] B. J. Zimmerman and M. Campillo, "Motivating Self-Regulated Problem Solvers," pp. 233–262, 2003.
- [27] J. B. Wandler and W. J. Imbriale, "Promoting Undergraduate Student Self-Regulation in Online Learning Environments," 2017, doi: 10.24059/olj.v21i2.881.
- [28] Y. Safsouf, K. Mansouri, and F. Poirier, "An Analysis to Understand the Online Learners' Success in Public Higher Education in Morocco," no. March, 2020, doi: 10.28945/4518.
- [29] H. Kauffman, "A review of predictive factors of student success in and satisfaction with online learning," *Research in Learning Technology*, vol. 23, no. 1063519, pp. 1–13, 2015, doi: 10.3402/rlt.v23.26507.
- [30] G. Piccoli, R. Ahmad, and B. Ives, "WEB-BASED VIRTUAL LEARNING AND A RESEARCH FRAMEWORK ENVIRONMENTS : A PRELIMINARY ASSESSMENT OF EFFECTIVENESS IN BASIC IT SKILLS TRAINING1," vol. 25, no. 4, pp. 401–426, 2001.
- [31] E. Durall and B. Gros, "Learning Analytics as a Metacognitive Tool," no. April, 2014, doi: 10.5220/0004933203800384.
- [32] R. Hammad, M. Odeh, and Z. Khan, "eLEM : A Novel e-Learner Experience Model," vol. 14, no. 4, pp. 586–597, 2017.
- [33] C. Romero, M. López, J. Luna, and S. Ventura, "Predicting students' final performance from participation in on-line discussion forums," *Comput Educ*, vol. 68, pp. 458–472, 2013, doi: 10.1016/j.compedu.2013.06.009.
- [34] E. Yukselturk, "An investigation of factors affecting student participation level in an online discussion forum," *Turkish Online Journal of Educational Technology*, vol. 9, no. 2, pp. 24–32, 2010.

- [35] L. Prud, M. Leblanc, M. Paré, and P. Fillion, “Différencier d’abord auprès de tous les élèves : un exemple en lecture,” 2015.
- [36] H. Przesmycki, “La pédagogie différenciée,” pp. 2–3, 2004.
- [37] Y. Akbulut and C. S. Cardak, “Adaptive educational hypermedia accommodating learning styles: A content analysis of publications from 2000 to 2011,” *Comput Educ*, vol. 58, no. 2, pp. 835–842, Feb. 2012, doi: 10.1016/J.COMPEDU.2011.10.008.
- [38] R. Oppermann, R. Rashev, and Kinshuk, “Adaptability and adaptivity in learning systems,” *Knowledge Transfer*, vol. 2, pp. 173–179, 1997.
- [39] P. Brusilovsky and E. Millán, “User Models for Adaptive Hypermedia and Adaptive Educational Systems,” in *The Adaptive Web*, 2007, pp. 3–53.
- [40] P. Brusilovsky, “Adaptive hypermedia,” *User Model User-adapt Interact*, vol. 11, no. 1–2, pp. 87–110, 2001, doi: 10.1023/A:1011143116306/METRICS.
- [41] D. Hauger and M. Augstein, “State of the Art of Adaptivity in E-Learning Platforms,” in *Workshop on Adaptivity and User Modeling in Interactive Systems ABIS*, 2007. Accessed: Jan. 23, 2023. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/221146966_State_of_the_Art_of_Adaptivity_in_E-Learning_Platforms
- [42] A. Klačnja-Milićević, M. Ivanović, and A. Nanopoulos, “Recommender systems in e-learning environments: a survey of the state-of-the-art and possible extensions,” *Artificial Intelligence Review 2015 44:4*, vol. 44, no. 4, pp. 571–604, Sep. 2015, doi: 10.1007/S10462-015-9440-Z.
- [43] H. Rodrigues, F. Almeida, V. Figueiredo, and S. L. Lopes, “Tracking e-learning through published papers: A systematic review,” *Comput Educ*, vol. 136, pp. 87–98, Jul. 2019, doi: 10.1016/J.COMPEDU.2019.03.007.
- [44] P. Brusilovsky, “Methods and techniques of adaptive hypermedia,” *User Model User-adapt Interact*, vol. 6, no. 2–3, pp. 87–129, 1996, doi: 10.1007/BF00143964.
- [45] H. Xie, H. C. Chu, G. J. Hwang, and C. C. Wang, “Trends and development in technology-enhanced adaptive/personalized learning: A systematic review of journal publications from 2007 to 2017,” *Comput Educ*, vol. 140, p. 103599, Oct. 2019, doi: 10.1016/J.COMPEDU.2019.103599.
- [46] K. Chrysafiadi and M. Virvou, “Student modeling approaches: A literature review for the last decade,” *Expert Syst Appl*, vol. 40, no. 11, pp. 4715–4729, Sep. 2013, doi: 10.1016/J.ESWA.2013.02.007.
- [47] C.-M. Chen and Y.-C. Sun, “Assessing the effects of different multimedia materials on emotions and learning performance for visual and verbal style learners,” *Comput Educ*, vol. 59, no. 4, pp. 1273–1285, 2012.
- [48] F. Essalmi, L. ben Ayed, M. Jemni Ara, and S. Graf, “Generalized metrics for the analysis of Elearning personalization strategies,” *Comput Human Behav*, vol. 48, pp. 310–322, 2015.
- [49] F. A. Dorça, R. D. Araujo, V. C. de Carvalho, D. T. Resende, and R. G. Cattelan, “An automatic and dynamic approach for personalized recommendation of learning objects considering students learning styles: an experimental analysis,” *Informatics in Education*, vol. 15, no. 1, 2016.
- [50] Ö. Özyurt and H. Özyurt, “Learning style based individualized adaptive e-learning environments: Content analysis of the articles published from 2005 to 2014,” *Comput Human Behav*, vol. 52, pp. 349–358, Nov. 2015, doi: 10.1016/J.CHB.2015.06.020.
- [51] H. M. Truong, “Integrating learning styles and adaptive e-learning system: Current developments, problems and opportunities,” *Comput Human Behav*, vol. 55, pp. 1185–1193, 2016.

- [52] M. Alshammari, R. Anane, and R. J. Hendley, “Adaptivity in E-learning systems,” *Proceedings - 2014 8th International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems, CISIS 2014*, pp. 79–86, Oct. 2014, doi: 10.1109/CISIS.2014.12.
- [53] R. Felder and L. Silverman, “Learning and Teaching Styles in Engineering Education,” 1988.
- [54] R. Felder and J. Spurlin, “Applications, Reliability and Validity of the Index of Learning Styles*,” 2005.
- [55] R. Felder and L. Silverman, “Learning and Teaching Styles in Engineering Education,” *Engineering Education*, vol. 78, no. 7, pp. 674–81, 1988.
- [56] B. Kollöffel, “Exploring the relation between visualizer–verbalizer cognitive styles and performance with visual or verbal learning material,” *Comput Educ*, vol. 58, no. 2, pp. 697–706, Feb. 2012, doi: 10.1016/J.COMPEDU.2011.09.016.
- [57] M. J. Timms, “Letting Artificial Intelligence in Education out of the Box: Educational Cobots and Smart Classrooms,” *Int J Artif Intell Educ*, vol. 26, no. 2, pp. 701–712, Jun. 2016, doi: 10.1007/S40593-016-0095-Y.
- [58] United Nations Education Scientific and Cultural Organization (UNESCO), “How can artificial intelligence enhance education?,” 2023. <https://www.unesco.org/en/articles/how-can-artificial-intelligence-enhance-education> (accessed Jul. 02, 2023).
- [59] M. Chassignol, A. Khoroshavin, A. Klimova, and A. Bilyatdinova, “Artificial Intelligence trends in education: a narrative overview,” *Procedia Comput Sci*, vol. 136, pp. 16–24, Jan. 2018, doi: 10.1016/J.PROCS.2018.08.233.
- [60] D. Crowe, M. LaPierre, and M. Kebritchi, “Knowledge Based Artificial Augmentation Intelligence Technology: Next Step in Academic Instructional Tools for Distance Learning,” *TechTrends*, vol. 61, no. 5, pp. 494–506, Sep. 2017, doi: 10.1007/S11528-017-0210-4/METRICS.
- [61] Surjandy, W. Suparta, A. Trisetyarso, C. H. Kang, and B. S. Abbas, “Warding off the plagiarism with the applications (Case study at Bina Nusantara University student and faculty member),” *2018 International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2018*, vol. 2018-January, pp. 511–514, Apr. 2018, doi: 10.1109/ICOIACT.2018.8350818.
- [62] R. Peredo, A. Canales, A. Menchaca, and I. Peredo, “Intelligent Web-based education system for adaptive learning,” *Expert Syst Appl*, vol. 38, no. 12, pp. 14690–14702, 2011, doi: 10.1016/J.ESWA.2011.05.013.
- [63] R. C. Sharma, “The Landscape of Artificial Intelligence in Open, Online and Distance Education: Promises and Concerns,” *Asian Journal of Distance Education*, Jan. 2019, Accessed: Jul. 02, 2023. [Online]. Available: https://www.academia.edu/41336081/The_Landscape_of_Artificial_Intelligence_in_Open_Online_and_Distance_Education_Promises_and_Concerns
- [64] H. Snyder, “Literature review as a research methodology: An overview and guidelines,” 2019, doi: 10.1016/j.jbusres.2019.07.039.
- [65] Y. Fang, P. Chen, G. Cai, F. C. M. Lau, S. C. Liew, and G. Han, “Outage-limit-approaching channel coding for future wireless communications: Root-protograph low-density parity-check codes,” *IEEE Vehicular Technology Magazine*, vol. 14, no. 2, pp. 85–93, Jun. 2019, doi: 10.1109/MVT.2019.2903343.
- [66] H. T. Kahraman, S. Sagiroglu, and I. Colak, “Development of adaptive and intelligent web-based educational systems,” *4th International Conference on Application of Information and Communication Technologies, AICT2010*, 2010, doi: 10.1109/ICAICT.2010.5612054.

- [67] Pokrivcakova Silvia, "Preparing teachers for the application of AI-powered technologies in foreign language education," *Journal of Language and Cultural Education*, vol. 7, no. 3, pp. 135–153, 2019.
- [68] V. Rus, S. D'Mello, X. Hu, and A. C. Graesser, "Recent advances in conversational intelligent tutoring systems," *AI Mag*, vol. 34, no. 3, pp. 42–54, 2013, doi: 10.1609/AIMAG.V34I3.2485.
- [69] T. A. Mikropoulos and A. Natsis, "Educational virtual environments: A ten-year review of empirical research (1999-2009)," *Comput Educ*, vol. 56, no. 3, pp. 769–780, 2011, doi: 10.1016/J.COMPEDU.2010.10.020.
- [70] H. Sutton, "Minimize online cheating through proctoring, consequences," *Recruiting & Retaining Adult Learners*, vol. 21, no. 5, pp. 1–5, Feb. 2019, doi: 10.1002/NSR.30434.
- [71] R. Murphy, "Artificial Intelligence Applications to Support K‐12 Teachers and Teaching: A Review of Promising Applications, Challenges, and Risks," *Artificial Intelligence Applications to Support K‐12 Teachers and Teaching: A Review of Promising Applications, Challenges, and Risks*, May 2019, doi: 10.7249/PE315.
- [72] N. T. Le, S. Strickroth, S. Gross, and N. Pinkwart, "A Review of AI-Supported Tutoring Approaches for Learning Programming," *Studies in Computational Intelligence*, vol. 479, pp. 267–279, 2013, doi: 10.1007/978-3-319-00293-4_20.
- [73] S. A. Wartman and C. Donald Combs, "Medical Education Must Move From the Information Age to the Age of Artificial Intelligence," *Academic Medicine*, vol. 93, no. 8, pp. 1107–1109, 2017, doi: 10.1097/ACM.0000000000002044.
- [74] S. Roos and R. Lochan, "CHATBOTS IN EDUCATION A passing trend or a valuable pedagogical tool?," 2018.
- [75] F. Clarizia, F. Colace, M. Lombardi, F. Pascale, and D. Santaniello, "Chatbot: An education support system for student," *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 11161 LNCS, pp. 291–302, 2018, doi: 10.1007/978-3-030-01689-0_23/COVER.
- [76] S. Mendoza, M. Hernández-León, L. M. Sánchez-Adame, J. Rodríguez, D. Decouchant, and A. Meneses-Viveros, "Supporting student-teacher interaction through a chatbot," *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 12206 LNCS, pp. 93–107, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-50506-6_8/COVER.
- [77] S. Cunningham-Nelson, W. Boles, L. Trouton, and E. Margerison, "A Review of Chatbots in Education: Practical Steps Forward", Accessed: Jul. 02, 2023. [Online]. Available: <https://eprints.qut.edu.au/134323/>
- [78] R. P. Medeiros, G. L. Ramalho, and T. P. Falcao, "A Systematic Literature Review on Teaching and Learning Introductory Programming in Higher Education," *IEEE Transactions on Education*, vol. 62, no. 2, pp. 77–90, May 2019, doi: 10.1109/TE.2018.2864133.
- [79] P. Smutny and P. Schreiberova, "Chatbots for learning: A review of educational chatbots for the Facebook Messenger," *Comput Educ*, vol. 151, p. 103862, Jul. 2020, doi: 10.1016/J.COMPEDU.2020.103862.
- [80] H. T. Hien, P. N. Cuong, L. N. H. Nam, H. L. T. K. Nhung, and L. D. Thang, "Intelligent assistants in higher-education environments: The FIT-EBot, a chatbot for administrative and learning support," *ACM International Conference Proceeding Series*, pp. 69–76, Dec. 2018, doi: 10.1145/3287921.3287937.
- [81] K. Lee, J. Jo, J. Kim, and Y. Kang, "Can Chatbots Help Reduce the Workload of Administrative Officers? - Implementing and Deploying FAQ Chatbot Service in a University," *Communications in Computer and Information Science*, vol. 1032, pp. 348–354, 2019, doi: 10.1007/978-3-030-23522-2_45/COVER.

- [82] S. Singh, B. R. Ranoliya, and N. Raghuwanshi, “Chatbot for university related FAQs Meta-Learner with Sparsified Backpropagation View project Differential Privacy View project Chatbot for University Related FAQs,” pp. 1525–1530, 2017, doi: 10.1109/ICACCI.2017.8126057.
- [83] W. A. Elnozahy, G. A. El Khayat, L. Cheniti-Belcadhi, and B. Said, “Question Answering System to Support University Students’ Orientation, Recruitment and Retention,” *Procedia Comput Sci*, vol. 164, pp. 56–63, Jan. 2019, doi: 10.1016/J.PROCS.2019.12.154.
- [84] G. J. Hwang, H. Xie, B. W. Wah, and D. Gašević, “Vision, challenges, roles and research issues of Artificial Intelligence in Education,” *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 1, p. 100001, Jan. 2020, doi: 10.1016/J.CAEAI.2020.100001.
- [85] C. Chun Ho, H. L. Lee, W. K. Lo, and K. F. A. Lui, “Developing a Chatbot for College Student Programme Advisement,” *Proceedings - 2018 International Symposium on Educational Technology, ISET 2018*, pp. 52–56, Sep. 2018, doi: 10.1109/ISET.2018.00021.
- [86] M. Ismail and A. Ade-Ibijola, “Lecturer’s Apprentice: A Chatbot for Assisting Novice Programmers,” *Proceedings - 2019 International Multidisciplinary Information Technology and Engineering Conference, IMITEC 2019*, Nov. 2019, doi: 10.1109/IMITEC45504.2019.9015857.
- [87] D. F. Murad, E. Fernando, M. Irsan, S. A. Murad, P. M. Akhirianto, and M. H. Wijaya, “Learning support system using chatbot in ‘Kejar C Package’ homeschooling program,” *2019 International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2019*, pp. 32–37, Jul. 2019, doi: 10.1109/ICOIACT46704.2019.8938479.
- [88] Eric Hsiao-Kuang Wu, Chun-Han Lin, Yu-Yen Ou, Chen-Zhong Liu, Wei-Kai Wang, and Chi-Yun Chao, “Advantages and constraints of a hybrid model k-12 e-learning assistant chatbot,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 77788–77801, 2020.
- [89] B. R. Ranoliya, N. Raghuwanshi, and S. Singh, “Chatbot for university related FAQs,” in *international conference on advances in computing, communications, and informatics (ICACCI)*, 2017, pp. 1525–1530.
- [90] D. Rooein, “Data-driven edu chatbots,” in *companion proceedings of the 2019 world wide web conference*, 2019, pp. 46–49.
- [91] B. J. Zimmerman, “Self-Regulated Learning and Academic Achievement: An Overview,” *Educational Psychologist*, vol. 25, no. 1, pp. 3–17, 1990.
- [92] P. Pintrich and E. D. Groot, “Motivational and self-regulated learning components of classroom academic performance.,” *J Educ Psychol*, vol. 82, no. 1, pp. 33–40, 1990.
- [93] A. Littlejohn, N. Hood, C. Milligan, and P. Mustain, “Learning in MOOCs: Motivations and self-regulated learning in MOOCs,” *Internet High Educ*, vol. 29, pp. 40–48, 2016.
- [94] U. Kirschenmann, M. Scheffel, M. Friedrich, K. Niemann, and M. Wolpers, *Demands of modern PLEs and the ROLE approach*, vol. 6383. 2010.
- [95] D. Renzel, R. Klamma, M. Kravcik, and A. Nussbaumer, “Tracing self-regulated learning in responsive open learning environment,” in *International Conference on Web-based Learning*, Guangzhou, China, 2015.
- [96] N. Capuano, G. R. Mangione, A. Pierri, and S. Salerno, “Learning Goals Recommendation for Self-Regulated Learning,” *International Journal of Engineering Education*, vol. 28, no. 6, pp. 1373–1379, 2012.
- [97] I. Hidayah, T. B. Adji, and N. A. Setiawan, “A framework for improving recommendation in adaptive metacognitive scaffolding,” in *In Proceedings of the fourth International Conference on Science and Technology (ICST)*, 2018, pp. 1–5.

- [98] R. F. Kizilcec, M. Perez-Sanagustin, and J. J. Maldonado, “ Self-regulated learning strategies predict learner behavior and goal attainment in Massive Open Online Courses,” *Computers & Education* , vol. 104, pp. 18–33, 2017.
- [99] M. Manso-Vazquez and M. Llamas-Nistal, “Proposal of a learning organization tool with support for metacognition,” *IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologías Del Aprendizaje*, vol. 10, no. 2, pp. 35–42, 2015.
- [100] G. Watson, “The Legacy Of Ishikawa,” *Qual Prog*, 2004.
- [101] S. Thalmann, “Adaptation criteria for the personalised delivery of learning materials: A multi-stage empirical investigation,” *Australasian Journal of Educational Technology*, vol. 30, no. 1, pp. 45–60, 2014, doi: 10.14742/ajet.235.
- [102] S. Somyürek, “Student modeling: Recognizing the individual needs of users in e-learning environments Open Social Learner Models View project,” *International Journal of Human Sciences*, pp. 429–450, 2009, [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/38104356>
- [103] M. Maravanyika and N. Dlodlo, *An adaptive framework for recommenderbased Learning Management Systems*. 2018.
- [104] T. Bentley and R. Miller, “Personalisation: getting the questions right,” in *Personalising education*, in *Schooling for Tomorrow*. OECD, 2006. doi: 10.1787/9789264036604-en.
- [105] P. Black and D. Wiliam, “Developing the theory of formative assessment,” *Educ Assess Eval Account*, vol. 21, no. 1, pp. 5–31, Feb. 2009, doi: 10.1007/S11092-008-9068-5/FIGURES/2.
- [106] J. Hattie and H. Timperley, “The power of feedback,” *Rev Educ Res*, vol. 77, no. 1, pp. 81–112, 2007, doi: 10.3102/003465430298487.
- [107] D. Wiliam, “Embedded formative assessment,” p. 225, Accessed: Oct. 20, 2022. [Online]. Available: <https://www.solutiontree.com/embedded-formative-assessment-second-ed.html>
- [108] J. States, R. Detrich, and R. Keyworth, “Summative Assessment (Wing Institute Original Paper),” *undefined*, 2018, doi: 10.13140/RG.2.2.16788.19844.
- [109] O. Bälter, E. Enström, and B. Klingenberg, “The effect of short formative diagnostic web quizzes with minimal feedback,” *undefined*, vol. 60, no. 1, pp. 234–242, Jan. 2013, doi: 10.1016/J.COMPEDU.2012.08.014.
- [110] P. Novacek, “Confidence-Based Assessments within an Adult Learning Environment.,” *International Association for Development of the Information Society*, Oct. 2013.
- [111] H. Roediger and J. D. Karpicke, “The Power of Testing Memory: Basic Research and Implications for Educational Practice,” *undefined*, 2006, doi: 10.1111/J.1745-6916.2006.00012.X.
- [112] J. L. Santos, S. Govaerts, K. Verbert, and E. Duval, “Goal-oriented visualizations of activity tracking : a case study with engineering students,” pp. 143–152, 2012.
- [113] P. Dwivedi and V. Kant, “Learning path recommendation based on modified variable length genetic algorithm,” 2017, doi: 10.1007/s10639-017-9637-7.
- [114] R. Koper, “Personal recommender systems for learners in lifelong learning networks : the requirements , techniques and model Hendrik Drachsler *, Hans G . K . Hummel,” vol. 3, no. 4, pp. 404–423, 2008.
- [115] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, “Toward the Next Generation of Recommender Systems : A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions,” vol. 17, no. 6, pp. 734–749, 2005.
- [116] A. Klačnja-mili, “Recommender systems in e-learning environments : a survey of the state-of-the-art and possible extensions,” 2015, doi: 10.1007/s10462-015-9440-z.
- [117] S. Kim, K. Sung, and C. Park, “Improvement of collaborative filtering using rating normalization,” 2013, doi: 10.1007/s11042-013-1814-0.

- [118] B. M. D. Ekstrand and J. T. Riedl, “Collaborative Filtering Recommender Systems,” vol. 4, no. 2, pp. 81–173, 2011, doi: 10.1561/1100000009.
- [119] L. O. Colombo-mendoza, R. Valencia-garcía, A. Rodríguez-gonzález, G. Alor-hernández, and J. J. Samper-zapater, “Expert Systems with Applications RecomMetz : A context-aware knowledge-based mobile recommender system for movie showtimes,” vol. 42, pp. 1202–1222, 2015.
- [120] S. Shishehchi, S. Y. Banihashem, N. Azan, M. Zin, S. Azman, and M. Noah, “Ontological Approach in Knowledge Based Recommender System to Develop the Quality of E-learning System,” vol. 6, no. 2, pp. 115–123, 2012.
- [121] K. I. Ghauth and N. aniza Abdullah, “Measuring learner’s performance in e-learning recommender systems.pdf.” 2010.
- [122] M. Morisio, “Hybrid Recommender Systems: A Systematic Literature Review,” pp. 1–38, 2019.
- [123] G. Adomavicius, B. Mobasher, F. Ricci, and A. Tuzhilin, “Context-Aware Recommender Systems,” pp. 67–80, 2011.
- [124] K. Verbert *et al.*, “Context-aware recommender systems for learning: A survey and future challenges,” *IEEE Transactions on Learning Technologies*, vol. 5, no. 4, pp. 318–335, 2012, doi: 10.1109/TLT.2012.11.
- [125] I. Garcia, S. Pajares, L. Sebastia, and E. Onaindia, “Preference elicitation techniques for group recommender systems,” vol. 189, pp. 155–175, 2012, doi: 10.1016/j.ins.2011.11.037.
- [126] S. Jagadeesan and J. Subbiah, “Real-time personalization and recommendation in Adaptive Learning Management System,” *J Ambient Intell Humaniz Comput*, vol. 11, no. 11, pp. 4731–4741, 2020, doi: 10.1007/s12652-020-01729-1.
- [127] M. M. Rahman and N. A. Abdullah, “A Personalised Group-Based Recommendation Approach for Web Search in E-Learning,” vol. 3536, no. c, pp. 1–14, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2850376.
- [128] J. He and W. W. Chu, “A Social Network-Based Recommender System (SNRS),” pp. 47–74, doi: 10.1007/978-1-4419-6287-4.
- [129] P. Victor, M. De Cock, C. Cornelis, P. Victor, and C. Cornelis, “Trust and Recommendations,” pp. 645–675.
- [130] P. Rodríguez, O. Salazar, D. Ovalle, N. Duque, and J. Moreno, “Using Ontological Modeling for Multi-Agent Recommendation of Learning Objects”.
- [131] D. Mota, C. V. De Carvalho, and L. P. Reis, “OTILIA—An architecture for the recommendation of teaching-learning techniques supported by an ontological approach,” 2014.
- [132] H. Imran, S. Graf, and M. B. T. C. Kinshuk, “PLORS : a personalized learning object recommender system,” 2015, doi: 10.1007/s40595-015-0049-6.
- [133] M. Baidada, K. Mansouri, and F. Poirier, “HYBRID EDUCATIONAL RECOMMENDATION SYSTEM: EXPERIMENTATION WITH A VOTING-BASED EVALUATION MODE,” vol. 18, no. 1, pp. 107–120.
- [134] H. Imran, M. Belghis-Zadeh, T.-W. Chang, Kinshuk, and S. Graf, “Toward Recommending Learning Tasks in a Learner-Centered Approach,” pp. 337–344, 2015, doi: 10.1007/978-3-662-44188-6.
- [135] N. Pukkhem, “LORecommendNet: An Ontology-Based Representation of Learning Object Recommendation,” 2014, doi: 10.1007/978-3-319-06538-0.
- [136] Z. Liu, W. Qu, H. Li, and C. Xie, “A hybrid collaborative filtering recommendation mechanism for P2P networks,” vol. 26, pp. 1409–1417, 2010, doi: 10.1016/j.future.2010.04.002.

- [137] E. El Bachari, E. H. Abelwahed, and M. El Adnani, “An adaptive teaching strategy model in e-learning using learners’ preference: LearnFit framework,” *International Journal of Web Science*, vol. 1, no. 3, p. 257, 2012, doi: 10.1504/ijws.2012.045815.
- [138] B. a Soloman, N. Carolina, and R. M. Felder, “Index of Learning Styles Questionnaire,” *Learning*, pp. 1–5, 2012, [Online]. Available: <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>
- [139] O. Bourkhouk and E. E. L. Bachari, “E-LEARNING PERSONALIZATION BASED ON COLLABORATIVE FILTERING AND LEARNER’S PREFERENCE,” vol. 11, no. 11, pp. 1565–1581, 2016.
- [140] F. Ricci, L. Rokach, and B. Shapira, *Introduction to Recommender Systems Handbook*. 2011. doi: 10.1007/978-0-387-85820-3.
- [141] C. C. Aggarwal, “Recommender Systems,” 2016, doi: 10.1007/978-3-319-29659-3.
- [142] R. Singh, M. Paste, N. Shinde, H. Patel, and N. Mishra, “Chatbot using TensorFlow for small Businesses,” *undefined*, pp. 1614–1619, Sep. 2018, doi: 10.1109/ICICCT.2018.8472998.
- [143] D. Madhu, C. J. N. Jain, E. Sebastain, S. Shaji, and A. Ajayakumar, “A novel approach for medical assistance using trained chatbot,” *undefined*, pp. 243–246, Jul. 2017, doi: 10.1109/ICICCT.2017.7975195.
- [144] V. Koumaras, A. Foteas, A. Fotaes, M. Kapari, C. Sakkas, and H. Koumaras, “5G Performance Testing of Mobile Chatbot Applications,” *undefined*, vol. 2018-September, Oct. 2018, doi: 10.1109/CAMAD.2018.8515004.
- [145] V. Hristidis, “Chatbot Technologies and Challenges,” pp. 126–126, Mar. 2019, doi: 10.1109/AI4I.2018.8665692.
- [146] M. Nuruzzaman and O. K. Hussain, “A Survey on Chatbot Implementation in Customer Service Industry through Deep Neural Networks,” *undefined*, pp. 54–61, Dec. 2018, doi: 10.1109/ICEBE.2018.00019.
- [147] H. yeung Shum, X. dong He, and D. Li, “From Eliza to XiaoIce: challenges and opportunities with social chatbots,” *undefined*, vol. 19, no. 1, pp. 10–26, Jan. 2018, doi: 10.1631/FITEE.1700826.
- [148] M. Mitrevski, “Getting Started with Wit.ai,” in *Developing Conversational Interfaces for iOS*, 2018, pp. 143–164.
- [149] A. del Sole, “Introducing Microsoft Cognitive Services,” in *Microsoft Computer Vision APIs Distilled*, 2018, pp. 1–4.
- [150] R. Dale, “The return of the chatbots,” *Nat Lang Eng*, vol. 22, no. 5, pp. 811–817, 2016.
- [151] N. K. Manaswi, “Developing Chatbots,” *Deep Learning with Applications Using Python*, pp. 145–170, 2018.
- [152] A. Joshi, A. Kunchukuttan, P. Bhattacharyya, and M. Carman, “SarcasmBot: An open-source sarcasm-generation module for chatbots,” in *WISDOM at SIGKDD*, Sydney, Australia, 2015.
- [153] Y. Wu, W. Wu, C. Xing, M. Zhou, and Z. Li, “Sequential Matching Network: A New Architecture for Multi-turn Response Selection in Retrieval-Based Chatbots,” in *55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2016.
- [154] M. Patidar, “Correcting Linguistic Training Bias in an FAQ-bot using LSTM-VAE,” in *ECML-PKDD, DMNLP Workshop on Interactions between Data Mining and Natural Language Processing*, SKOPJE, MACEDONIA, 2017.
- [155] D. E. Gonda, J. Luo, Y. L. Wong, and C. U. Lei, “Evaluation of Developing Educational Chatbots Based on the Seven Principles for Good Teaching,” *undefined*, pp. 446–453, Jan. 2018, doi: 10.1109/TALE.2018.8615175.

- [156] A. M. Rahman, A. al Mamun, and A. Islam, “Programming challenges of chatbot: Current and future prospective,” *undefined*, vol. 2018-January, pp. 75–78, Feb. 2017, doi: 10.1109/R10-HTC.2017.8288910.
- [157] S. Ruan *et al.*, “BookBuddy: Turning Digital Materials Into Interactive Foreign Language Lessons Through a Voice Chatbot,” *undefined*, Jun. 2019, doi: 10.1145/3330430.3333643.
- [158] J. Q. Pérez, T. Daradoumis, and J. M. M. Puig, “Rediscovering the use of chatbots in education: A systematic literature review,” *undefined*, vol. 28, no. 6, pp. 1549–1565, Nov. 2020, doi: 10.1002/CAE.22326.
- [159] R. Winkler and M. Söllner, “Unleashing the Potential of Chatbots in Education: A State-Of-The-Art Analysis,” *Academy of Management Annual Meeting (AOM)*, 2018.
- [160] I. G. Ndukwe, B. K. Daniel, and C. E. Amadi, “A Machine Learning Grading System Using Chatbots,” in *International Conference on Artificial Intelligence in Education*, 2019.
- [161] S. Yang and C. Evans, “Opportunities and Challenges in Using AI Chatbots in Higher Education,” *undefined*, pp. 79–83, Nov. 2019, doi: 10.1145/3371647.3371659.
- [162] G. Molnár and Z. Szüts, “The role of chatbots in formal education ,” in *IEEE 16th international symposium on intelligent systems and informatics (SISY)*, 2018.
- [163] L. Chen, P. Chen, and Z. Lin, “Artificial intelligence in education: A review,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 75264–75278, 2020.
- [164] E. Adamopoulou and L. Moussiades, “Chatbots: History, technology, and applications,” *Machine Learning with Applications*, 2020.
- [165] C. Chun Ho, H. L. Lee, W. K. Lo, and K. F. A. Lui, “Developing a Chatbot for College Student Programme Advisement,” *undefined*, pp. 52–56, Sep. 2018, doi: 10.1109/ISET.2018.00021.
- [166] Hubert, “6 Ways Artificial Intelligence and Chatbots Are Changing Education,” 2017.
- [167] S. M. Weiss, N. Indurkha, T. Zhang, and F. J. Damerau, “Text mining: Predictive methods for analyzing unstructured information,” *Text Mining: Predictive Methods for Analyzing Unstructured Information*, pp. 1–237, 2005, doi: 10.1007/978-0-387-34555-0.
- [168] C. A. Carver, R. A. Howard, and W. D. Lane, “Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles,” *IEEE Transactions on Education*, vol. 42, pp. 33–38, 1999.
- [169] P. García, A. Amandi, S. Schiaffino, and M. R. Campo, “Evaluating Bayesian networks’ precision for detecting students’ learning styles,” *Computers & Education* , vol. 49, pp. 794–808, 2007.
- [170] J. Lu, “A Personalized e-Learning Material Recommender System,” no. Icita 2004, pp. 374–379, 2007.
- [171] G.-J. Hwang, H.-Y. Sung, C.-M. Hung, and I. Huang, “A Learning Style Perspective to Investigate the Necessity of Developing Adaptive Learning Systems,” *Educational Technology & Society*, vol. 16, pp. 188–197, 2013.
- [172] R. M. Felder and J. Spurlin, “Applications, reliability and validity of the Index of Learning Styles,” *Int J Contin Eng Educ Life Long Learn*, vol. 21, no. 1, pp. 103–112, 2005.
- [173] W. Kaiss, K. Mansouri, and F. Poirier, “ Pre-Evaluation with a Personalized Feedback Conversational Agent Integrated in Moodle,” *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 2023.

Annexes

Annexe A : Questionnaire 1 pour mesurer l'expérience d'apprentissage globale de trois groupes

1. Le contenu du cours en ligne est présenté de manière engageante.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

2. Les activités et les évaluations du cours sont clairement alignées sur mes objectifs d'apprentissage.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

3. Le contenu du cours en ligne est présenté de manière informative.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

4. Le matériel et les ressources du cours en ligne sont pertinents.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

5. Je me sentais motivé pour terminer le cours et les évaluations.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

6. Le matériel et les ressources du cours en ligne sont utiles.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

7. Le cours en ligne m'a aidé à atteindre mes objectifs d'apprentissage pour C++.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

8. Les feedbacks et recommandations que j'ai reçus sur mes évaluations m'ont aidé à améliorer ma compréhension de cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

9. J'ai eu le sentiment que mes feedbacks et recommandations étaient personnalisés et adaptés à mes besoins spécifiques.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

10. Le cours en ligne a fourni des ressources de soutien adéquates.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

11. Le cours en ligne m'a fourni des exemples et des explications interactifs qui m'ont aidé à mieux comprendre la matière du cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

12. Le cours en ligne m'a fourni des commentaires constructifs sur mes propres progrès d'apprentissage.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

13. Le cours en ligne m'a aidé à fixer des objectifs clairs pour mon apprentissage dans ce cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

14. Le cours en ligne m'a aidé à travailler de manière indépendante et à auto-diriger mon propre apprentissage dans ce cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

15. Le cours en ligne m'a donné l'occasion d'évaluer mon propre apprentissage et ma compréhension de cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

16. Le cours en ligne m'a donné l'occasion de réfléchir régulièrement à mes propres progrès d'apprentissage.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

Annexe B : Questionnaire 2 pour mesurer l'expérience d'apprentissage avec chatbot POObot

Partie 1 : Questions sur la qualité du chatbot

1. Le chatbot m'a aidé à comprendre le contenu du cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

2. Le chatbot m'a fourni des commentaires sur les évaluations.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

3. Je me sentais motivé pour terminer le cours et les évaluations lors de mes interactions avec le chatbot.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

4. Le chatbot a amélioré mon expérience d'apprentissage globale dans le cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

5. Je me sentais que l'utilisation avait un impact positif sur ma performance globale.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

6. Par rapport aux étudiants qui n'ont pas utilisé le chatbot, en quoi votre performance globale du cours diffère-t-elle ?

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

7. J'ai utilisé le chatbot fréquemment tout au long du cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

8. Je me sentais à l'aise d'interagir avec le chatbot tout au long du cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

9. Le chatbot m'a motivé à engager au cours plus que je ne l'aurais fait autrement.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

10. Le chatbot a rendu l'expérience d'apprentissage plus agréable.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

11. Le chatbot m'a fourni des feedbacks sur mes propres progrès d'apprentissage.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

12. Le chatbot m'a donné l'occasion d'évaluer mon propre apprentissage et ma compréhension du matériel de cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

13. Le chatbot m'a aidé à travailler de manière indépendante et à auto-diriger mon propre apprentissage dans ce cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

14. Le chatbot m'a aidé à fixer des objectifs clairs pour mon apprentissage dans ce cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

15. Le chatbot m'a donné l'occasion de réfléchir régulièrement à mes propres progrès d'apprentissage.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

16. Le chatbot m'a aidé à apprendre le cours.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

17. Le chatbot m'a aidé à clarifier des concepts qui n'étaient pas clairs pour moi auparavant.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

18. Le chatbot m'a apporté une aide personnalisée qui m'a été utile.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

19. Le chatbot était meilleur que d'autres ressources (par exemple, lectures de cours, heures de bureau de l'instructeur) pour fournir un soutien ou des recommandations.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

20. Le chatbot a pu fournir des informations précises et pertinentes.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

21. Le chatbot était facile à naviguer.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

22. J'ai rencontré des problèmes techniques lors de l'utilisation du chatbot.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

23. Le chatbot était facile à utiliser.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

24. Le chatbot était accessible quand j'en avais besoin.

Pas du tout d'accord Pas d'accord Neutre D'accord Tout à fait d'accord

Partie 2 : Question ouverte

Ce petit sondage a pour but d'avoir votre avis et d'exprimer vos préférences concernant votre utilisation du chatbot POObot afin de l'améliorer.

Comment évaluez-vous l'expérience globale avec chatbot POObot ?

- Pas du tout intéressant Intéressant Très intéressant

Avez-vous des suggestions que vous souhaiteriez que nous intégrions ?

- Oui Non

Si oui, quelles sont vos suggestions ?

.....
.....
.....
.....