

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 Guelma



Faculté des mathématiques et de l'informatique et des sciences de la matière
Département d'informatique
Laboratoire des sciences et technologie de l'information et de la communication - LabSTIC

THÈSE

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE DOCTORAT EN 3^{ème} CYCLE

Domaine : Mathématiques et informatique

Filière : Informatique

Spécialité : Sciences et Technologies d'Information et de
Communication (STIC)

Présentée par

Abda Youssouf

Intitulée

**Utilisation de l'intelligence artificielle et l'analyse de l'apprentissage
dans la perspective d'améliorer la qualité de l'apprentissage à distance**

Soutenue le :14/04/2025

Devant le Jury composé de :

Nom et Prénom

Grade

M. Nemissi Mohamed	Professeur	Université 8 Mai 1945 Guelma	Président
M. Lafifi Yacine	Professeur	Université 8 Mai 1945 Guelma	Rapporteur
Mme. Mehenaoui Zohra	MCA	Université 8 Mai 1945 Guelma	Co-rapporteur
Mme. Drici Samia	Professeur	Université Mohamed Chérif Messaadia-Souk Ahras	Examineur
M. Farou Brahim	Professeur	Université 8 Mai 1945 Guelma	Examineur
M. Kouahla Mohamed Nadjib	Professeur	Université 8 Mai 1945 Guelma	Examineur

Année Universitaire : 2024/2025

Remerciements

Au terme de ce travail, j'aimerais rendre hommage à tous ceux qui de loin ou de près m'ont apporté leurs encouragements.

Tout d'abord, je remercie Dieu le tout-puissant de m'avoir donné la foi et de m'avoir permis d'en arriver là.

*Je remercie chaleureusement mon directeur de thèse, le professeur **Lafifi Yacine**, pour toute son aide. Je suis ravi d'avoir travaillé en sa compagnie, car, outre son appui scientifique, il a toujours été là pour me soutenir et me conseiller au cours de l'élaboration de cette thèse.*

*Mes plus vifs remerciements s'adressent à mon co-directeur Mme **Mehenaoui Zohra** pour sa disponibilité, sa confiance, ses conseils qu'il m'a généreusement prodigués et pour toutes ses remarques qui m'ont permis d'envisager mon travail sous un autre angle.*

*Mes remerciements vont également à monsieur le directeur du laboratoire de recherches LabSTIC, le professeur **Seridi Hamid**, qui m'a soutenu et surtout supporté dans tout ce que j'ai entrepris, et c'est à ses côtés que j'ai compris ce que rigueur voulait dire. Merci aussi au Pr. **Nemissi Mohamed** de l'université 8 Mai 1945 Guelma d'avoir accepté de présider mon jury de thèse.*

*À l'ensemble des membres du jury, Pr. **Drici Samia** de l'université de Mohamed Chérif Messaadia-Souk Ahras, Pr. **Farou Brahim** et Pr. **Kouahla Mohamed Nadjib** de l'université de 8 Mai 1945 Guelma, qui m'ont fait l'honneur de bien vouloir examiner mon travail et de participer à ce jury.*

*Un grand merci à tous les enseignants du département d'informatique de l'université 8 Mai 1945 – Guelma pour la qualité de leur formation, à mes frères et à mes très chers amis, Dr. **Boughida Adil**, Dr. **Boudjehem Rochdi**, Dr. **Benrazek Ala-Eddine**, Dr. **Hadjadj abdelhalim** et Dr. **Berini Dia Eddine Aymen** de l'université 8 Mai 1945 Guelma et à l'ingénieur de laboratoire **Mlle Kharoubi Madiha**, sans oublier mes collègues doctorants.*

Enfin, je tiens à remercier ma chère mère pour son amour et son soutien inconditionnels pendant mes études, mon père pour son sacrifice et ses encouragements indéfectibles, qui m'ont donné la force de terminer ce travail. À mon frère, mon fidèle compagnon, j'apprécie votre présence et vos conseils. Je tiens également à remercier ma chère épouse pour sa patience et son soutien, qui m'ont aidé dans les moments difficiles et partagé mon succès.

Résumé

Avec l'essor des technologies de l'information et de la communication, les environnements d'apprentissage en ligne sont devenus un élément essentiel de l'éducation à tous les niveaux. Ils offrent de nombreuses possibilités d'accès à un large éventail de ressources pédagogiques. Cependant, l'amélioration continue de la qualité de ces cours en ligne reste un défi majeur. Malgré l'existence de nombreux modèles d'évaluation, la plupart se concentrent exclusivement sur des aspects structurels et organisationnels tels que la qualité du contenu ou des systèmes de soutien, sans intégrer pleinement les résultats de l'apprentissage de l'apprenant, qui constituent un élément essentiel pour évaluer de manière exhaustive l'efficacité des cours en ligne.

Cette thèse vise à combler ces lacunes en développant une approche systématique et innovante de l'évaluation et de l'amélioration de la qualité des cours en ligne dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain.

Par conséquent, l'objectif principal de ce travail de recherche est de prendre en compte les résultats d'apprentissage des apprenants dans le processus d'évaluation et d'amélioration de la qualité des cours en ligne, de manière à ce qu'ils puissent être améliorés en permanence. Pour ce faire, une échelle de qualité est proposée afin de mesurer la qualité des cours en ligne et de proposer des recommandations pertinentes pour leur amélioration.

Notre première contribution dans cette recherche consiste à définir un ensemble de critères visant à garantir la qualité des cours en ligne. Ces critères couvrent plusieurs dimensions essentielles, telles que l'engagement cognitif, affectif et académique des apprenants. Pour chaque critère, nous avons également identifié et caractérisé les données pertinentes. Ce travail de recherche a impliqué une réflexion approfondie sur la manière de transformer des indicateurs qualitatifs, souvent subjectifs et difficiles à quantifier, en métriques précises et mesurables.

La deuxième contribution principale de notre travail réside dans le développement d'une approche visant à améliorer la qualité des cours en ligne, en s'appuyant sur l'analyse d'apprentissage et l'intelligence artificielle.

L'approche proposée d'amélioration de la qualité des cours en ligne a été validée à l'université de Guelma (Algérie) auprès des étudiants de première année en économie, en utilisant la plateforme Moodle. Les résultats ont montré une amélioration satisfaisante du niveau cognitif des apprenants, confirmant ainsi l'efficacité de cette approche pour améliorer la qualité des cours en ligne. Les recommandations proposées ont été bien reçues et appliquées par les étudiants, suggérant qu'elles influencent positivement leur niveau cognitif.

Mots clés : *Qualité des cours, Cours en ligne, Résultats d'apprentissage, Intelligence artificielle, Analyse de l'apprentissage, Logique floue*

Abstract

With the rise of information and communication technologies, online learning environments have become an essential part of education at all levels. They offer numerous possibilities for accessing a wide range of educational resources. However, continuously improving the quality of these online courses remains a major challenge. Despite the existence of numerous evaluation models, most of them focus exclusively on structural and organizational aspects such as the quality of content or support systems, without fully integrating learner learning outcomes, which are an essential element in comprehensively assessing the effectiveness of online courses. This thesis aims to fill these gaps by developing an and innovative approach to evaluating and improving the quality of online courses.

Consequently, the main objective of this research work is to take learners' learning outcomes into account in the process of evaluating and improving the quality of online courses, so that they can be continuously improved. To this end, a quality scale is proposed to measure the quality of online courses and propose relevant recommendations for their improvement.

Our first contribution in this research is to define a set of criteria aimed at guaranteeing the quality of online courses. These criteria cover several key dimensions, such as learners' cognitive, affective and academic engagement. For each criterion, we also identified and characterized the relevant data. This research work involved in-depth reflection on how to transform qualitative indicators, which are often subjective and difficult to quantify, into precise, measurable metrics. The second contribution of our work lies in the development of an approach to improving the quality of online courses, based on learning analytics and artificial intelligence.

The proposed approach to improving the quality of online courses was validated at the University of Guelma (Algeria) with first-year economics students, using the Moodle platform. The results showed a satisfactory improvement in learners' cognitive level, confirming the effectiveness of the approach in improving the quality of online courses. The proposed recommendations were well received and applied by the students, suggesting that they positively influence their cognitive level.

Keywords : *Course quality, Online courses, Learning outcomes, Artificial intelligence, Learning analytics, Fuzzy logic*

ملخص

مع تطور تكنولوجيا الإعلام والاتصال، أصبحت بيئات التعلم عبر الإنترنت جزءًا أساسيًا من التعليم على جميع المستويات. فهي توفر العديد من الفرص للوصول إلى مجموعة واسعة من الموارد التعليمية. ومع ذلك، لا يزال التحسين المستمر لجودة هذه الدورات التدريبية عبر الإنترنت يمثل تحديًا كبيرًا. على الرغم من وجود العديد من نماذج التقييم، إلا أن معظمها يركز حصريًا على الجوانب الهيكلية والتنظيمية مثل جودة المحتوى أو أنظمة الدعم، دون دمج نتائج تعلم المتعلم بشكل كامل، والتي تعد عنصرًا أساسيًا في التقييم الشامل لفعالية الدورات التعليمية عبر الإنترنت.

تهدف هذه الأطروحة إلى سد هذه الثغرات من خلال تطوير طريقة حديثة ومبتكر لتقييم وتحسين جودة الدورات التعليمية عبر الإنترنت.

لذلك، فإن الهدف الرئيسي لهذا العمل البحثي هو مراعاة نتائج التعلم لدى المتعلمين في عملية تقييم وتحسين جودة المقررات الدراسية عبر الإنترنت، بحيث يمكن تحسينها باستمرار. وتحقيقًا لهذه الغاية، يُقترح مقياس جودة لقياس جودة المقررات الدراسية عبر الإنترنت وإدراج بعض التوصيات ذات الصلة لتحسينها.

تتمثل مساهمتنا الأولى في هذا البحث في تحديد مجموعة من المعايير لضمان جودة المقررات الدراسية عبر الإنترنت. تغطي هذه المعايير عدة أبعاد رئيسية، مثل مشاركة المتعلمين المعرفية والفعالية والأكاديمية. بالنسبة لكل معيار، قمنا أيضًا بتحديد وتوصيف البيانات ذات الصلة. تضمن هذا العمل البحثي التفكير المتعمق في كيفية تحويل المؤشرات النوعية، التي غالبًا ما تكون ذاتية ويصعب قياسها كميًا، إلى مقاييس دقيقة وقابلة للقياس.

تكمن المساهمة الرئيسية الثانية لعملا في تطوير طريقة حديثة يهدف إلى تحسين جودة الدورات التعليمية عبر الإنترنت، استنادًا إلى تحليل التعلم والذكاء الاصطناعي.

تم التحقق من أهمية النهج المقترح لتحسين جودة المقررات الدراسية عبر الإنترنت في جامعة قالمة (الجزائر) مع طلاب السنة الأولى اقتصاد، باستخدام منصة مودل. أظهرت النتائج تحسنًا مُرضيًا في المستوى المعرفي للمتعلمين، مما يؤكد فعالية المنهج في تحسين جودة المقررات الدراسية عبر الإنترنت. وقد لاقت التوصيات المقترحة استحسانًا من قبل الطلاب، مما يشير إلى تأثيرها الإيجابي على مستواهم المعرفي.

الكلمات المفتاحية: جودة الدورة التدريبية، الدورة التدريبية عبر الإنترنت، مخرجات التعلم، الذكاء الاصطناعي، تحليلات التعلم، المنطق الضبابي.

Table des matières

Résumé	iii
Abstract	iv
Table des figures	viii
Liste des tableaux	ix
Abréviations et Acronymes	x
Introduction générale	1
1 Contexte du travail de recherche	1
2 Problématique de la recherche	2
3 Objectifs de la recherche	3
4 Organisation de la thèse	4
I État de l’art	6
1 La Qualité dans les Environnements Informatiques pour l’Apprentissage Humain (EIAH)	6
1 Introduction	7
2 Environnements Informatiques pour l’Apprentissage Humain (EIAH)	7
2.1 Définition d’EIAH	8
2.2 Historique des EIAH	9
2.3 Différents types d’EIAH	12
3 La qualité dans l’apprentissage en ligne	14
3.1 L’apprentissage en ligne	14
3.2 Assurance qualité dans l’apprentissage en ligne	15
3.3 Cadres spécifiques pour l’apprentissage en ligne	17
3.4 Importance d’amélioration de la qualité de l’apprentissage en ligne	18
3.5 Principaux facteurs influençant la qualité de l’apprentissage en ligne	19
3.6 Modèles d’évaluation de la qualité de l’apprentissage en ligne	22
3.7 L’impact de la qualité des EIAH sur l’apprentissage en ligne	26
3.8 Relation entre la qualité d’EIAH et les résultats d’apprentissage	31
4 Conclusion	32
2 L’analyse de l’apprentissage et L’IA pour l’amélioration de la qualité des EIAH	33
1 Introduction	34
2 Fondements de l’analyse de l’apprentissage	34

2.1	Définitions et concepts clés	35
2.2	Méthodes et indicateurs pour l'analyse de l'apprentissage	36
2.3	Apport de l'analyse de l'apprentissage pour l'amélioration de l'apprentissage en ligne	36
3	L'IA pour l'analyse des données éducatives	37
3.1	Techniques d'IA pour l'analyse de données éducatives	37
3.2	Modélisation de l'apprenant	39
3.3	Analyse prédictive des résultats d'apprentissage	40
4	L'IA pour l'amélioration de l'enseignement en ligne	41
4.1	Les applications de l'IA dans le domaine de l'enseignement en ligne	41
4.2	Réalisations et limites actuelles	44
5	L'IA et l'analyse de l'apprentissage pour un enseignement de qualité	45
5.1	Complémentarité IA et analyse de l'apprentissage	45
5.2	Défis à relever	47
6	Conclusion	48
 II Conception, mise en oeuvre et résultats expérimentaux		49
 3 Une nouvelle approche pour évaluer la qualité des cours en ligne		50
1	Introduction	51
2	Problématique de recherche	51
3	Contribution	52
4	Évaluer la qualité des cours en ligne	53
4.1	Structure de cours proposée	54
4.2	Critères proposés pour évaluer la qualité des cours en ligne	56
4.3	Processus d'évaluation de la qualité des objets d'apprentissage	64
4.4	Processus d'évaluation de la qualité des cours	66
4.5	Modèle de l'apprenant proposé	67
4.6	Le modèle de cours proposé	68
4.7	Architecture du système développé : QASOC	68
5	Stratégies d'Amélioration de la Qualité des Cours en Ligne	72
5.1	Intégration du Modèle FSLSM dans le Contenu Pédagogique	72
5.2	Représentation Vectorielle du Modèle FSLSM	80
5.3	Évaluation des Préférences selon le Modèle FSLSM	81
5.4	Génération de Recommandations	84
6	Conclusion	87
 4 Mise en oeuvre et résultats		88
1	Introduction	88
2	Description du système développé	89
2.1	Acteurs humains du système QASOC	89
2.2	Fonctionnalités du système QASOC	90
3	Expérimentation : résultats et discussion	92
3.1	Participants	92
3.2	Méthodologie	93
3.3	Résultats et discussion	94
4	Conclusion	95
 Conclusion générale		98

Bibliographie	100
Annexes	120
A Questionnaire FactQualCL (inspiré du questionnaire ESQAM [79])	121
1 Quels sont les facteurs les plus influents dans l'évaluation de la qualité de l'apprentissage en ligne?	121

Table des figures

1.1	Applications de systèmes EAO (à droite TICCIT [41] et à gauche PLATO [42]) .	10
1.2	Exemple d'interactions dans le système SCHOLAR [44]	11
1.3	Interface de <i>Geometry Tutor</i> d'Anderson [51]	11
2.1	Le cycle de l'analyse de l'apprentissage [148].	35
2.2	Structure générique d'un modèle apprenant [176].	40
2.3	Modèle prédictif de la performance académique des apprenants [177].	41
2.4	Illustration de l'apport global de l'analyse de l'apprentissage et l'IA pour la qualité [162].	47
3.1	Représentation de la problématique du travail de recherche.	52
3.2	Modèle conceptuel des critères de l'approche proposée [189].	54
3.3	Modèle conceptuel de la structure du cours [189].	55
3.4	Représentation graphique des résultats obtenus.	57
3.5	Résultats du degré d'engagement cognitif d'un apprenant envers un objet d'ap- prentissage	60
3.6	Description schématique du calcul de la distance euclidienne [189].	65
3.7	Le modèle d'apprenant proposé [189].	67
3.8	Le modèle de cours proposé [189].	69
3.9	Description générale du système développé : QASOC [189].	70
3.10	Modèle conceptuel proposé pour les dimensions du FSLSM.	80
3.11	Fonctions proposées du modèle logique flou pour la dimension 1.	82
3.12	Fonctions d'appartenance proposées pour déterminer les degrés de préférence des dimensions de traitement FSLSM	83
3.13	Les degrés de préférence de chaque dimension du FSLSM pour un objet d'ap- prentissage.	83
3.14	Les degrés de préférence de chaque dimension du FSLSM pour les apprenants. .	84
3.15	La compatibilité entre les degrés de préférence des dimensions du FSLSM pour l'objet d'apprentissage et les degrés de préférence des dimensions du FSLSM pour les apprenants.	84
4.1	Captures d'écran du système (Visualisation graphique de la valeur de la qualité des cours en ligne)	92
4.2	Distribution des valeurs du prétest	94
4.3	Distribution des valeurs posttest	94

Liste des tableaux

1.1	Exemple présentant certains facteurs influençant la qualité de l'enseignement en ligne	20
1.3	Certains travaux sur la qualité de l'éducation en ligne	24
1.2	Les travaux scientifiques sur la qualité de l'apprentissage en ligne.	25
1.4	Travaux sur l'impact de la qualité sur la motivation et l'engagement des apprenants	28
1.5	Comparaison des travaux sur l'impact de la qualité des EIAH sur les résultats d'apprentissage.	30
2.1	Comparaison entre quelques méthodes couramment utilisées pour l'analyse de l'apprentissage [148].	36
2.2	Quelques exemples de techniques d'IA appliquées dans le domaine éducatif.	39
2.3	Applications de l'IA pour l'amélioration de l'éducation en ligne [160].	43
2.4	Exemples de complémentarité entre l'IA et l'analyse de l'apprentissage [164].	46
3.1	Exemple de valeurs simulées pour différents indicateurs	60
3.2	Exemple de valeurs proposées pour le vecteur $LOQ_{vector(i)}$	65
3.3	Résultat du calcul de la $LOQ_{V(i)}$ pour chaque $LO_{(i)}$	65
3.4	Les relations proposées entre les éléments conceptuels de l'objet d'apprentissage et les dimensions de la FSLSM	73
3.5	Données proposées pour calculer les degrés de préférence FSLSM au niveau de l'objet d'apprentissage.	74
3.7	Données proposées pour calculer les degrés de préférence FSLSM pour les apprenants.	77
4.1	Résultats expérimentaux du groupe expérimental (Situation Avant / Après).	94
4.2	Situation avant et après l'utilisation de l'approche proposée	95
4.3	Comparison of the proposed approach with similar studies.	97

Abréviations et Acronymes

- <ACAO> <Apprentissage Collaboratif Assisté par Ordinateur>
- <ACP> <Analyse en Composantes Principales>
- <CSCL> <*Computer Supported Collaborative Learning*>
- <EAD> <Enseignement à Distance >
- <EAO> <Enseignement Assisté par Ordinateur>
- <EIAH> <Environnement Informatique pour l'Apprentissage Humain>
- <EIAO₁> <Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur>
- <EIAO₂> <Environnement Interactif d'Apprentissage par Ordinateur>
- <FAD> <Formation à distance>
- <HMM> <*Hidden Markov Model*>
- <IA> <Intelligence Artificielle>
- <ITS> <Intelligent Tutoring System>
- <LA> <Learning Analytics>
- <NSF> <National Science Foundation>
- <PIFAD> <Plateforme Informatique pour la Formation à Distance>
- <PLATO> <Programmed Logic for Automated Teaching Operations>
- <STI> <Système Tutoriel Intelligent>
- <TICCIT> <Time-shared Interactive Computer Controlled Information Television>
- <TIC> <Technologies de l'Information et de la Communication>

Introduction générale

1 Contexte du travail de recherche

À la faveur des avancées dans le domaine des technologies de l'information et de la communication, une multitude de ressources et d'outils pédagogiques ont émergé, spécialement conçus pour répondre aux besoins des apprenants sur les plateformes d'apprentissage en ligne [1]. Les plateformes d'apprentissage en ligne jouent un rôle de plus en plus important dans l'éducation. Leur popularité ne cesse de croître, que ce soit au niveau scolaire ou dans les établissements d'enseignement pour les adultes dans le monde [2]. En conséquence, un grand nombre de cours en ligne couvrant divers domaines scientifiques ont été conçus. Cela a mis en lumière la nécessité cruciale d'évaluer la qualité de ces cours en ligne [3, 4].

La qualité des cours en ligne repose sur plusieurs facteurs clés. Tout d'abord, un contenu pédagogique clair, structuré et régulièrement mis à jour est essentiel pour garantir la pertinence de l'apprentissage. L'interactivité tient également une grande importance, avec des outils tels que les forums, les quiz ou les sessions en direct, qui améliorent les résultats d'apprentissage des apprenants [5, 6, 7, 8].

Selon de nombreux chercheurs, les résultats de l'apprentissage, notamment la satisfaction de l'apprenant [9, 10], son engagement [11, 12, 13], ses intérêts [14, 15, 4] et sa performance [16, 17] jouent un rôle important dans le processus d'apprentissage. Ces facteurs sont donc utilisés dans toutes les évaluations dans l'apprentissage en ligne ainsi que dans l'évaluation de la qualité des cours en ligne.

Les résultats d'apprentissage des apprenants peuvent également être un facteur clé influençant la qualité des cours en ligne [18, 19]. En effet, le rôle des résultats d'apprentissage est très important dans l'évaluation des performances des apprenants. Le résultat d'apprentissage examine ce qui a été accompli et ce qui est arrivé à l'apprenant suite à sa participation à l'activité d'apprentissage [19].

2 Problématique de la recherche

Malgré l'intérêt croissant porté à l'amélioration de la qualité des cours en ligne, très peu de travaux se sont penchés sur la manière d'aider les enseignants à évaluer l'efficacité des cours en ligne grâce aux résultats d'apprentissage. Les chercheurs tentent depuis plusieurs années d'étudier les facteurs influençant la qualité des cours en ligne, car ils jouent un rôle essentiel dans l'élaboration de critères d'évaluation de la qualité de l'apprentissage en ligne (e-learning). L'amélioration de la qualité des cours en ligne repose principalement sur les critères d'évaluation de ces derniers. Les critères d'évaluation de la qualité ont donc un impact direct sur l'amélioration des cours en ligne.

Dans ce contexte de recherche, de nombreuses études se sont concentrées sur les modèles utilisés pour mesurer la qualité des cours en ligne. En fait, de nombreux modèles d'évaluation de la qualité existants se concentrent sur la connaissance organisationnelle du contenu éducatif sans prendre en compte les résultats d'apprentissage des apprenants. Ces modèles s'appuient souvent sur des critères tels que la structure, les systèmes de soutien et la qualité du contenu [20, 21, 22, 23].

Cependant, en négligeant la prise en compte explicite des acquis d'apprentissage, ces modèles ne parviennent pas à fournir une évaluation complète de l'efficacité des cours en ligne. En outre, nous avons remarqué que si certaines études ont souligné l'importance des facteurs affectant la qualité des cours en ligne, elles n'ont pas pleinement utilisé les résultats d'apprentissage comme indicateur important de la qualité des cours en ligne [24, 25, 26].

Ces dernières années, de nombreux universitaires se sont intéressés à l'enseignement à distance en proposant à leurs apprenants un ensemble de cours en ligne. Mais comment évaluer la qualité de ces cours en ligne ? Et comment améliorer leur qualité ?

L'amélioration des cours en ligne est une tâche difficile. De nombreux facteurs influencent ces améliorations, tels que la qualité du contenu pédagogique, la présence ou l'absence de certains éléments clés (exercices, exemples, illustrations, etc.), les séquences du contenu pédagogique, les méthodes d'évaluation des apprenants, etc.

En analysant ces principaux facteurs, nous pouvons déduire que beaucoup d'entre eux ont un aspect qualitatif, ce qui rend la tâche d'amélioration des cours en ligne fastidieuse. En ce sens, plusieurs questions de recherche peuvent être posées :

- Quels sont les critères nécessaires pour assurer la qualité des cours en ligne ?
- Quelles sont les données qui peuvent caractériser les critères nécessaires pour assurer la

qualité du cours en ligne ?

- Quel est le plan d'amélioration approprié choisi pour le contrôle de la qualité du cours en ligne ?
- Quelles sont les techniques de l'intelligence artificielle qui vont être utilisées pour analyser les données liées à l'amélioration de la qualité des cours en ligne ?

La problématique posée repose sur la façon d'évaluation et d'amélioration de la qualité des cours en ligne afin de proposer une nouvelle approche pour répondre aux questions posées ci-dessus.

Dans ce contexte, l'utilisation de l'analyse de l'apprentissage et de l'intelligence artificielle (IA) offre des solutions prometteuses. L'analyse de l'apprentissage permet de collecter, d'analyser et d'interpréter les données générées par les apprenants au cours de leur formation en ligne. Ces analyses fournissent des informations précieuses sur le comportement des utilisateurs, les niveaux d'engagement, les difficultés rencontrées et l'efficacité du contenu pédagogique. L'intelligence artificielle, quant à elle, peut être exploitée pour personnaliser l'apprentissage en fonction des besoins individuels. Ensemble, l'analyse de l'apprentissage et l'IA offrent une approche fondée sur les données pour améliorer en permanence la qualité des cours en ligne, tout en rendant l'expérience plus attrayante.

3 Objectifs de la recherche

Cette thèse porte sur la conception d'un qualimètre destiné à mesurer et améliorer la qualité de l'enseignement à distance, en particulier, et de l'apprentissage dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH) en général, en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle et l'analyse de l'apprentissage.

L'objectif principal de ce travail est de proposer une nouvelle approche qui permettra de mesurer et d'améliorer les cours en ligne dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH). Cette approche repose sur le choix de critères d'évaluation de la qualité et sur les données permettant de les caractériser. Elle permet ainsi d'évaluer la qualité de ces cours en ligne et de l'améliorer en nous appuyant sur deux éléments clés :

- Les données liées aux résultats d'apprentissage des apprenants.
- L'utilisation de la logique floue comme technique de l'intelligence artificielle.

L'idée de ce travail de recherche est d'aider les enseignants et les apprenants à améliorer leurs expériences d'apprentissage en leur fournissant des recommandations sous forme de rapports,

à partir de l'analyse des données liées aux résultats d'apprentissage.

Pour atteindre cette idée, nous avons fixé les objectifs suivants :

1. Proposer un ensemble de critères pour évaluer la qualité des cours en ligne.
2. Définir un ensemble de données permettant de caractériser les critères de contrôle de la qualité des cours en ligne.
3. Proposer une approche pour mesurer et améliorer la qualité des cours en ligne en utilisant l'analyse de l'apprentissage et l'intelligence artificielle.
4. Concevoir un outil adopte l'approche proposée sur une plateforme d'apprentissage en ligne pour tester.
5. Expérimenter l'approche proposée sur des échantillons réels d'apprenants.
6. Utiliser des outils statistiques pour analyser et interpréter les résultats obtenus.

4 Organisation de la thèse

En ce qui concerne la structure, la thèse est structurée en deux parties : La première partie est un État de l'art du domaine. Elle est composée de deux chapitres. Le premier chapitre est consacré au **concept de qualité dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain**. Nous commençons par un aperçu des différents concepts, définitions, historiques et types d'EIAH. Nous présentons ensuite les aspects de la qualité dans les EIAH. Le chapitre 2 présente les concepts de base relatifs à la notion de **l'analyse de l'apprentissage et l'intelligence artificielle pour l'amélioration de la qualité dans les EIAH**. On commence par présenter les différentes techniques d'analyse de l'apprentissage en EIAH, puis celles de l'intelligence artificielle. Après, nous parcourons les travaux récents pour l'amélioration de la qualité dans les EIAH et nous mettons en exergue comment ces travaux ont utilisé l'analyse de l'apprentissage et l'intelligence artificielle pour l'amélioration de la qualité des cours en ligne dans les EIAH. Enfin, ce chapitre se termine par une synthèse de l'état de l'art dans ce domaine, en traçant une voie pour la poursuite de nos travaux.

La deuxième partie de la thèse contient nos contributions. Elle est composée de deux chapitres. Le chapitre 3 expose **une nouvelle approche pour l'amélioration de la qualité des cours en ligne dans les EIAHs**. Il commence par la description du modèle d'évaluation de la qualité des cours en ligne qui encapsule les informations sur les résultats d'apprentissage des apprenants, leurs engagements cognitifs et affectifs, ainsi que leur performance. Ensuite, nous présentons les différentes étapes de calcul de la valeur de la qualité des cours en ligne.

Puis, nous expliquant le processus de recommandation qui exploite l'ensemble des critères du modèle d'évaluation de la qualité, ainsi que les données liées aux styles d'apprentissage des apprenants, afin de fournir des recommandations sous forme de rapports. Ces rapports sont destinés à l'enseignant et aux apprenants, et peuvent les aider à améliorer la qualité de leur cours en ligne.

Le chapitre 4 est dédié à **la mise en œuvre des approches proposées, aux expérimentations et aux résultats** obtenus. Pour valider l'approche d'amélioration de la qualité des cours en ligne, une expérimentation a été réalisée sur un échantillon réel d'étudiants en utilisant la plateforme Moodle, en testant l'impact du système sur l'amélioration du niveau cognitif des apprenants. Enfin, les résultats obtenus sont analysés et discutés à la fin de ce chapitre.

Nous achevons ce manuscrit par un bilan et l'apport de cette thèse. Puis, nous exposons les perspectives ouvertes par ce travail de recherche.

Première partie

État de l'art

Chapitre 1

La Qualité dans les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH)

Contenu du chapitre

1	Introduction	7
2	Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH)	7
2.1	Définition d'EIAH	8
2.2	Historique des EIAH	9
2.3	Différents types d'EIAH	12
3	La qualité dans l'apprentissage en ligne	14
3.1	L'apprentissage en ligne	14
3.2	Assurance qualité dans l'apprentissage en ligne	15
3.3	Cadres spécifiques pour l'apprentissage en ligne	17
3.4	Importance d'amélioration de la qualité de l'apprentissage en ligne	18
3.5	Principaux facteurs influençant la qualité de l'apprentissage en ligne	19
3.6	Modèles d'évaluation de la qualité de l'apprentissage en ligne	22
3.7	L'impact de la qualité des EIAH sur l'apprentissage en ligne	26
3.8	Relation entre la qualité d'EIAH et les résultats d'apprentissage	31
4	Conclusion	32

1 Introduction

Le développement considérable des technologies de l'information et de la communication et la diffusion rapide de l'Internet dans ses diverses applications ont largement contribué à la prolifération rapide des connaissances humaines, en particulier des connaissances scientifiques et technologiques [1]. Cela a conduit au développement du processus éducatif et à l'introduction de plusieurs nouveaux concepts, tels que l'apprentissage à distance, l'université virtuelle, l'apprentissage en ligne, la scolarisation en ligne, la bibliothèque numérique et d'autres concepts et développements modernes qui sont devenus des caractéristiques de l'ère moderne.

Les environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH) sont des environnements qui ont été proposés pour soutenir l'apprentissage de l'apprenant. Ils reposent sur l'utilisation d'un support informatique qui permet de gérer et de dispenser des cours de formation dans lesquels les apprenants peuvent interagir entre eux et avec d'autres acteurs tels que les enseignants [2].

Ces dernières années, l'apprentissage en ligne a suscité un intérêt croissant dans les universités du monde entier, en tant que moyen de dispenser des programmes et des cours de qualité [3]. Garantir la qualité de l'apprentissage en ligne est une question extrêmement importante pour tout programme ou cours universitaire, étant donné que la qualité est une condition préalable à la réussite du processus éducatif et que la qualité de l'enseignement devient donc essentielle pour l'apprentissage en ligne en particulier [3]. Par conséquent, le succès de tout système éducatif dépend avant tout du respect des normes de qualité reconnues au niveau international.

Dans ce chapitre, nous nous concentrerons sur la compréhension du principe fondamental des environnements informatiques d'apprentissage humain. Nous présenterons également le principe de la qualité dans l'apprentissage en ligne ainsi que son importance. Enfin, nous exposerons certains modèles et critères d'évaluation de la qualité dans les environnements informatiques d'apprentissage humain.

2 Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH)

En général, l'expression "electronic service" (or "e-service") est utilisée pour désigner une forme de communication électronique qui englobe un large éventail de services [27]. Un cours

en ligne est perçu comme une sorte de service électronique. En règle générale, les cours en ligne appartiennent à des approches pédagogiques qui utilisent l'internet comme moyen de diffusion de matériel académique, ce qui est identique à l'apprentissage en ligne ou sur le Web [28, 29, 30]. Cette forme d'enseignement est classée comme un type particulier d'enseignement à distance qui utilise des plates-formes telles qu'Internet ou Intranet, ainsi que des outils multimédias, des animations et des simulateurs dans un environnement interactif virtuel grâce à des technologies basées sur le Web. De plus, les cours en ligne impliquent des interactions complexes entre les humains et les ordinateurs qui créent un contexte électronique pour les étudiants et les professeurs [31]. Il est important de reconnaître que l'utilisation des technologies d'internet et de leurs applications a ouvert des perspectives remarquables dans le domaine de l'éducation en ligne. De plus, l'utilisation croissante des ordinateurs et d'Internet a introduit des méthodes d'éducation nouvelles et adaptables [32].

2.1 Définition d'EIAH

De nombreuses définitions ont été proposées pour les environnements informatiques d'apprentissage humain (EIAH), et elles varient. Nous en mentionnerons quelques-unes ci-dessous : Abdullah Al-Moussa [33] les définit comme : "Un environnement éducatif utilisant les moyens de communication modernes, tels que l'ordinateur, les réseaux et leurs médias multimédias incluant le son, l'image, les graphiques, les outils de recherche et les bibliothèques électroniques, ainsi que les portails Internet, que ce soit à distance ou en salle de classe. L'essentiel est l'utilisation de la technologie sous toutes ses formes pour transmettre l'information à l'apprenant le plus rapidement possible, avec le moins d'effort et le plus grand bénéfice."

Jay Cross [34] les définit comme des environnements éducatifs utilisant la technologie de l'information et de la communication pour faciliter l'accès aux ressources d'apprentissage et aux services, favoriser la collaboration et l'échange entre l'enseignant et l'apprenant ou entre les apprenants eux-mêmes, et contribuer à l'amélioration de la qualité de l'éducation.

Abdul Latif [35] les définit comme suit : Les environnements informatisés pour l'apprentissage humain sont donc une présentation du contenu éducatif via tous les moyens électroniques disponibles dans le processus d'enseignement et d'apprentissage, que ce soit via le réseau électronique, un dispositif électronique tel que l'ordinateur et ses réseaux, le téléphone portable ou autre.

Sangrà Albert [36] les définit comme : "la présentation de contenu éducatif électronique via des médias basés sur l'ordinateur et ses réseaux à l'apprenant d'une manière qui lui permet d'in-

teragir activement avec ce contenu, avec l'enseignant et avec ses pairs, que ce soit de manière synchrone ou asynchrone, ainsi que la possibilité de poursuivre cet apprentissage à un moment et un lieu qui conviennent à ses circonstances et capacités, en plus de la possibilité de gérer cet apprentissage également via ces médias."

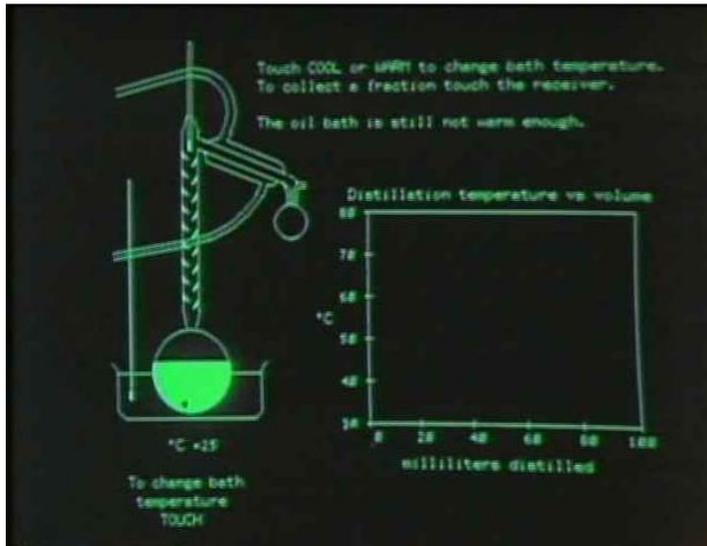
2.2 Historique des EIAH

Depuis l'introduction des ordinateurs, le domaine de l'éducation, ainsi que divers autres domaines, ont subi l'impact de cette technologie innovante. De nombreuses recherches ont été menées depuis les années 1960, visant à utiliser les ordinateurs pour des tâches telles que l'enseignement et l'apprentissage [37]. Des progrès significatifs ont été réalisés dans ce domaine, aboutissant au développement de plusieurs générations de systèmes.

2.2.1 L'Enseignement Assisté par Ordinateur (EAO)

Ces systèmes ont vu le jour principalement au cours des années 1970 et ont la capacité d'offrir un large éventail d'activités à l'étudiant en fonction de ses progrès. Le concept initial était motivé par l'idée de fournir un retour instantané sur les actions de l'étudiant, amenant le concepteur à tracer tous les cheminements potentiels au sein des leçons (ou modules), y compris la possibilité de revisiter un concept ou un sujet. Les avantages de ces systèmes incluent la possibilité pour les apprenants de se former ou d'étudier à leur propre rythme, ainsi que de simuler divers scénarios et phénomènes. Cependant, ils ont été critiqués pour leur manque de flexibilité, leur difficulté à créer et leur manque de personnalisation pour les besoins individuels de l'apprenant (manque de modèle d'apprenant) [38].

L'Applications des EAO Dans le but de prouver l'efficacité de l'apprentissage assisté par ordinateur dans l'enseignement, la Fondation nationale des sciences (National Science Foundation : NSF) aux États-Unis a lancé deux projets majeurs en 1971. En 1975, le projet TICCIT [39] (Time Sharing Computer Controlled Interactive Information Television) a été sorti et, en 1977, le projet PLATO (Programmed Logic for Automated Teaching Operations) a été sorti. Grâce à ces deux projets, même s'ils n'ont pas abouti, l'enseignement utilisant des ordinateurs a été porté à un niveau qui a jeté les bases de la plupart des efforts ultérieurs [40].



(a) PLATO



(b) TICIT

FIGURE 1.1 – Applications de systèmes EAO (à droite TICIT [41] et à gauche PLATO [42])

2.2.2 L'Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur (EIAO₁)

Une nouvelle génération de systèmes appelés systèmes d'enseignement EIAO₁ a vu le jour dans le but de créer des systèmes plus autonomes capables de s'adapter aux besoins de l'apprenant pour personnaliser l'enseignement. De nombreux concepts d'IA ont été combinés et intégrés dans l'EAO telles que les représentations de connaissances, le raisonnement logique, le traitement du langage naturel, la planification, la modularité, les agents, etc [38].

L'Applications des EIAO₁ : Le programme SCHOLAR, écrit par Carbonell en 1970 [43], comme la majorité des premiers travaux menés dans ce domaine, s'intéresse à la représentation des connaissances. Il enseigne des connaissances factuelles sur la géographie de l'Amérique du Sud. Dans ce système, l'apprenant et le système peuvent poser des questions et prendre des initiatives à tour de rôle (dialogue d'initiative mixte). La figure 1.2 montre un exemple de boîte de dialogue dans le programme SCHOLAR.

Le système d'enseignement intelligent ITS (Intelligent Tutoring System) était également populaire dans les années 1980 et 1990. Il se compose d'une base de connaissances du domaine, d'une stratégie d'apprentissage, d'un modèle d'apprenant et d'une interface de communication. Le cheminement des premières versions d'ITS a été préalablement déterminé [45]. D'autres se sont concentrés sur la planification dynamique [46, 47], la simulation [48] ou l'apprentissage coopératif [49]. Un exemple d'ITS est Geometry Tutor, développé par Anderson en 1983 [50]. Ce système a pour but d'assister l'étudiant dans les cas de découverte et de preuve en géométrie élémentaire. Le principe de fonctionnement du système est simple. Le système fournit les

What is the language of Argentina?
 student>Probably Spanish
 Very good
 Approx what is the area of Argentina?
 student>Tell me something about Peru
 Peru is a country
 It is located in south America
 The capital is Lima
 Now answer the question you didn't answer before
 student>The area of Argentina is 1100000 square miles
 Approximately true, but a more exact value is 1200000
 The eastern bordering country of Peru is ---
 student>Catholicism
 Wrong. Catholicism is not a country but a religion
 the correct answer is Brazil

FIGURE 1.2 – Exemple d'interactions dans le système SCHOLAR [44]

hypothèses, les chiffres et les conclusions à prouver . L'étudiant choisit la règle et ses prémisses, et si les choix sont corrects, le système applique la règle jusqu'à ce que la présentation soit terminée [50]. La figure 1.3 représente l'interface de ce système. Il existe également le système

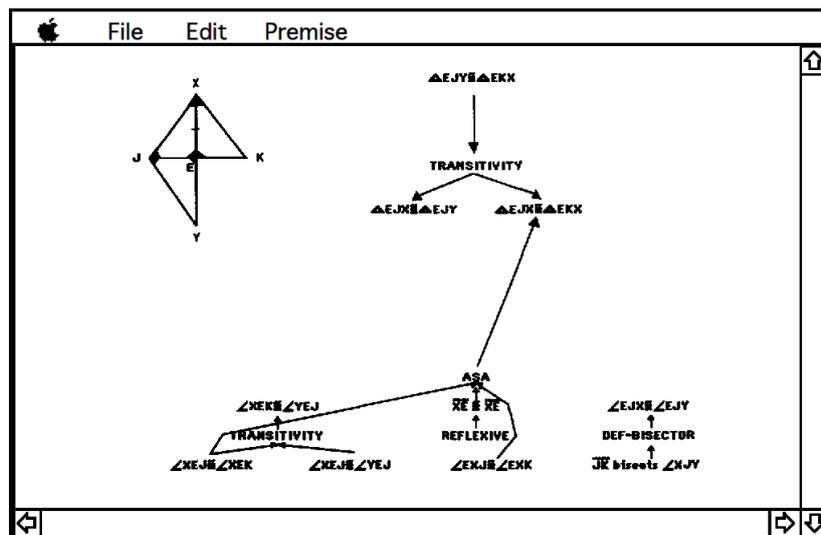


FIGURE 1.3 – Interface de *Geometry Tutor* d'Anderson [51]

BUGGY pour apprendre la soustraction à l'écriture, développé par Brown et Burton en 1975 [52, 53]), et SQL Tutor (Mitrovic, 1998 [54]), qui permet d'apprendre le langage SQL.

2.2.3 L'Environnement Interactif d'Apprentissage par Ordinateur (EIAO₂)

Dans les années 1990, une nouvelle ère d'environnements d'apprentissage informatique interactifs (EIAO₂) a émergé lorsqu'on s'est rendu compte que le simple fait de fournir une explication textuelle que les utilisateurs devaient lire n'était pas suffisant. Cette époque, telle que

décrite par Baron et al. [55], a orienté l'attention vers les expériences d'apprentissage interactives plutôt que vers les seuls systèmes de résolution de problèmes. Ce changement d'orientation justifie le remplacement du terme « Intelligemment » par « interactif ». Ces environnements privilégient l'interaction avec l'apprenant, en tenant compte des réussites, des expériences et des échecs de l'enseignement assisté par ordinateur. Ils soulignent également l'importance des tuteurs humains, de l'utilisation de logiciels et de la collaboration au sein d'équipes multidisciplinaires.

Dans ce contexte particulier, l'accent est changé dans l'enseignement vers l'apprentissage, en mettant l'accent sur le rôle actif de l'apprenant dans la production de connaissances plutôt que sur le transfert traditionnel de connaissances de l'enseignant. Par conséquent, la machine sert d'outil d'aide à l'apprenant, conduisant au remplacement du terme « par ordinateur » par « avec ordinateur » [56].

2.2.4 Les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain

À partir des années 2000, le terme "Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain" (EIAH) s'est imposé pour désigner les systèmes intégrant les avancées technologiques récentes, telles que le Web, les technologies mobiles et l'intelligence artificielle. De plus, le terme « apprentissage humain » a été spécifiquement utilisé pour le différencier de l'apprentissage automatique, qui est une branche de l'IA. Les EIAH actuels combinent souvent différentes approches pédagogiques, allant des environnements d'apprentissage en ligne aux applications d'apprentissage mobile, en passant par les systèmes de tutorat intelligent et les environnements de réalité virtuelle ou augmentée [57]. L'objectif est de proposer des expériences d'apprentissage riches, personnalisées et accessibles, en exploitant au mieux les potentialités offertes par les technologies numériques [19].

2.3 Différents types d'EIAH

Les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH) représentent un domaine de recherche crucial à l'intersection de l'éducation et de la technologie [58]. Ces systèmes visent à améliorer l'efficacité de l'apprentissage en intégrant des technologies numériques dans les environnements éducatifs [59]. Les EIAH peuvent être classés en plusieurs types selon leurs caractéristiques et leurs fonctionnalités spécifiques :

2.3.1 Systèmes Tuteurs Intelligents

Les systèmes tuteurs intelligents (Intelligent Tutoring System : ITS) sont des logiciels de type EIAH (Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain) centrés sur l'apprenant [60]. Ils visent à offrir un enseignement adapté au profil et aux besoins spécifiques de chaque apprenant [61]. Les principales caractéristiques des ITS sont :

- Modélisation de l'apprenant : l'ITS analyse en temps réel les réponses et le parcours de l'apprenant pour identifier ses connaissances, ses difficultés et son style d'apprentissage. Cela permet de construire et mettre à jour un modèle de l'apprenant.
- Modélisation de l'expert : l'ITS dispose de connaissances sur le domaine à enseigner (modèle de l'expert), ce qui lui permet d'analyser les réponses de l'apprenant.
- Présentation de contenu pédagogique adapté : grâce à ces modèles, l'ITS choisit les activités pédagogiques les plus pertinentes pour faire progresser l'apprenant.
- Guidage : l'ITS fournit un guidage méthodologique pour accompagner l'apprenant (conseils, feedbacks, explications, ...etc).

Exemples de tuteurs intelligents : Andes pour l'apprentissage de la physique [19], Auto-Tutor pour des cours de biologie ou de physique [20].

2.3.2 Environnements d'apprentissage collaboratif

Les environnements d'apprentissage collaboratif visent à développer les apprentissages entre pairs [62]. Ils mettent l'accent sur les interactions sociales entre apprenants et sur le travail en groupe [63]. Ils intègrent divers outils :

- Communication synchrone (chat, visio conférence, tableau blanc collaboratif) et asynchrone (forums, emails).
- Gestion des groupes et de projets collaboratifs.
- Partage de documents.

L'enseignant joue un rôle de facilitateur en proposant des activités nécessitant réflexion commune et entraide.

Exemples : Alliance Network ; Fle3 ; la plateforme Moodle intègre des outils collaboratifs.

2.3.3 Plateformes de formation à distance

Les plateformes de formation à distance sont des systèmes complets pour la mise en place de formations à distance [64]. Elles permettent :

- La gestion administrative des apprenants.
- La conception de parcours pédagogiques en ligne.
- Le suivi des activités des apprenants.
- Les interactions entre les apprenants et les formateurs.
- Les évaluations et les examens à distance.

De nombreuses plateformes de formation à distance existent dont certaines sous licence libre.

Exemples : Moodle, Claroline, Chamilo LMS, Dokeos.

3 La qualité dans l'apprentissage en ligne

L'évaluation de la qualité dans le domaine de l'éducation en ligne revêt une importance cruciale pour garantir des expériences d'apprentissage efficaces et enrichissantes [65]. La définition et la mesure de la qualité dans ce contexte complexe impliquent de considérer plusieurs dimensions essentielles [66]. Tout d'abord, la qualité pédagogique englobe la conception et la livraison de contenus didactiques qui sont à la fois pertinents et stimulants pour les apprenants [67]. Cette dimension inclut également l'accessibilité des ressources éducatives, assurant ainsi une égalité d'accès aux savoirs. Ensuite, la qualité technique se concentre sur la fiabilité et la convivialité des plateformes et des outils utilisés pour dispenser l'éducation en ligne, assurant ainsi une expérience utilisateur fluide et sans interruptions [68]. Enfin, la dimension sociale de la qualité évalue l'interaction et la collaboration entre les apprenants et les enseignants dans un environnement virtuel, favorisant ainsi un apprentissage collaboratif et une communauté d'apprentissage dynamique [66]. Cette thèse explore en profondeur ces différentes dimensions du concept de qualité pour l'apprentissage en ligne, analysant les pratiques actuelles, identifiant les défis rencontrés et proposant des recommandations pour améliorer la qualité globale des expériences d'apprentissage à distance.

3.1 L'apprentissage en ligne

Les capacités de la technologie numérique ont apporté des changements significatifs dans de nombreux secteurs de la société moderne [69]. Dans le domaine de l'éducation, ces changements favorisent spécifiquement la large diffusion de solutions éducatives numériques qui ont des objectifs et des modes de mise en œuvre différents, pour différents appareils et différents canaux de communication [70].

Diverses désignations et terminologies concernant ces produits sont présentées par [71], [72]

et [73]. Selon Guri-Rosenblit [74], la terminologie suivante est identifiée pour désigner de tels produits : « apprentissage distribué », « apprentissage en ligne », « apprentissage sur le Web », « classes virtuelles », « éducation en ligne » et « ICampus ».

Guri-Rosenblit [74] souligne que deux des termes les plus largement utilisés présentent des différences conceptuelles, à savoir l'enseignement à distance et l'apprentissage en ligne. Perkins [73] confirme cette différence, et de nombreux autres auteurs font cette distinction. Ils considèrent que le terme apprentissage en ligne se chevauchent dans certains cas, mais n'ont pas de significations identiques. Pour Alptekin [70], l'enseignement à distance correspond à un apprentissage planifié qui se déroule normalement en dehors du lieu d'enseignement, nécessitant des techniques spécifiques de création de cours à travers diverses technologies et des dispositions organisationnelles et administratives particulières. Pour Barker [75], l'apprentissage en ligne représente un environnement dans lequel l'apprentissage s'effectue à l'aide d'ordinateurs et d'Internet.

Considéré comme un phénomène récent, l'apprentissage en ligne est lié à l'utilisation des médias électroniques pour différentes propositions d'apprentissage qui peuvent avoir lieu dans l'environnement de classe et même remplacer les réunions virtuelles en face à face, comme le mentionne Guri-Rosenblit [74]. Perkins [73] considère que l'apprentissage en ligne peut être globalement compris comme des technologies numériques capables de réduire les coûts et d'améliorer l'apprentissage.

3.2 Assurance qualité dans l'apprentissage en ligne

La qualité inclut différents concepts qui peuvent être considérés comme une caractéristique subjective, inhérente à un produit ou un service, mais techniquement elle doit considérer des mesures objectives [74]. Bien qu'il n'existe pas de définition unique et complète du terme, de nombreux auteurs, tels que [69] et [66], considèrent la qualité comme le respect des exigences. Pour la construction de contenus éducatifs en ligne, la qualité doit être observée sous différents angles, en tenant compte de critères qui abordent les enjeux psychopédagogiques, sociaux, technologiques, etc.

Garvin [68] a proposé ce qu'on appelle les quatre étapes de la qualité, et celles-ci peuvent être observées différemment pour chaque catégorie de produits. Les quatre époques de qualité correspondent à l'inspection, au contrôle qualité, à l'assurance qualité et à la stratégie qualité. L'auteur suggère que lorsqu'une catégorie de produits est à l'ère de l'assurance qualité, cela signifie que la qualité doit être construite tout au long du développement du produit selon son

processus défini.

Pour l'industrie du logiciel, les approches de contrôle qualité et d'assurance qualité sont considérées et abordées par des auteurs tels que [67] et [65]. Pour les logiciels, Godbole [76] affirme catégoriquement que le contrôle qualité et l'assurance qualité sont des approches complémentaires, mais que l'assurance qualité est une approche préventive, tandis que le contrôle qualité est une approche corrective.

Dans le contexte de l'apprentissage en ligne, Barker [75] considère que les aspects liés à la qualité sont pertinents pour deux raisons : premièrement, parce qu'ils sont capables d'accompagner les acheteurs dans leurs décisions d'achat de produits ; et deuxièmement, parce qu'ils favorisent ceux qui développent et proposent ce type de produits.

Pour Pawlowski [77], la qualité répond de manière appropriée aux objectifs et aux besoins des parties prenantes. Dans le contexte de l'apprentissage en ligne, la qualité est liée à tous les processus, produits et services d'apprentissage médiés par l'utilisation des technologies de l'information et de la communication. Ce scénario peut être suivi par les cadres de l'apprentissage en ligne.

3.2.1 Définition de la qualité dans l'apprentissage en ligne

La qualité est définie comme la satisfaction des exigences des clients actuels et futurs d'un processus ou d'un système [73]. De plus, la qualité garantit le succès et la pérennité des organisations dans des environnements concurrentiels [33]. Il est donc essentiel de proposer des services de cours en ligne adaptés qui répondent aux attentes des clients et garantissent le succès de toute organisation. Cependant, la manière dont la qualité est façonnée dans les services de cours en ligne reste incertaine en raison de sa nature intangible [72]. De plus, la qualité est identifiée en fonction des individus, des attitudes, des valeurs, des rôles et des concepts, malgré l'absence d'un modèle universel couvrant tous les aspects de la qualité. Concernant les cours en ligne, il n'existe pas de définition simple de la qualité qui englobe toutes les facettes [78]. Ainsi, plusieurs chercheurs ont proposé une série de définitions et de descriptions concernant la qualité de service dans les cours en ligne.

La qualité d'un cours, selon Chapman [32], est liée à la réussite des apprenants. Baker [75] définit la qualité comme un résultat d'un cours. Selon cette définition, une formation est de bonne qualité lorsqu'elle permet d'atteindre un certain niveau de compétence en un minimum de temps et qu'elle répond aux besoins de compétences et d'évolution de carrière. Ebily et Hadavandi [79] affirment que la qualité de l'apprentissage en ligne est attribuée à la perfor-

mance globale des apprenants, aux méthodes pédagogiques des enseignants et à l'allocation des ressources.

Selon Giatman [80], la qualité des sources éducatives comprend des valeurs organisationnelles fortes et ciblées, des enseignants exceptionnels, des centres éducatifs appropriés, ainsi que l'identification des capacités de l'apprenant et la fourniture de cours de formation appropriés.

Zhang [81] estime que la situation en matière de qualité dans les établissements d'enseignement est très complexe et qu'elle subit une pression pour produire des résultats positifs pour l'organisation en raison de l'évolution du scénario mondial et de l'incertitude accrue. Plusieurs rapports suggèrent que ces établissements peuvent atteindre une efficacité maximale en donnant systématiquement la priorité à l'amélioration des services éducatifs.

3.3 Cadres spécifiques pour l'apprentissage en ligne

Une diversité de cadres a été proposée pour gérer la conception, le développement et la maintenance des produits éducatifs en ligne, avec parfois des objectifs concernant la certification des produits dans une démarche de contrôle qualité.

Rekkedal [64], Pawlowski [77] et Shelton [82] présentent un ensemble de cadres développés par des chercheurs, des associations et des gouvernements qui discutent de la qualité des contenus éducatifs en ligne. Quelques exemples sont présentés ci-dessous, notamment des cadres de qualité conçus par les gouvernements et des organismes de qualité spécifiques :

Certains exemples de ces cadres spécifiques incluent le Cadre Européen de Référence pour l'Assurance de la Qualité dans l'Enseignement et la Formation Professionnels (EQAVET), qui vise à harmoniser les normes de qualité des programmes de formation professionnelle à travers l'Europe [34]. De même, aux États-Unis, l'Accrediting Council for Continuing Education Training (ACCET) élabore des critères rigoureux pour l'accréditation des programmes d'enseignement en ligne, assurant ainsi que les institutions respectent des standards élevés en matière de qualité éducative [35]. En outre, l'UNESCO a développé le Cadre de Référence pour l'Assurance de la Qualité dans l'Enseignement à Distance (CFRAD), qui fournit des lignes directrices mondiales pour évaluer et améliorer la qualité des initiatives d'apprentissage en ligne à travers différents contextes culturels et éducatifs [83]. Ces cadres spécifiques jouent un rôle crucial en facilitant une approche systématique et transparente pour garantir que les produits éducatifs en ligne répondent aux normes de qualité les plus élevées et contribuent efficacement au développement continu de l'éducation numérique à l'échelle mondiale [84].

Ces exemples font référence à des cadres qui ont été définis avec différents objectifs et méthodes

d'utilisation, qui peuvent être appliqués à diverses fins.

3.4 Importance d'amélioration de la qualité de l'apprentissage en ligne

L'essor de l'enseignement en ligne, caractérisé par une expansion significative au cours des dernières décennies, nécessite une attention rigoureuse quant à la qualité pédagogique des cours proposés. Selon Allen et Seaman [62], la croissance des inscriptions aux cours en ligne surpasse largement celle de l'enseignement traditionnel, impliquant ainsi une diversification et une augmentation des offres de formation à distance par les institutions académiques. Cependant, comme le soulignent Bates et Sangrà [61], bien que l'accessibilité accrue à l'éducation soit une avancée notable, elle doit s'accompagner d'un engagement ferme vers l'excellence pédagogique pour éviter les problèmes de l'apprentissage en groupe de qualité médiocre.

La littérature spécialisée met en évidence l'impact direct de la qualité des cours en ligne sur l'apprentissage des étudiants. Mayer [85] affirme que les principes de conception multimédia, lorsqu'ils sont appliqués efficacement, peuvent significativement améliorer l'engagement et les résultats d'apprentissage en favorisant une interactivité accrue et en s'éloignant des modèles traditionnels. Cette transformation pédagogique requiert une réflexion approfondie sur les méthodes d'enseignement et l'intégration de technologies éducatives adaptées, comme le soutiennent Koehler et Mishra [63] dans leur modèle TPACK, qui insiste sur la confluence nécessaire entre la connaissance technologique, pédagogique et de contenu. En outre, la réputation et l'attractivité des institutions offrant des cours en ligne sont étroitement liées à la qualité de ces derniers. Tinto [86] met en lumière l'importance de l'intégration sociale et académique dans le succès de l'apprentissage en ligne, suggérant que des cours bien conçus contribuent positivement à l'image de l'établissement et à sa capacité à attirer et retenir les étudiants. Ainsi, l'amélioration continue de la qualité des cours en ligne se présente comme un impératif stratégique pour l'avenir de l'enseignement supérieur. La transition vers des modèles d'apprentissage en ligne de haute qualité est cruciale pour répondre aux attentes des étudiants modernes et pour maintenir la pertinence et la compétitivité des institutions dans le paysage éducatif numérique en évolution [60].

En conclusion, la démocratisation de l'accès à l'éducation par le biais de l'enseignement en ligne représente une opportunité sans précédent pour l'expansion de la connaissance. Toutefois, pour réaliser pleinement son potentiel, les institutions doivent s'engager dans une démarche qualité, en investissant dans la conception pédagogique innovante, la formation des enseignants aux

nouvelles technologies éducatives et l'évaluation continue des cours proposés, afin d'assurer une expérience d'apprentissage enrichissante et efficace.

3.5 Principaux facteurs influençant la qualité de l'apprentissage en ligne

L'enseignement en ligne s'est largement développé au cours des dernières années dans l'enseignement supérieur, permettant une plus grande accessibilité des études et une flexibilité accrue pour les apprenants [87]. Cependant, plusieurs études montrent que les taux d'achèvement et de réussite sont encore faibles pour de nombreux cours et programmes offerts à distance ([88] ; [89]).

La recherche dans le domaine met en évidence divers facteurs-clés, à prendre en compte par les concepteurs pédagogiques et les enseignants, pour améliorer la qualité des dispositifs de formation en ligne. Selon Shelton [90], cette qualité peut être analysée à travers quatre dimensions interreliées :

- La qualité pédagogique (nature des activités d'apprentissage, adéquation aux objectifs).
- La qualité technique (ergonomie de la plateforme, fluidité des interfaces).
- La qualité relationnelle (interactions entre apprenants et avec l'enseignant).
- La qualité organisationnelle (accompagnement et soutien).

De nombreuses recherches empiriques, dont certaines sont présentées dans cette partie, ont cherché à identifier les facteurs qui ont le plus d'impact sur ces différentes dimensions de la qualité. (table 1.1).

Facteurs-clés	Exemples tirés de la littérature
Conception pédagogique des cours	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisation de vidéos courtes (Zhang et al. [91]) - Activités favorisant l'engagement actif des étudiants (Dringus et al.[92])
Compétences techno pédagogiques des enseignants	<ul style="list-style-type: none"> - Maîtrise des outils technologiques (Bailey et Card [93]) - Capacité à donner de la rétroaction rapide (Van et al.,[94])
Tutorat des apprenants	<ul style="list-style-type: none"> - Accès à des forums de discussion (Onah et al.[95]) - Disponibilité du personnel enseignant (Shelton [59])
Interactivité et interfaces des plateformes	<ul style="list-style-type: none"> - Navigation intuitive (Wang et al., [96]) - Outils de communication (synchrones Skylar [97])
Engagement cognitif des apprenants	<ul style="list-style-type: none"> - Activités applicatives (Corbeil [98]) - Travail collaboratif (Brindley et al. [99])

TABLE 1.1 – Exemple présentant certains facteurs influençant la qualité de l'enseignement en ligne

En ce qui concerne la conception pédagogique des cours en ligne :

Les études de Guo et Huang [100] et Dringus et al. [58] soulignent bien l'importance de concevoir des activités et des ressources adaptées aux spécificités de l'apprentissage en ligne. Les vidéos courtes ciblées sur des points précis et les activités asynchrones de discussion semblent être des options pédagogiques pertinentes dans ce contexte, car elles favorisent l'engagement actif et la construction des connaissances.

Toutefois, d'autres travaux nuancent quelque peu ces résultats. Ainsi, Martin et al. [101] montrent que la satisfaction des étudiants peut varier grandement d'un type d'activité asynchrone à l'autre (forums, blogs, wikis), il faut donc personnaliser en tenant compte des préférences d'apprentissage individuelles. De plus, une étude récente de Gamede et al.[102] indique que le style pédagogique magistro-centré reste dominant dans les cours en ligne analysés, avec encore peu d'innovations.

Pour ce qui est des compétences techno pédagogiques des enseignants : En effet, les enquêtes de Bailey et Sudha [103] et Gikandi [104] mettent en évidence le besoin de formation accrue des enseignants pour répondre aux défis de l'enseignement en ligne. Ils doivent non seulement maîtriser les outils technologiques, mais également être en mesure d'adopter de nouvelles approches pédagogiques adaptées à ce contexte.

Cependant, Aharony et Bar-Ilan [51] nuancent quelque peu ces résultats dans leur étude de cas multiples. Ils montrent que même des enseignants expérimentés en présentiel, mais avec peu de compétences technopédagogiques initiales, peuvent concevoir des cours en ligne de qualité en bénéficiant d'un soutien pédagogique et technique rapproché. Cet accompagnement par des

conseillers leur a permis de développer rapidement une facilité dans l'utilisation des technologies éducatives.

Ces conclusions rejoignent celles de Brinkley-Etzkorn [44], pour qui les compétences technologiques sont secondaires comparativement à la capacité de l'enseignant à créer un environnement pédagogique interactif et social en ligne, c'est cette capacité de conception centrée sur l'apprenant qui distingue, selon ces chercheurs, les enseignants efficaces en ligne, davantage que leur niveau initial de maîtrise des techniques.

Concernant le tutorat des apprenants :

Onah et al. [95] et Shelton [82] s'accordent sur l'importance d'offrir un soutien rapide aux étudiants de la part des enseignants et tuteurs, Fewkes [105] nuance ces résultats. Son étude montre que les étudiants sont en réalité peu nombreux à participer activement sur les forums, et que l'encadrement asynchrone est souvent insuffisant pour pallier le sentiment d'isolement. De leur côté, Richardson et al. [106] défendent l'idée que l'encadrement doit avant tout être proactif et personnalisé - en identifiant rapidement les étudiants en difficulté et en leur offrant un suivi motivationnel adapté. Les outils technologiques actuels, comme l'analytique de l'apprentissage, peuvent y contribuer.

En ce qui concerne l'interactivité dans les plateformes d'apprentissage en ligne :

Les critères d'ergonomie et d'interactivité analysés par Wang et al. [96] et Skylar [97] sont essentiels pour garantir l'engagement des étudiants et la qualité technique. Cependant, Heap et Fein [107] soulignent le manque de moyens financiers de nombreuses institutions pour mettre en place des plateformes très élaborées.

Selon eux, l'enjeu est avant tout de former les enseignants à maximiser le potentiel des outils disponibles en favorisant les usages actifs de la part des apprenants. L'interactivité découle donc aussi largement des activités pédagogiques mises en place.

Pour l'engagement cognitif des apprenants :

En effet, comme le soulignent Gopalan et al. [108], l'engagement cognitif ne résulte pas uniquement de la méthode pédagogique utilisée. Plusieurs autres facteurs individuels et contextuels entrent en jeu, comme : leurs expériences d'apprentissage antérieures, les contraintes de leur environnement (familiales, professionnelles, culturelles, etc.) et la motivation intrinsèque et extrinsèque des étudiants.

Ces auteurs montrent que, dans un même dispositif pédagogique collaboratif, le niveau d'engagement des étudiants peut varier grandement entre les individus. Ce constat rejoint la théorie du modèle transactionnel de Heart et al. [109], selon laquelle la collaboration en ligne crée une interdépendance complexe entre les variables individuelles, technologiques et pédagogiques.

Par conséquent, bien que les activités d'apprentissage actif et collaboratif constituant une orientation pédagogique utile en contexte d'apprentissage en ligne, elles ne peuvent à elles seules garantir un haut niveau d'engagement de tous les apprenants.

Selon Layton et al.[110], l'approche centrée sur l'apprenant doit prédominer, en proposant une diversité d'activités permettant de tenir compte des différences individuelles sur les plans motivationnels et cognitifs. Une certaine flexibilité et personnalisation semblent donc nécessaires.

3.6 Modèles d'évaluation de la qualité de l'apprentissage en ligne

La qualité revêt une importance stratégique, que ce soit au niveau des organisations, quelle que soit leur activité, ou au niveau de la société [111]. La qualité de l'apprentissage en ligne ne se limite pas au processus de communication électronique d'informations à l'étudiant uniquement, mais nécessite plutôt une interaction entre les éléments du processus éducatif dans l'environnement d'apprentissage en ligne [112]. La question ici est de savoir comment évaluer la qualité de l'apprentissage en ligne. En d'autres termes, quels sont les critères de qualité d'un service E-learning? Pour répondre à cette question, une synthèse d'études de la qualité dans le domaine du e-learning a été étudiée et comparée (Tableau 1.3). Un grand nombre d'études ont souligné la qualité [113, 114] et le succès des cours en ligne [28, 115, 116, 117]. Certains travaux [105, 118, 119, 120] ont exploré les critères d'évaluation des services de cours en ligne, en examinant le point de vue des étudiants dans certains cas et celui d'autres prenantes.

Le tableau 1.2 présente un résumé des modèles proposés dans différentes études. Parmi les différents modèles, six études se sont concentrées sur une infrastructure fiable, huit sont basées sur le processus d'enseignement et d'apprentissage et huit modèles sur le soutien des professeurs et du personnel. Du point de vue des parties prenantes, les facteurs économiques tels que le profit et le taux de retour sur investissement sont importants. En outre, certains modèles abordaient des composantes indépendantes telles que la flexibilité (deux modèles), les plans de développement (deux modèles), la culture (un modèle) et le coût (deux modèles).

Comme le montre le tableau 1.2, chaque modèle peut détecter différentes variables comme critères d'évaluation de la qualité du service dans les cours en ligne. Cependant, les modèles proposés ne sont pas exhaustifs, car ils se concentrent sur différents aspects de l'évaluation de la qualité des cours en ligne.

Auteur (s)	Objectif	Données utilisées	Techniques utilisées
Lin et al., 2024[118]	Proposer des modèles d'évaluation de la qualité des services d'apprentissage en ligne.	Réponse de 200 utilisateurs de l'apprentissage en ligne de l'université à un questionnaire conçu par des chercheurs.	La méthode d'analyse factorielle exploratoire floue (FEFA), L'incident technique critique (CIT).
Almaiah et al., 2022[105]	Examiner comment les facteurs de qualité et organisationnels peuvent affecter la qualité des systèmes d'apprentissage en ligne.	Données collectées auprès de 250 étudiants universitaires.	Les systèmes d'information du modèle Delone et Mclean, La technique de modélisation par équations structurelles.
Rehaimi et al., 2024[141]	Analyser la perception des enseignants, évaluer le succès de la mise en œuvre et analyser les facteurs d'influence.	Questionnaires auprès de 46 enseignants. Les données ont été collectées à l'aide de questionnaires notés avec une échelle de Likert.	Analyse descriptive, modélisation d'équations structurelles
Subagja et al., 2024[142]	Comprendre les intentions comportementales des étudiants utilisant le e-learning dans une université publique.	502 réponses d'étudiants universitaires utilisant la plateforme ShareITS	Modèle eLQ, analyse quantitative, tests de validité et de fiabilité, régressions linéaires multiples

(Suite)

Auteur (s)	Objectif	Données utilisées	Techniques utilisées
Pham et Vu 2024 [143]	Explorez la relation entre la qualité des services d'apprentissage en ligne, la confiance en ligne et la fidélité en ligne.	Données collectées auprès de 666 étudiants.	Statistiques descriptives, Analyse des coefficients alpha de Cronbach, Analyse factorielle exploratoire (EFA), Analyse factorielle confirmatoire (AFC), La structure du modèle linéaire (SEM).
Shahzad et al. 2024 [144]	Comparer l'impact de la qualité de service, de l'information et du système sur la satisfaction de l'utilisateur du système.	Les données empiriques de 280 étudiants de différentes universités ont participé aux enquêtes Google analysées.	Modélisation d'équations structurelles aux moindres carrés partiels.
Permadi et Susilowati 2024 [145]	Analyser l'effet de la qualité du système, de l'information et du service sur la satisfaction des utilisateurs de systèmes e-learning.	Les données collectées à partir de 66 répondants qui sont des étudiants universitaires.	Régression linéaire multiple, Tests de significativité.
Dursun et al. 2024 [146]	Mesurer la qualité de service de l'enseignement à distance et déterminer si les attentes des étudiants sont satisfaites.	Données obtenues à partir du questionnaire auprès de 463 étudiants.	Échelle Servqual, Statistiques descriptives, Tests t, Analyses de variance.

TABLE 1.3 – Certains travaux sur la qualité de l'éducation en ligne

Objectif de la recherche	Auteur (s)	Critères utilisés
Proposer des modèles de qualité	Mwakyusa [121]	- Processus d'apprentissage
	Abdullah & Ward [116]	- Cours de soutien - Méthode d'enseignement
	Alhabeeb & Rowley [122]	- Matériel d'apprentissage - Conception du cours
	Naveed et al. [123]	- Structure du cours - Présences aux cours
	Zuhairi et al. [124]	- Motivation des apprenants - Accompagnement des apprenants
	Al Kurdi et al. [125]	- Facilité d'utilisation
	Chao [126]	- Satisfaction des apprenants - Intention d'utilisation
	Almaiah & Alyoussef [127]	- Qualité du système - Qualité du contenu
	Serrano-Solano et al. [128]	- Feedback - Canaux de communication
Analyse des facteurs de qualité	Baradaran & Ghorbani[79]	- Contenu de la livraison - Évaluation des apprenants
	Seliana et al. [129]	- Satisfaction des apprenants
	Muqtadiroh et al. [130]	- Contenu de la livraison
	Al Mulhem [131]	- Conception de l'apprentissage
	Pham et al. [132]	- Engagement des apprenants - Performances des apprenants
	Xu et al. [133]	- Coopération étudiante - Interaction des apprenants
	Uppal et al. [113]	- Résultats pédagogiques
	Sitanggang et al. [134]	- Matériel pédagogique
	Tawafak et al. [135]	- Évaluation des apprenants - Commentaires des apprenants
	Hew et al. [136]	- Évaluation en ligne
	Uppal et al. [137]	- Soutien des enseignants - Structure du cours
Mesure de la qualité	Shahzad et al. [138]	- Qualité du système
	Susilowati [139]	- satisfaction des utilisateurs
	Zwain [140]	- Qualité des informations

TABLE 1.2 – Les travaux scientifiques sur la qualité de l'apprentissage en ligne.

Synthèse

Plusieurs études ont analysé des critères tels que la facilité d'utilisation des interfaces [116], la vitesse de navigation [79], ou encore la flexibilité des plateformes [136] pour évaluer la qualité des outils technologiques dans les environnements d'apprentissage en ligne. L'accessibilité et la sécurité des systèmes sont également des aspects cruciaux identifiés [144]. De nombreux travaux mettent en avant l'importance de la qualité des contenus pour l'apprentissage en ligne : exacti-

tude et mise à jour régulière de l'information [132], complétude et clarté de présentation [128], diversité des supports et des modes d'évaluation [136]. L'impact positif de contenus engageants et interactifs sur la motivation des apprenants est également souvent souligné [125]. L'attitude réactive des enseignants [144], leur empathie et leur fiabilité [132] ainsi que la rapidité de leurs réponses [79] sont des éléments de qualité des services analysés dans plusieurs études. La planification des activités [116] et l'accompagnement personnalisé des apprenants [132] sont aussi des aspects de qualité des services fréquemment cités. En conclusion, cette synthèse met en évidence certains critères récurrents dans l'évaluation de la qualité des environnements informatiques dédiés à l'apprentissage humain, structurés suivants les trois grandes dimensions que sont la qualité technologique, pédagogique et de services.

3.7 L'impact de la qualité des EIAH sur l'apprentissage en ligne

L'influence de la qualité des environnements informatique pour l'apprentissage humain sur l'apprentissage en ligne est multiple [147]. Tout d'abord, elle a un effet significatif sur la motivation et sur l'engagement des apprenants. Les environnements informatiques pour l'apprentissage humain dont le contenu est peu attrayant, l'interface dépassé et l'interactivité limitée risquent de décourager les apprenants[148]. En revanche, les environnements informatiques pour l'apprentissage humain, avec des interfaces graphiques clairs et des niveaux de difficulté adaptés à chaque apprenant, sont largement plus motivants [24].

De plus, la qualité des environnements informatiques pour l'apprentissage humain a un impact direct sur l'efficacité de l'enseignement. Lorsque le contenu pédagogique est basé sur des méthodes d'apprentissage efficaces et des activités bien conçues, les progrès de l'apprentissage sont plus rapides [149]. Par exemple, des fonctions telles que le feedback automatique, la possibilité de recommencer l'exercice ou l'adaptation au propre rythme d'apprentissage améliorent grandement les résultats de l'apprentissage [150].

3.7.1 L'impact de la qualité des EIAH sur la motivation et l'engagement des apprenants

Plusieurs travaux dans la littérature scientifique ont analysé l'impact de la qualité des EIAH sur la motivation et l'engagement des apprenants. Le tableau (1.4) synthétise les résultats de diverses études sur l'impact de la qualité des EIAH. Chaque étude est caractérisée par les critères suivants :

- **Échantillon** : La population d'apprenants étudiée.
- **Facteurs de qualité** : Les aspects spécifiques de la qualité des EIAH examinés.
- **Méthodologie** : Les méthodes de recherche utilisées pour évaluer l'impact.
- **Impact observé** : Les résultats concernant la motivation et l'engagement des apprenants

Références	Échantillon	Facteurs de qualité	Méthodologie	Impact observé
Johnson et al.(2023) [151]	187 élèves secondaires	Interactivité, Feedback instantané et Personnalisation.	Groupe témoin vs expérimental	Motivation intrinsèque : +26% , Motivation extrinsèque : +12%
Lee et Park(2022) [152]	246 étudiants	Sécurité et confidentialité, Support technique.	Analyse statistique	Corrélation positive significative entre la satisfaction médias et motivation.
Sims et Falsetta(2024) [146]	67 apprenants adultes	Facilité d'utilisation, Accessibilité.	Groupe témoin vs expérimental	Augmentation significative de la motivation intrinsèque.
Wu et al.(2019) [153]	92 apprenants universitaires	Fiabilité, Adaptabilité du contenu	Comparaison groupe témoin et expérimental.	Engagement : +29% , Taux d'abandon : -17%
Lucas et al.(2022) [154]	178 apprenants	Interactivité, Collaborativité.	Groupe avec niveaux de qualité différents	Motivation intrinsèque : + 42 %

TABLE 1.4 – Travaux sur l'impact de la qualité sur la motivation et l'engagement des apprenants

Analyse : En synthèse, malgré certaines divergences méthodologiques, ces travaux concordent sur le fait que des EIAH impliquants, réactifs et donnant un sentiment de contrôle aux apprenants ont un effet positif sur leur motivation et leur engagement.

Plus précisément, la grande majorité des études mettent en évidence qu'un haut degré d'interactivité et de rétroaction – par exemple via des activités ludiques, des défis adaptatifs ou un accompagnement personnalisé -accroît considérablement la motivation perçue chez les apprenants. Par exemple, l'étude de Lucas et al. [116] montre une augmentation de motivation intrinsèque de 42 % dans le groupe expérimental bénéficiant d'un EIAH à haute interactivité. De même, des interfaces soignées sur le plan graphique et ergonomique ainsi que des contenus multimédias de qualité augmentent l'engagement cognitif dans la majorité des recherches recensées. A l'inverse, une satisfaction moindre vis-à-vis de ces aspects conduit bien souvent à une baisse de motivation et à des taux d'abandon plus élevés.

3.7.2 L'impact de la qualité des EIAH sur les résultats d'apprentissage

De nombreuses recherches ont analysé le relation entre la qualité des EIAH et les résultats pédagogiques qu'ils permettent d'obtenir. Le tableau (1.5) présente quelques-unes de ces recherches :

Références	Échantillon	Facteurs de qualité	Méthodologie	Résultats
Park et al. (2022) [152]	205 étudiants universitaires	Qualité des ressources multimédia, navigation intuitive.	Groupe témoin et groupe expérimental.	Gain d'apprentissage supérieurs de 25 % avec l'EIAH de haute qualité.
Chen (2022) [155]	117 élèves au secondaires	Activités basées sur théories, feedback immédiat.	Groupe témoin et groupe expérimental.	Meilleure compréhension (31 %) et résolution de problèmes (+ 24 %).
Iglesis et al. (2023) [156]	48 apprenants en langues	Personnalisation des parcours, outils collaboratifs.	Groupes avec EIAH de qualités différentes.	Progrès langagiers accrus de 39 % pour le groupe le plus personnalisé.
Viau et Laferrière(2024) [157]	163 étudiants en formation professionnelle	Étayage des activités, complexité progressive.	Groupe témoin et groupe expérimental.	Meilleure mobilisation de stratégies de métacognitives (+ 27 %) et transfert des compétences (+ 18 %).
Lin et al. (2023) [158]	214 apprenants de langue étrangère	Qualité des modalités d'interaction.	Test avant /après sur les compétences conversationnelles.	Amélioration de 31% des performances avec un EIAH à haute interactivité.

TABLE 1.5 – Comparaison des travaux sur l'impact de la qualité des EIAH sur les résultats d'apprentissage.

Analyse : L'ensemble de ces études démontre clairement que la qualité des EIAH a un impact déterminant sur l'efficacité des apprentissages qui s'y déroulent. Les environnements informatiques pour l'apprentissage humain bien conçus, intègrent des fonctionnalités avancées basées sur des stratégies pédagogiques efficaces et permettent des améliorations significatives en termes de performance et de progrès des apprenants [158].

Plusieurs facteurs clés de qualité émergent comme particulièrement influents. Tout d'abord, des activités interactives, ludiques et incarnat des principes pédagogiques reconnus (étayage, feedback explicatif, complexité progressive, etc.) favorisent nettement la construction des connaissances. La qualité des consignes, des ressources multimédias et de l'ergonomie de navigation joue également un rôle primordial. [159].

De plus, la personnalisation des parcours, le suivi analytique des progrès et la possibilité d'interactions riches (outils collaboratifs, EIAH conversationnels) sont régulièrement associés à de meilleure performance dans l'acquisition de compétences de haut niveau comme les capacités d'analyse, de résolution de problèmes ou de communication.

A l'opposé, lorsque ces critères fondamentaux ne sont pas respectés, les EIAH échouent souvent à égaler, voire se montrent moins efficaces, que des approches d'enseignement plus classiques. Cela témoigne de l'importance cruciale d'investir dans la conception pédagogique rigoureuse des EIAH pour en maximiser les bénéfices éducatifs potentiels [157].

3.8 Relation entre la qualité d'EIAH et les résultats d'apprentissage

Dans le domaine des environnements éducatifs numériques, l'accent mis sur la qualité est primordial pour maximiser les résultats d'apprentissage des apprenants [151]. Une conception pédagogique de haute qualité, combinée à des contenus enrichissants et des méthodes d'évaluation efficaces, contribue significativement à l'engagement et à la participation active des apprenants [144]. Cette approche holistique favorise une amélioration notable des connaissances et des compétences, jouant un rôle crucial dans l'atteinte des objectifs éducatifs. Les recherches dans ce domaine soulignent l'importance de l'intégration des technologies éducatives, non seulement pour faciliter l'accès à l'information, mais aussi pour promouvoir des pratiques pédagogiques innovantes qui répondent aux besoins diversifiés des apprenants [160]. Par conséquent, la poursuite de l'excellence dans la conception et la mise en œuvre d'environnements d'apprentissage numériques est essentielle pour l'efficacité éducative et la réussite des apprenants [161].

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe fondamental des environnements d'apprentissage humain en général, ainsi que le principe de la qualité dans l'apprentissage en ligne et son importance. L'approche que nous proposons est générale, car nous souhaitons prendre en compte les propositions et les différents points de vue mentionnés dans la littérature concernant les méthodes d'évaluation de la qualité dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain. Après cette étude, nous avons constaté qu'il existe très peu de modèles d'évaluation de la qualité dans ces environnements qui utilisent des données implicites pour le processus d'évaluation de la qualité. Les modèles d'évaluation de la qualité sont implicitement liés à de nombreux critères vérifiés par un ensemble d'indicateurs quantitatifs résultant du processus d'apprentissage.

Les résultats de l'apprentissage sont l'acteur principal du succès de ce processus d'apprentissage. Pour ce faire, il est nécessaire d'identifier toutes les empreintes numériques appropriées pour faciliter l'assignation des résultats d'apprentissage appropriés selon les critères proposés dans les modèles d'évaluation de la qualité. La qualité est alors évaluée en suivant une méthodologie d'analyse d'apprentissage et en utilisant des techniques d'intelligence artificielle dans le processus d'évaluation des EIAH.

Chapitre 2

L'analyse de l'apprentissage et L'IA pour l'amélioration de la qualité des EIAH

Contenu du chapitre

1	Introduction	34
2	Fondements de l'analyse de l'apprentissage	34
2.1	Définitions et concepts clés	35
2.2	Méthodes et indicateurs pour l'analyse de l'apprentissage	36
2.3	Apport de l'analyse de l'apprentissage pour l'amélioration de l'appren- tissage en ligne	36
3	L'IA pour l'analyse des données éducatives	37
3.1	Techniques d'IA pour l'analyse de données éducatives	37
3.2	Modélisation de l'apprenant	39
3.3	Analyse prédictive des résultats d'apprentissage	40
4	L'IA pour l'amélioration de l'enseignement en ligne	41
4.1	Les applications de l'IA dans le domaine de l'enseignement en ligne . .	41
4.2	Réalisations et limites actuelles	44
5	L'IA et l'analyse de l'apprentissage pour un enseignement de qualité	45
5.1	Complémentarité IA et analyse de l'apprentissage	45
5.2	Défis à relever	47
6	Conclusion	48

1 Introduction

Un environnement informatique pour l'apprentissage humain (EIAH) vise à renforcer et à améliorer l'acquisition de connaissances et de compétences par l'apprenant [84]. Pour être de haute qualité, un EIAH doit fournir un contenu pédagogique approprié, une interaction personnalisée, un suivi attentif des activités et un niveau élevé de réactivité pour aider l'apprenant [84].

Les techniques de l'intelligence artificielle appliquées dans le domaine de l'éducation ont besoin des données sur les interactions et les actions effectuées par les apprenants. Ces données peuvent être collectées par l'analyse de l'apprentissage. L'analyse de l'apprentissage (LA : learning analytics) est une discipline émergente qui vise à mesurer, collecter, analyser et rendre compte des données sur les apprenants et leurs contextes afin de comprendre et d'améliorer l'apprentissage [84]. Appliquée à l'enseignement en ligne, l'analyse de l'apprentissage permet d'obtenir des informations précieuses à partir des traces laissées par les apprenants lorsqu'ils interagissent avec une plateforme d'apprentissage numérique [147].

L'intelligence artificielle (IA), avec sa capacité à modéliser des comportements complexes et à automatiser des tâches cognitives de haut niveau, offre des perspectives intéressantes pour l'amélioration de la qualité des EIAH [148]. Elle permet en effet de mieux appréhender les connaissances mises en jeu, les besoins de l'apprenant, ainsi que ses interactions avec la plateforme [162]. L'IA ouvre la voie à une nouvelle génération des EIAH intelligents, capables de comprendre leurs utilisateurs et d'interagir avec eux de manière plus riche [148].

Dans ce chapitre, nous décrivons tout d'abord les différents types d'analyse de l'apprentissage et le processus général qu'ils impliquent. Nous examinerons ensuite quelques-uns des principaux outils d'analyse de l'apprentissage disponibles aujourd'hui. Outre l'examen de certaines des principales contributions des techniques d'intelligence artificielle à l'amélioration de la qualité des environnements informatiques pour l'apprentissage humain. Enfin, nous aborderons certains domaines de recherche actuels pour l'utilisation combinée de l'analyse de l'apprentissage et de l'intelligence artificielle afin d'améliorer la qualité des environnements informatiques pour l'apprentissage humain.

2 Fondements de l'analyse de l'apprentissage

L'analyse de l'apprentissage, connue sous le terme anglais « Learning Analytics », est un champ émergent qui vise à mieux comprendre et optimiser l'expérience d'apprentissage en ex-

exploitant les données générées par les environnements numériques d'apprentissages [84]. Cette approche puise ses fondements dans diverses disciplines telles que l'intelligence artificielle, l'éducation, la psychologie, les statistiques, sans oublier les sciences de l'information [147].

2.1 Définitions et concepts clés

La première conférence internationale sur l'analyse de l'apprentissage et de la connaissance, en 2011, a défini l'analyse de l'apprentissage comme "la mesure, la collecte, l'analyse et le rapport des données sur les apprenants et leurs contextes, à des fins de compréhension et d'optimisation de l'apprentissage et des environnements dans lesquels il se produit". [84].

Les principaux concepts liés à cette discipline sont :

- **Donnée d'apprentissage** : Toute information numérique exprimant une interaction de l'apprenant avec son environnement d'apprentissage. Par exemple, ses réponses, son temps de réponse, son parcours de navigation, etc.
- **Analyse de l'apprentissage** : Application de techniques d'analyse statistiques et de modèles prédictifs sur les données d'apprentissage.
- **Action adaptative** : Intervention ou modification de l'environnement d'apprentissage en fonction des résultats de l'analyse pour améliorer l'expérience d'apprentissage.

La figure suivante illustre le cycle de l'analyse de l'apprentissage :

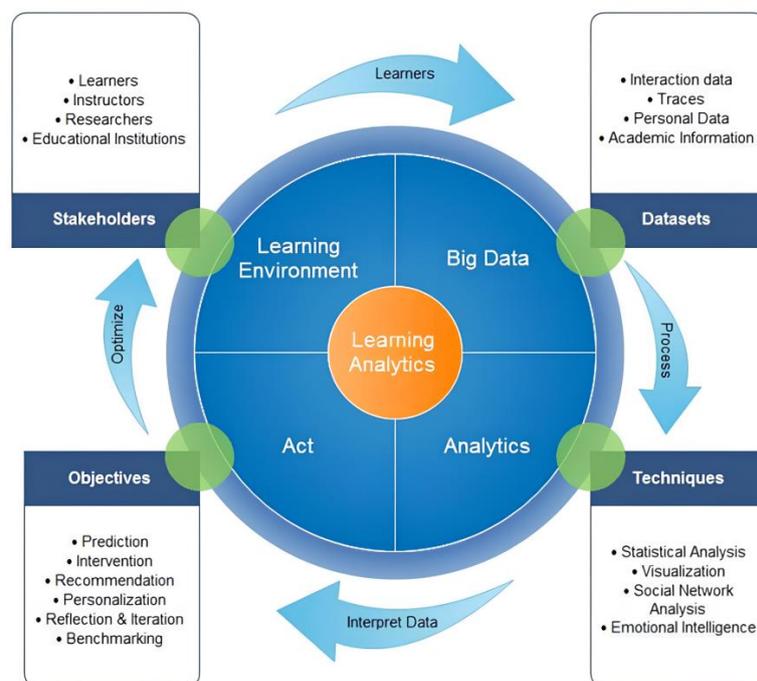


FIGURE 2.1 – Le cycle de l'analyse de l'apprentissage [148].

2.2 Méthodes et indicateurs pour l'analyse de l'apprentissage

L'analyse de l'apprentissage fait appel à diverses méthodes statistiques, d'exploration de données, de fouille de données et d'apprentissage automatique. Le choix des méthodes dépend du type de données disponibles et des objectifs d'analyse [148]. Le tableau ci-dessous compare quelques méthodes couramment utilisées :

Méthode	Description	Avantages	Limites
Statistiques descriptives	Calcul de métriques de base (moyennes, distributions, etc.)	Simple à mettre en œuvre	Peu d'informations exploitables
Fouille de données éducatives	Application d'algorithmes de fouille de données sur les traces d'activités	Permet de découvrir des patterns cachés	Besoin de volumes importants de données
Modèles prédictifs	Construction de modèles pour prédire les performances des apprenants	Identification précoce des apprenants à risque	Les modèles requièrent un réentraînement
Analyse de réseaux sociaux	Analyse des interactions sociales dans les environnements collaboratifs	Identification des influenceurs et dynamiques de groupes	Limitée aux environnements sociaux

TABLE 2.1 – Comparaison entre quelques méthodes couramment utilisées pour l'analyse de l'apprentissage [148].

Un large éventail d'indicateurs peut être extrait et analysé pour évaluer l'engagement, la motivation, les performances ou encore prédire les risques de décrochage [163]. Par exemple :

- Indicateurs d'activité (temps actif, ressources consultées, etc.)
- Indicateurs de participation (soumission de travaux, interventions dans les forums, etc.)
- Indicateurs de performance (notes, taux de réussite, etc.)
- Indicateurs d'interaction sociale (centralité du réseau social, etc.)

2.3 Apport de l'analyse de l'apprentissage pour l'amélioration de l'apprentissage en ligne

L'analyse de l'apprentissage permet de mieux comprendre le comportement et les besoins spécifiques des apprenants. Les principales retombées sont :

1. Optimisation de l'expérience d'apprentissage par l'adaptation des contenus, activités et rétroactions en fonction des données [149].
2. Identification précoce des apprenants à risque de décrochage pour une intervention humaine ciblée [150].
3. Conception de dispositifs d'apprentissage efficaces en analysant ce qui fonctionne ou non [164].
4. Améliorer l'accessibilité et l'inclusion en identifiant les apprenants nécessitant plus de soutien [165].

En somme, l'analyse de l'apprentissage exploite la richesse des données éducatives pour mieux comprendre et optimiser continuellement l'expérience d'apprentissage selon les besoins individuels et collectifs.

3 L'IA pour l'analyse des données éducatives

L'intelligence artificielle (IA) occupe un rôle central dans l'analyse de l'apprentissage en fournissant des techniques avancées pour extraire des connaissances exploitables à partir des masses de données éducatives [149]. En effet, l'intelligence artificielle (IA) est un domaine vaste qui englobe plusieurs sous-domaines et techniques, chacun contribuant de manière significative à l'analyse de l'apprentissage [148].

3.1 Techniques d'IA pour l'analyse de données éducatives

Dans le domaine de l'éducation, l'essor des technologies numériques a permis la collecte massive de données provenant de divers environnements d'apprentissage en ligne [138]. L'analyse de ces données éducatives est devenue cruciale pour comprendre et améliorer les processus d'enseignement et d'apprentissage. Les techniques d'Intelligence Artificielle (IA) offrent des outils puissants pour extraire des insights significatifs à partir de ces données volumineuses [139]. Cette section explore diverses techniques d'IA appliquées à l'analyse de données éducatives, telles que le Machine Learning supervisé et non supervisé, les réseaux neuronaux, et les méthodes de traitement du langage naturel (Natural Language Processing : NLP). Ces techniques permettent notamment la prédiction des performances des élèves, l'identification des schémas d'apprentissage individuels, et la personnalisation des parcours éducatifs en fonction des besoins spécifiques des apprenants. En examinant comment ces approches peuvent être intégrées dans le cadre de systèmes d'Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH), cette

recherche vise à optimiser l'efficacité et l'impact des technologies éducatives dans un contexte numérique en constante évolution [166].

3.1.1 Apprentissage machine

Les algorithmes d'apprentissage automatique supervisé (régressions, arbres décisionnels, SVM, etc.) et non supervisé (clustering, règles d'association, etc.) sont intensivement utilisés pour la modélisation prédictive, la fouille de données et le regroupement des apprenants [167].

Les récents progrès du deep learning avec les réseaux de neurones profonds ont permis des avancées remarquables, notamment pour l'analyse multimodale combinant différentes sources de données hétérogènes [168, 169].

3.1.2 Data mining

L'exploration de données (ou data mining) permet d'extraire des connaissances à partir des traces d'activités et d'interactions des apprenants à grande échelle. Des techniques comme les règles d'association, les arbres de décision ou encore les approches par motifs séquentiels sont couramment employées [148].

Le traitement automatique du langage naturel (Natural Language Processing ou NLP) est essentiel pour analyser le contenu sémantique et la dimension sociale présents dans les discussions en ligne et autres productions écrites [162].

Les techniques de raisonnement automatisé issues de l'IA symbolique (règles d'inférence, raisonnement à partir de cas, modèles Bayésiens, etc.) peuvent également être appliquées pour modéliser les connaissances des apprenants ainsi que pour optimiser les processus d'apprentissage [170, 171].

Le tableau suivant résume quelques exemples de techniques d'IA appliquées dans le domaine éducatif :

Technique	Description	Exemples d'applications
Réseaux neuronaux profonds	Modèles d'apprentissage profond pour extraire des connaissances complexes	Prédiction de la rétention et des performances [169], Analyse multimodale [168]
Arbres de décision	Modèles de classification et régression par arbre de décision	Prédiction précoce du décrochage [150], Modélisation des comportements [167]
Clustering	Regroupement non supervisée des apprenants	Identification de profils d'apprenants [172], Détection d'apprenants à risque [173]
Text mining / NLP	Analyse sémantique et lexicale du contenu textuel	Analyse des discussions [162], Évaluation automatique des productions écrites
Systèmes experts	Modélisation et raisonnement sur les connaissances	Tuteurs intelligents [170], Aides à la navigation pédagogique
Modèles Bayésiens	Modélisation probabiliste des connaissances	Diagnostic des connaissances [171], Modélisation de l'apprenant [174]

TABLE 2.2 – Quelques exemples de techniques d'IA appliquées dans le domaine éducatif.

La puissance combinée de ces techniques offre de riches perspectives pour mieux comprendre et analyser les données de l'apprentissage en ligne dans toute sa complexité.

3.2 Modélisation de l'apprenant

Un des objectifs clés de l'analyse de l'apprentissage assistée par l'IA est de construire des modèles informatiques représentant au mieux le profil, les connaissances et le comportement de chaque apprenant afin de lui fournir un accompagnement individualisé.

Les modèles les plus courants sont [175, 171] :

- **Modèles cognitifs** : Représentation des connaissances et compétences de l'apprenant dans un domaine donné. Classiquement basés sur des vecteurs de recouvrement de connaissances, des réseaux sémantiques ou des modèles Bayésiens.
- **Modèles de styles d'apprentissage** : Caractérisation des préférences et stratégies d'apprentissage de l'apprenant (styles visuels, auditifs, séquentiels, etc.)
- **Modèles motivationnels et affectifs** : Estimation du niveau de motivation, d'engagement ainsi que l'état émotionnel de l'apprenant en cours d'apprentissage.

- **Modèles comportementaux** : Modélisation des schémas d'interactions et des comportements d'apprentissage typiques par l'extraction de données.

L'objectif est d'intégrer ces différentes dimensions complémentaires dans des modèles de l'apprenant unifiés mettant à jour dynamiquement leur représentation de l'apprenant au fil de ses activités.

La figure ci-dessous illustre la structure générique d'un modèle apprenant intégrant ces différentes composantes :

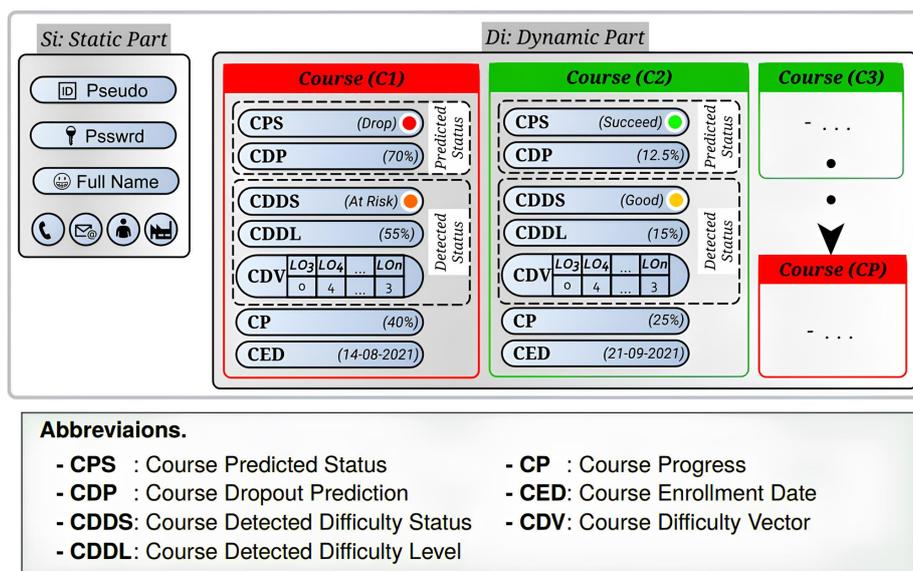


FIGURE 2.2 – Structure générique d'un modèle apprenant [176].

3.3 Analyse prédictive des résultats d'apprentissage

Une application phare de l'IA dans l'analyse de l'apprentissage est la construction de modèles prédictifs pour anticiper les trajectoires et résultats des apprenants. Ces systèmes d'alerte précoce ont pour but d'identifier les apprenants à risque de décrochage ou de difficultés afin d'intervenir à temps avec des mesures de remédiation.

Les algorithmes d'apprentissage supervisé comme les régressions logistiques, les machines à vecteurs de support (SVM), les arbres de décision et les réseaux neuronaux sont utilisés pour entraîner des modèles prédictifs de la performance académique et des risques de décrochage en exploitant les historiques de données sur les apprenants [150, 169, 176].

Un exemple typique est illustré par la figure suivante :

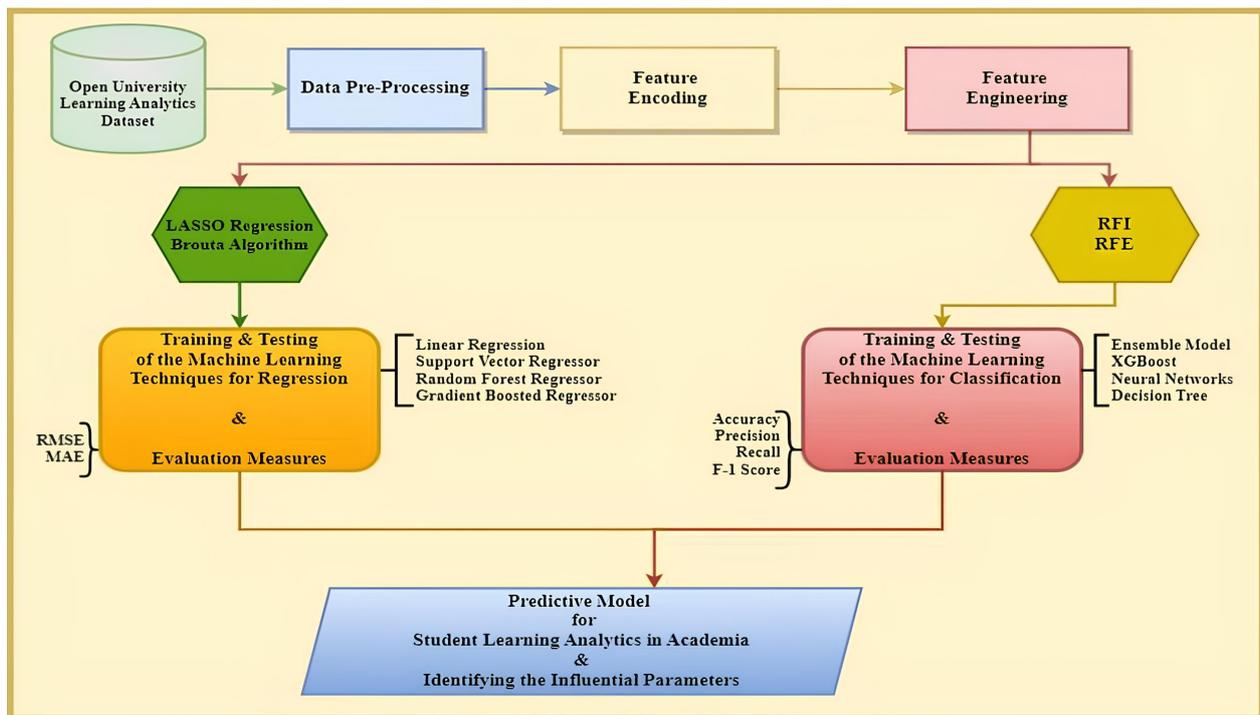


FIGURE 2.3 – Modèle prédictif de la performance académique des apprenants [177].

4 L'IA pour l'amélioration de l'enseignement en ligne

Après avoir jeté les bases théoriques de l'analyse de l'apprentissage et du rôle de l'IA pour comprendre les processus d'apprentissage, nous abordons ici les principales applications concrètes de l'IA pour améliorer la qualité de l'éducation en ligne.

4.1 Les applications de l'IA dans le domaine de l'enseignement en ligne

L'intégration de l'Intelligence Artificielle (IA) dans l'enseignement en ligne représente une avancée significative pour améliorer l'efficacité et personnaliser l'expérience d'apprentissage des étudiants [139]. Cette section examine diverses applications de l'IA dans ce domaine, mettant en lumière ses capacités à analyser de grandes quantités de données éducatives pour fournir des insights précieux.

4.1.1 L'application de l'IA dans les ITS

Les ITS sont parmi les premières applications de l'IA en éducation. Ce sont des environnements numériques d'apprentissage capables de s'adapter intelligemment au niveau de connaissances et au style d'apprentissage de chaque apprenant grâce à des techniques de modélisation

de l'apprenant, de raisonnement pédagogique et de génération de rétroactions [178].

Ils peuvent prendre différentes formes :

- **Tuteurs cognitifs** : Dialoguant avec l'apprenant et le guident pas-à-pas dans la résolution de problèmes.
- **Tuteurs experts** : Fournissent une expertise dans un domaine en répondant aux questions de l'apprenant.
- **Tuteurs motivationnels** : Encouragent et maintiennent l'engagement de l'apprenant par des stratégies motivationnelles.
- **Tuteurs virtuels** : Agents pédagogiques animés simulant un tuteur humain.

4.1.2 Tuteurs virtuels et Assistants conversationnels

Les tuteurs virtuels et les assistants conversationnels basés sur l'IA sont de plus en plus utilisés pour fournir un soutien en temps réel aux apprenants [125]. Ces systèmes peuvent répondre aux questions des apprenants, expliquer des concepts complexes, et guider les apprenants tout au long de leur parcours d'apprentissage [140]. Ils contribuent ainsi à améliorer l'accessibilité et l'efficacité des interactions apprenant-enseignant dans un environnement d'apprentissage en ligne [177].

Proches des tuteurs intelligents, les assistants virtuels exploitent les avancées en traitement de langage naturel pour offrir une interface conversationnelle intelligente permettant aux apprenants d'interagir librement par la voix ou le texte afin de poser des questions, obtenir des explications, des instructions, etc [179].

4.1.3 Rétroaction automatisée

L'IA permet d'automatiser en partie la génération de rétroactions formatives sur les activités des apprenants (programmes, rapports, devoirs, etc.) en les analysant de manière intelligente selon les attentes pédagogiques [180, 181]. Voici quelques exemples :

- Evaluation automatique de la qualité des programmes informatiques produits par les apprenants.
- Annotation intelligente des rapports et dissertations en fournissant des commentaires sémantiques.
- Scoring automatique des réponses écrites à des questions ouvertes.

4.1.4 Évaluation automatisée et feedback personnalisé

L'IA est employée pour automatiser l'évaluation des travaux des étudiants, en utilisant des algorithmes avancés pour évaluer la qualité du travail et fournir un feedback instantané [182]. Cela permet non seulement de réduire la charge de travail des enseignants en matière de correction, mais aussi d'offrir aux étudiants des retours personnalisés et détaillés pour les aider à progresser dans leur apprentissage de manière significative [179]. Le tableau suivant résume ces différentes applications en les comparant sur plusieurs critères :

Application	Activité	Objectifs	Défis
Tuteurs intelligents	Raisonnement, Modélisation cognitive	Guidage individualisé	Modèles cognitifs précis, Interactions naturelles.
Assistants virtuels	Traitement de langage naturel, Dialogue	Interactions en langage naturelles	Compréhension sémantique profonde, Exprimer des feedbacks de qualité
Personnalisation	Modélisation de l'apprenant, Recommandation	Adaptation des parcours	Représentation des profils
Optimisation des parcours d'apprentissage	Analyse de données, Recommandation	Personnalisation des chemins d'apprentissage	Qualité des données, Adaptabilité des recommandations
Regroupement des apprenants	Clustering, Analyse des similarités	Formation de groupes homogènes ou complémentaires	Définition des critères de similarité, Dynamisme des groupes
Évaluation adaptative	Conception de tests dynamiques, Analyse des réponses	Ajustement des niveaux de difficulté en temps réel	Fiabilité des ajustements, Réactivité du système
Analyse des sentiments des apprenants	Traitement du langage naturel, Analyse des émotions	Compréhension des sentiments et du bien-être des apprenants	Précision des analyses, Confidentialité des données

TABLE 2.3 – Applications de l'IA pour l'amélioration de l'éducation en ligne [160].

Malgré les défis techniques et les limites actuelles, ces applications de l'IA ont un potentiel immense pour transformer en profondeur les environnements d'apprentissage en ligne vers plus de flexibilité, d'engagements et d'efficacité pédagogique.

4.2 Réalisations et limites actuelles

De nombreuses preuves empiriques ont déjà démontré les bénéfices de l'IA pour l'amélioration de l'apprentissage dans des contextes en ligne.

Dans une revue de littérature récente, Chassignol et al. [179] ont répertorié les principaux bénéfices observés des systèmes tuteurs intelligents et assistants virtuels :

- Amélioration des performances et résultats d'apprentissages.
- Augmentation de la motivation et de l'engagement des apprenants.
- Expérience d'apprentissage plus interactive et individualisée.
- Feedback et évaluation en temps réel.
- Meilleure gestion du temps et de l'autonomie des apprenants.

Cependant, plusieurs défis et limites freinent encore une adoption généralisée :

- Modèles cognitifs et représentation des connaissances encore imparfaits pour les systèmes Tuteurs intelligents.
- Interactions naturelles limitées dues aux lacunes en compréhension du langage et en génération de réponses intelligentes.
- Manque de transparence des modèles d'IA pouvant poser des problèmes éthiques.
- Conception complexe et coûteuse des systèmes tuteurs intelligents complets.
- Risques de dérive et de biais discriminatoires si les systèmes ne sont pas correctement contrôlés.
- Démarrage à froid dans les systèmes de recommandation et les applications de personnalisation lorsque peu de données sont disponibles données disponibles pour personnaliser les recommandations ou les contenus.

Pour contourner les limites et lever les obstacles à l'adoption, de nombreux efforts de recherche se poursuivent [160], notamment sur :

- L'amélioration des modèles cognitifs et motivationnels
- L'intégration de l'apprentissage profond pour des interactions plus naturelles
- L'explicabilité et le contrôle des systèmes d'IA pour établir et maintenir la confiance des utilisateurs dans ces technologies.
- Les approches de conception agiles et itératives pour le développement de systèmes complexes, y compris les systèmes d'IA, en raison de leur flexibilité et de leur capacité à s'adapter rapidement aux changements et aux retours d'expérience.

- L'étude des impacts éthiques et de l'équité des systèmes d'IA éducatifs.

En synthèse, malgré un énorme potentiel démontré, l'application de l'IA dans l'éducation en ligne doit encore progresser pour atteindre sa pleine maturité et une adoption élargie.

5 L'IA et l'analyse de l'apprentissage pour un enseignement de qualité

Comme nous l'avons vu, l'analyse de l'apprentissage combinée aux techniques d'intelligence artificielle offre un puissant éventail d'outils pour mieux comprendre, modéliser et optimiser les processus d'apprentissage complexes. Ce socle analytique permet d'apporter des améliorations concrètes à différentes dimensions clés de la qualité de l'enseignement en ligne.

5.1 Complémentarité IA et analyse de l'apprentissage

La complémentarité entre l'analyse de l'apprentissage et l'IA est un domaine en pleine expansion qui permet d'améliorer l'efficacité et l'efficacité des systèmes d'éducation en ligne [175]. Voici un aperçu de la manière dont ces deux domaines se renforcent mutuellement :

- L'analyse de l'apprentissage extrait des données brutes sur l'apprentissage en ligne pour identifier des schémas, mesurer l'efficacité des méthodes pédagogiques et fournir des insights permettant d'améliorer l'expérience des apprenants ainsi que les stratégies d'enseignement.
- L'IA apporte des techniques de pointe pour modéliser et exploiter intelligemment ces données, notamment par l'utilisation d'algorithmes de machine learning, de fouille de données, et de réseaux neuronaux, afin de prédire les performances, personnaliser les parcours d'apprentissage, et optimiser les interactions pédagogiques.

En combinant les capacités analytiques de l'analyse de l'apprentissage avec les puissantes fonctionnalités de l'IA, il est possible de créer des environnements d'apprentissage plus adaptatifs, efficaces et centrés sur l'apprenant [177]. Cette complémentarité favorise une meilleure compréhension des besoins des apprenants, offre des solutions sur mesure pour améliorer les expériences éducatives et permet de s'attaquer aux grands défis de la qualité de l'enseignement en ligne [183].

Le tableau suivant illustre quelques exemples de cette complémentarité :

Objectif	Apport de l'analyse de l'apprentissage	Apport de l'IA
Comprendre les comportements	Extraction de métriques et indicateurs	Modèles comportementaux par l'apprentissage machine
Prédire les chemins	Identification des signaux prédictifs	Systèmes d'alerte précoce par modèles prédictifs
Personnaliser l'enseignement	Modéliser les profils individuels	Systèmes de recommandation et de navigation adaptative
Fournir un guidage individualisé	Diagnostiquer les besoins pédagogiques	Tuteurs intelligents et assistants virtuels
Evaluer les performances	Métriques d'analyse de textes et de programmes	Annotations intelligentes, scoring automatisé

TABLE 2.4 – Exemples de complémentarité entre l'IA et l'analyse de l'apprentissage [164].

5.1.1 Engagement des apprenants

En modélisant finement les profils motivationnels et affectifs des apprenants, l'analyse assistée par l'IA permet d'identifier les signaux avant-coureurs de la démotivation, du désengagement et du décrochage. Des interventions ciblées (systèmes de notifications, tutorat proactif, activités remédiatrices) peuvent alors être déclenchées automatiquement pour remobiliser les apprenants à risque [156].

Des travaux ont par exemple démontré l'efficacité de systèmes tuteurs virtuels exploitant la reconnaissance des émotions pour réguler dynamiquement leurs stratégies motivationnelles [183].

5.1.2 Efficacité pédagogique

En analysant les interactions des apprenants et en modélisant leurs parcours d'acquisition des connaissances, l'analyse de l'apprentissage peut éclairer les enseignants sur l'efficacité relative des approches pédagogiques déployées. Ces analyses deviennent de puissants leviers pour concevoir des formations plus efficaces et mieux alignées sur les rythmes et préférences d'apprentissage réels [184].

L'IA permet ensuite d'opérationnaliser ces constats en systèmes adaptatifs capables de personnaliser au mieux l'expérience d'apprentissage pour chacun (ressources recommandées, navigation guidée, plans d'instructions, etc.)

5.1.3 Satisfaction des apprenants

Un facteur clé de la qualité de l'enseignement en ligne réside dans la satisfaction globale des apprenants sur les différentes dimensions : interactions sociales, accessibilité des contenus, facilité d'utilisation de la plateforme, qualité du design pédagogique, etc.

L'analyse multimodale des données d'activités, des échanges textuels et des réactions affectives rend possible une compréhension globale et contextualisée de l'expérience vécue par les apprenants. Combinée aux techniques de fouille d'opinions (opinion mining), ces analyses permettent d'améliorer continuellement l'expérience utilisateur et la satisfaction [162, 185].

Une illustration synthétique de l'apport global de l'analyse de l'apprentissage et l'IA pour la qualité est représentée par la figure (2.4).

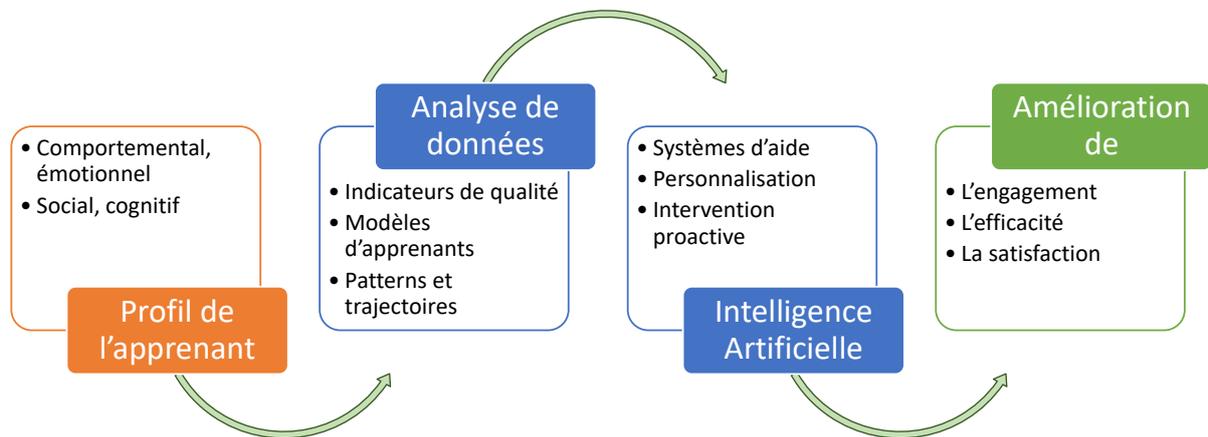


FIGURE 2.4 – Illustration de l'apport global de l'analyse de l'apprentissage et l'IA pour la qualité [162].

Comme en témoignent de nombreuses études de cas, ce cycle vertueux d'analyse, de modélisation fine et d'interventions proactives assurées par l'IA est un levier majeur pour rehausser continuellement tous les aspects de la qualité pédagogique en ligne.

5.2 Défis à relever

Malgré ce potentiel avéré, plusieurs défis restent à relever avant une adoption généralisée de ces approches par les établissements et une transformation profonde des pratiques éducatives.

5.2.1 Interopérabilité et consolidation des données

L'efficacité des analyses repose sur la consolidation de données massives et hétérogènes provenant de multiples systèmes pédagogiques. L'interopérabilité des plateformes, la définition de normes et standards de traçabilité sont indispensables.

5.2.2 Développement des modèles d'apprenant

Si des progrès ont été réalisés, la modélisation fine des profils cognitifs, motivationnels et comportementaux des apprenants reste complexe et imprécise, limitant encore les capacités des

systèmes d'aide intelligents qui peuvent se baser sur l'analyse de l'apprentissage ou l'IA.

5.2.3 Explicabilité et contrôle humain

Les systèmes d'IA éducatifs jouent un rôle de plus en plus central dans la personnalisation des parcours d'apprentissage et l'amélioration des expériences pédagogiques [152]. Cependant, pour que ces systèmes soient largement acceptés et efficaces, ils doivent non seulement fournir des recommandations précises, mais aussi être transparents et permettre un contrôle humain suffisant. L'explicabilité et le contrôle humain sont donc des éléments clés pour garantir que ces systèmes fonctionnent de manière éthique, fiable et centrée sur l'apprenant [146].

Les systèmes d'IA doivent être capables d'expliquer comment et pourquoi ils prennent certaines décisions ou recommandations [142]. Cela implique que les algorithmes sous-jacents, comme les réseaux neuronaux ou les modèles d'apprentissage automatique, doivent être conçus de manière à ce que leurs processus décisionnels puissent être suivis et compris par les utilisateurs.

En outre, les outils d'explicabilité doivent permettre de visualiser les données d'entrée, les processus de décision, et les résultats de manière intuitive [109]. Par exemple, des visualisations interactives peuvent montrer comment les caractéristiques des apprenants influencent les recommandations du système.

5.2.4 Formation du corps enseignant

Enfin, pour tirer le meilleur parti de ces avancées, les enseignants et personnels éducatifs doivent être formés à l'utilisation avisée de ces nouveaux outils d'analyse et de systèmes intelligents [99].

En surmontant ces défis, nul doute que l'analyse de l'apprentissage assistée par l'IA deviendra un moteur puissant pour faire progresser les standards de qualité dans l'enseignement en ligne [97].

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré les synergies entre l'analyse de l'apprentissage (LA) et l'intelligence artificielle (IA) dans le contexte des environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH). En examinant les fondements de l'analyse de l'apprentissage, nous avons vu comment cette discipline émergente permet de mesurer, collecter et analyser les données d'apprentissage afin d'améliorer les expériences éducatives. Nous avons également analysé les diverses techniques d'intelligence artificielle appliquées aux données éducatives, telles que

l'apprentissage machine, le data mining et le text mining. Ces techniques permettent non seulement de modéliser les comportements complexes des apprenants, mais aussi d'automatiser des tâches cognitives complexes, enrichissant ainsi les capacités des EIAH [91].

L'intégration de l'IA dans les EIAH ouvre la voie à des applications innovantes telles que les systèmes tuteurs intelligents, les assistants virtuels et les mécanismes de rétroaction automatisée [89]. Ces applications permettent une interaction plus personnalisée et une évaluation plus précise des performances, contribuant à une amélioration significative de la qualité des environnements d'apprentissage en ligne [88].

Cependant, plusieurs défis demeurent pour une utilisation efficace combinée de l'analyse de l'apprentissage et de l'IA [87]. La recherche future devra se concentrer sur la résolution de ces défis afin d'améliorer la qualité des environnements informatiques pour l'apprentissage humain et garantir leur qualité [60].

En conclusion, l'alliance entre l'analyse de l'apprentissage et l'intelligence artificielle offre des perspectives prometteuses pour transformer l'enseignement en ligne. En combinant ces approches, nous pouvons créer des environnements d'apprentissage plus réactifs, adaptés et efficaces, qui répondent mieux aux besoins des apprenants et favorisent un enseignement de haute qualité [61]. Dans le chapitre suivant, nous proposons une nouvelle approche pour mesurer la qualité des cours en ligne basée sur un ensemble de critères.

Deuxième partie

Conception, mise en oeuvre et
résultats expérimentaux

Chapitre 3

Une nouvelle approche pour évaluer la qualité des cours en ligne

Contenu du chapitre

1	Introduction	51
2	Problématique de recherche	51
3	Contribution	52
4	Évaluer la qualité des cours en ligne	53
4.1	Structure de cours proposée	54
4.2	Critères proposés pour évaluer la qualité des cours en ligne	56
4.3	Processus d'évaluation de la qualité des objets d'apprentissage	64
4.4	Processus d'évaluation de la qualité des cours	66
4.5	Modèle de l'apprenant proposé	67
4.6	Le modèle de cours proposé	68
4.7	Architecture du système développé : QASOC	68
5	Stratégies d'Amélioration de la Qualité des Cours en Ligne	72
5.1	Intégration du Modèle FSLSM dans le Contenu Pédagogique	72
5.2	Représentation Vectorielle du Modèle FSLSM	80
5.3	Évaluation des Préférences selon le Modèle FSLSM	81
5.4	Génération de Recommandations	84
6	Conclusion	87

1 Introduction

L'enseignement à distance et les formations en ligne ont connu un essor considérable ces dernières années, amplifié par la crise sanitaire mondiale [108]. De nombreux établissements académiques ont intégré des cours virtuels à leur offre pédagogique afin de répondre aux nouveaux besoins et contraintes. Cependant, une interrogation majeure subsiste concernant la qualité de ces formations distancielles et les moyens de l'évaluer et de l'améliorer [104].

Apprécier la qualité d'un cours en ligne représente un défi de taille, car celle-ci dépend de multiples facteurs qualitatifs tels que le contenu éducatif, la structuration pédagogique, les méthodes d'évaluation des acquis, etc. Face à ce défi, ce travail de recherche vise à proposer une nouvelle approche pour évaluer et améliorer la qualité des cours en ligne en analysant le comportement et les résultats de l'apprentissage des apprenants.

Ce chapitre vise tout d'abord à identifier la problématique de recherche abordée ainsi que les questions soulevées. Ensuite, les principales contributions apportées sont détaillées, avec la proposition d'un ensemble de critères quantitatifs d'évaluation de la qualité basés sur l'engagement des apprenants. Un nouveau modèle d'apprenant et de cours en ligne intégrant ces critères est également introduit. Enfin, l'approche d'évaluation et d'amélioration de la qualité est décrite, accompagnée de l'architecture du système développé pour sa mise en œuvre.

2 Problématique de recherche

Avec les progrès des technologies de l'information et de communication, de nombreuses ressources pédagogiques en ligne ont été développées pour répondre aux besoins des apprenants. En plus, l'apprentissage sur le Web a gagné une grande importance dans l'éducation à tous les niveaux et pour les adultes à travers le monde [186]. Ces derniers temps, avec la montée en puissance de l'enseignement à distance, de nombreux établissements académiques ont intégré des formations en ligne à leur offre pédagogique [127]. Cependant, ils s'interrogent sur la qualité de ces cours en ligne et sur la manière de les améliorer [187]. L'évaluation et l'amélioration de la qualité d'un cours en ligne est une tâche difficile, car elle dépend d'une multitude de facteurs qualitatifs tels que le contenu pédagogique, l'enchaînement des contenus pédagogiques, les méthodes d'évaluation des acquis, etc. [188]. Cette situation soulève plusieurs interrogations dans le cadre de cette recherche :

- Quels sont les critères nécessaires pour assurer la qualité des cours en ligne ?
- Quelles sont les données qui peuvent caractériser les critères nécessaires pour assurer la qualité du cours en ligne ?
- Quel est le plan d'amélioration approprié choisi pour le contrôle de la qualité du cours en ligne ?
- Quelles sont les nouvelles techniques issues des disciplines comme l'IA qui seront utilisées pour analyser les données liées à l'amélioration de la qualité dans le cours en ligne ?

Le défi consiste à développer une nouvelle approche pour évaluer et améliorer la qualité des cours en ligne en apportant des réponses à ces questions de recherche. La figure 3.1 illustre la problématique de ce travail de recherche.

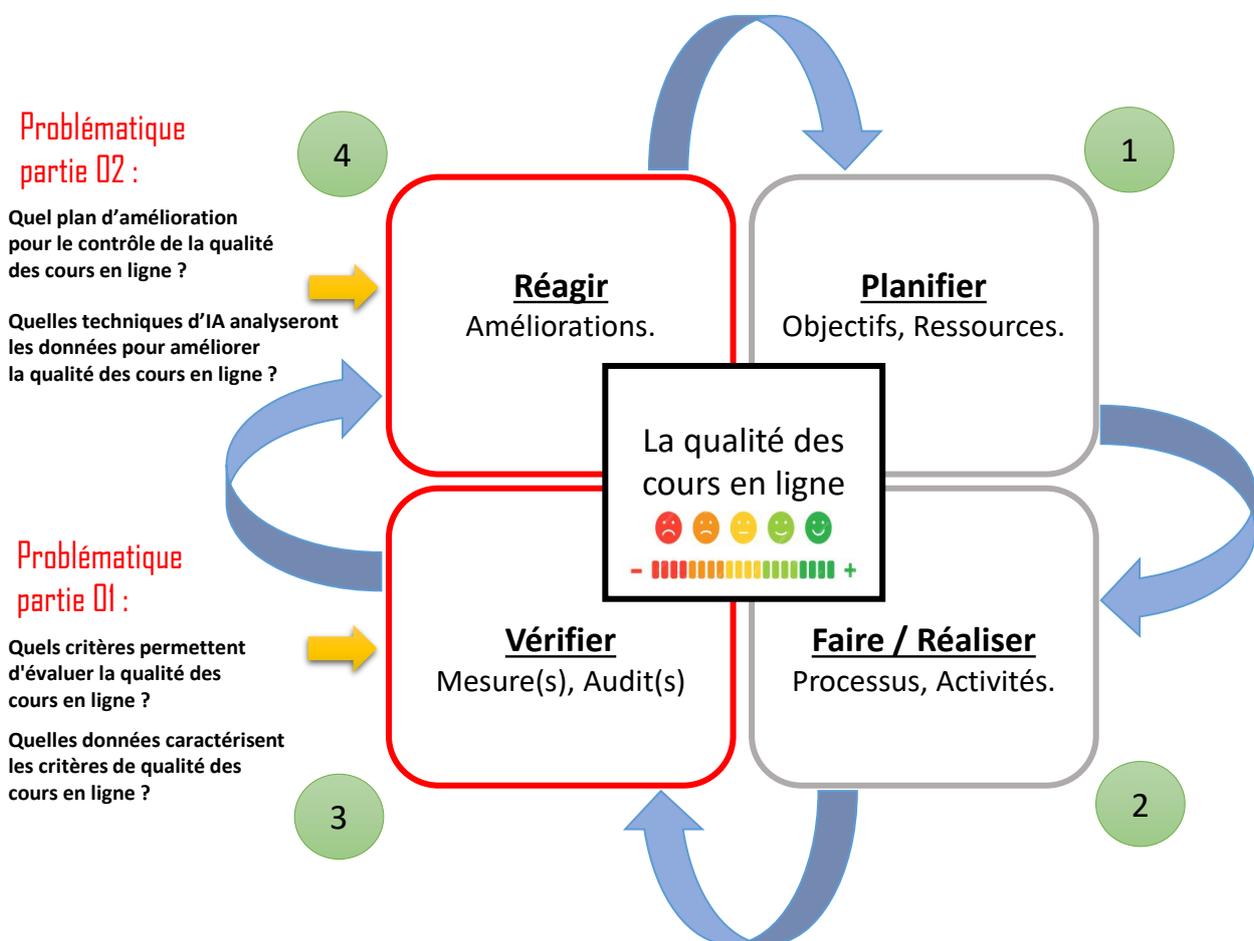


FIGURE 3.1 – Représentation de la problématique du travail de recherche.

3 Contribution

Notre objectif principal dans cette thèse est d'évaluer et d'améliorer la qualité des cours en ligne dans les EIAH, et cela par le biais de recommandations personnalisées fournies à chaque

enseignant. Pour atteindre cet objectif, nous proposons un modèle d'évaluation permettant de mesurer et d'améliorer la qualité des cours en ligne. Ce modèle repose sur un ensemble de critères d'évaluation liés principalement au comportement de l'apprenant, notamment son engagement cognitif, affectif et académique. De plus, nous intégrons les styles d'apprentissage des apprenants afin d'adapter des recommandations aux apprenants. Pour renforcer cette personnalisation, nous exploitons la logique floue comme une technique de l'intelligence artificielle.

Les principales contributions de notre recherche sont résumées dans les points suivants :

- Proposer un ensemble de critères quantitatifs pour évaluer la qualité des cours en ligne sur la base des résultats de l'apprentissage.
- Proposer des formules mathématiques qui peuvent être utilisées pour calculer dans quelle mesure les cours en ligne répondent aux critères de qualité proposés.
- La proposition de nouveau modèle de l'apprenant incluant tous les critères proposés.
- La proposition d'un nouveau modèle de cours en ligne.
- Tester le prototype adaptant l'approche proposée dans un cadre universitaire.

4 Évaluer la qualité des cours en ligne

Dans cette section, nous présentons une nouvelle approche pour évaluer et améliorer la qualité des cours en ligne. Premièrement, nous proposons une nouvelle méthode pour évaluer la qualité de ces derniers dans les environnements d'apprentissage humain, basée sur les résultats de l'apprentissage, et prenant en compte les critères suivants :

- Engagement cognitif des apprenants
- Engagement affectif des apprenants
- Engagement académique des apprenants

La figure 3.2 illustre les critères pris en compte par l'approche proposée.

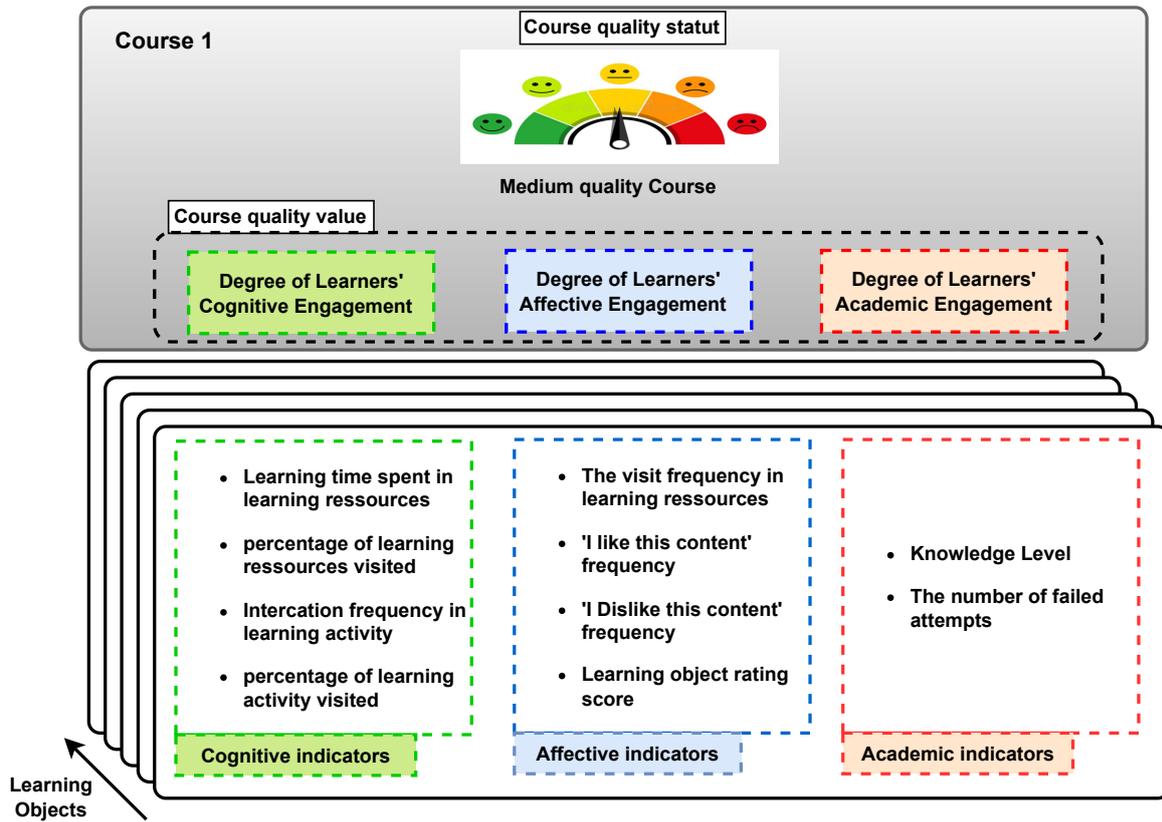


FIGURE 3.2 – Modèle conceptuel des critères de l’approche proposée [189].

Avant de présenter le principe de base de cette approche, nous présentons la structure du cours dans la section suivante.

4.1 Structure de cours proposée

Dans la structure proposée, un cours est composé d’un ensemble d’objets d’apprentissage (formule 3.1). Nous supposons que N est le nombre d’objets d’apprentissage composant un cours.

$$Course = \bigcup_{i=1}^N LearningObject_i \tag{3.1}$$

Les objets d’apprentissage sont liés les uns aux autres par une relation de prérequis. En d’autres termes, pour étudier un objet d’apprentissage i , l’apprenant doit évaluer les connaissances de ses objets d’apprentissage prérequis et doit obtenir le minimum du niveau requis. Dans notre proposition, un objet d’apprentissage est composé d’un ensemble de ressources et d’activités d’apprentissage. Nous supposons que M est le nombre de ressources d’apprentissage et P le nombre d’activités d’apprentissage. La formule (3.2) illustre cette composition.

$$LearningObject_i = \bigcup_{r=1}^M LearningResource_r \parallel \bigcup_{a=1}^P LearningActivity_a \tag{3.2}$$

Ce dernier est formé d'un ensemble d'éléments conceptuels différents comme suit : **Résumé, Outline, Définition, Exemple, Illustration, Exercice, Forum de discussion, Auto-évaluation et ressources supplémentaires.**

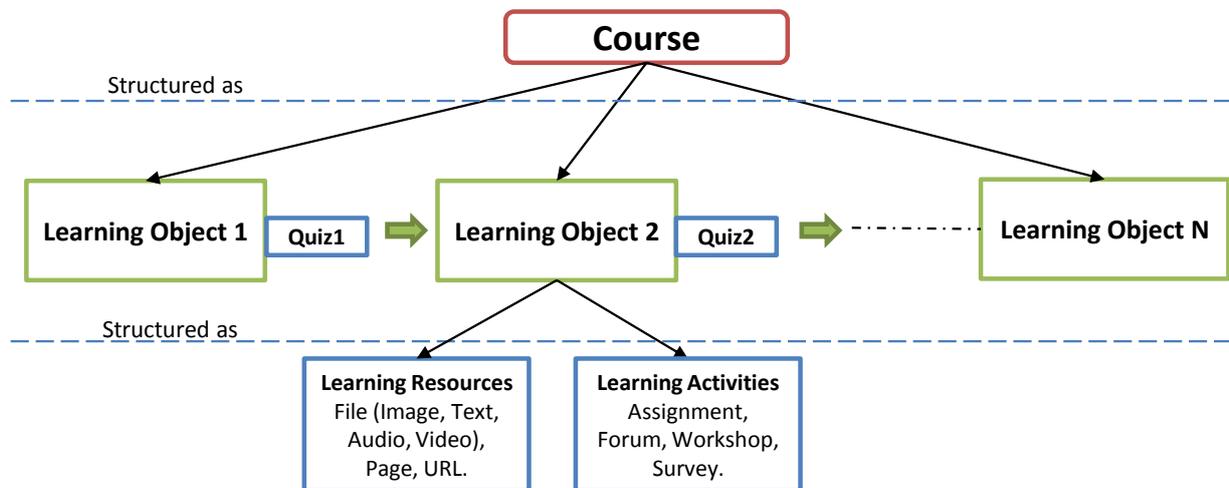


FIGURE 3.3 – Modèle conceptuel de la structure du cours [189].

4.1.1 Ressource d'apprentissage

Une ressource d'apprentissage est un élément statique ou interactif intégré dans le cours en ligne pour fournir aux apprenants du contenu éducatif, des informations, ou des supports qui facilitent l'acquisition de connaissances et de compétences. Les ressources peuvent inclure des documents texte, des présentations, des vidéos, des liens web, des livres électroniques, ou d'autres médias pertinents. Elles sont conçues pour être consultées et étudiées de manière autonome par les apprenants afin de compléter leur compréhension du sujet abordé dans le cours.

4.1.2 Activité d'apprentissage

Une activité d'apprentissage est un élément interactif et participatif conçu pour engager activement les apprenants dans le processus d'acquisition de connaissances. Contrairement aux ressources, les activités nécessitent une participation active des apprenants en leur demandant d'accomplir des tâches spécifiques, de résoudre des problèmes, de collaborer avec d'autres apprenants, ou de démontrer leur compréhension à travers des exercices pratiques ou des évaluations formatives. Une activité d'apprentissage est une composante interactive du cours qui engage les apprenants dans des tâches spécifiques telles que des quiz, des forums de discussion, des travaux pratiques, des exercices ou des projets collaboratifs. Ces activités visent à renfor-

cer l'apprentissage actif, à encourager la réflexion critique, et à évaluer la compréhension des concepts enseignés.

4.2 Critères proposés pour évaluer la qualité des cours en ligne

L'évaluation de la qualité des cours en ligne est un aspect crucial pour assurer l'efficacité de l'apprentissage à distance [190]. Dans ce travail, notre objectif est de proposer un ensemble de critères et d'indicateurs pour évaluer la qualité des cours en ligne. Pour ce faire, une enquête auprès de 127 enseignants issus de différentes spécialités de l'université de 8 Mai 1945 Guelma a été menée. La principale question dans l'enquête était « Comment évaluez-vous la qualité d'un cours en ligne ? »

Dans cette enquête, nous avons abordé l'évaluation des cours en ligne à travers trois dimensions essentielles : l'engagement cognitif, l'engagement affectif, et l'engagement académique. Les enseignants ont été appelés à répondre aux questions de l'enquête et aussi à proposer les critères qui leur semblent appropriés pour évaluer la qualité d'un cours en ligne.

Pour recueillir l'opinion des enseignants de l'université sur les facteurs de qualité des cours en ligne, nous avons créé un nouveau questionnaire en ligne à l'aide de Google Forms. Le nouveau questionnaire appelé FactQualCL (Facteurs de Qualité des Cours en Ligne) est basé sur le questionnaire ESQAM (E-learning Service Quality Assessment Model) [79], qui a permis de mesurer la qualité des services d'apprentissage en ligne. Nous avons travaillé sur la base de ce questionnaire, car il permet d'identifier de manière simple et efficace les facteurs influant sur la qualité de l'apprentissage en ligne. Nous l'avons toutefois modifié afin qu'il tienne compte d'autres facteurs nécessaires à notre approche. Nous en avons également supprimé certains facteurs dont nous n'avons pas besoin.

Lors de la préparation de ce sondage, nous avons suivi les directives de l'échelle de Likert pour la plupart de nos questions, en utilisant des réponses précises et détaillées pour obtenir des réponses plus fiables. Cette section présente les résultats concernant certaines questions intéressantes soulevées dans ce sondage (exemple, voir figure 3.4).

Après l'analyse des résultats obtenus, nous pourrions constater, par exemple, que la majorité des enseignants considèrent que la stimulation de la réflexion critique (engagement cognitif) est un critère essentiel pour évaluer la qualité d'un cours en ligne. De même, la clarté des objectifs d'apprentissage (engagement académique) et la qualité des interactions avec l'enseignant (engagement affectif) pourraient ressortir comme des critères importants.

Cette approche permettrait d'identifier les aspects les plus valorisés par les enseignants dans un

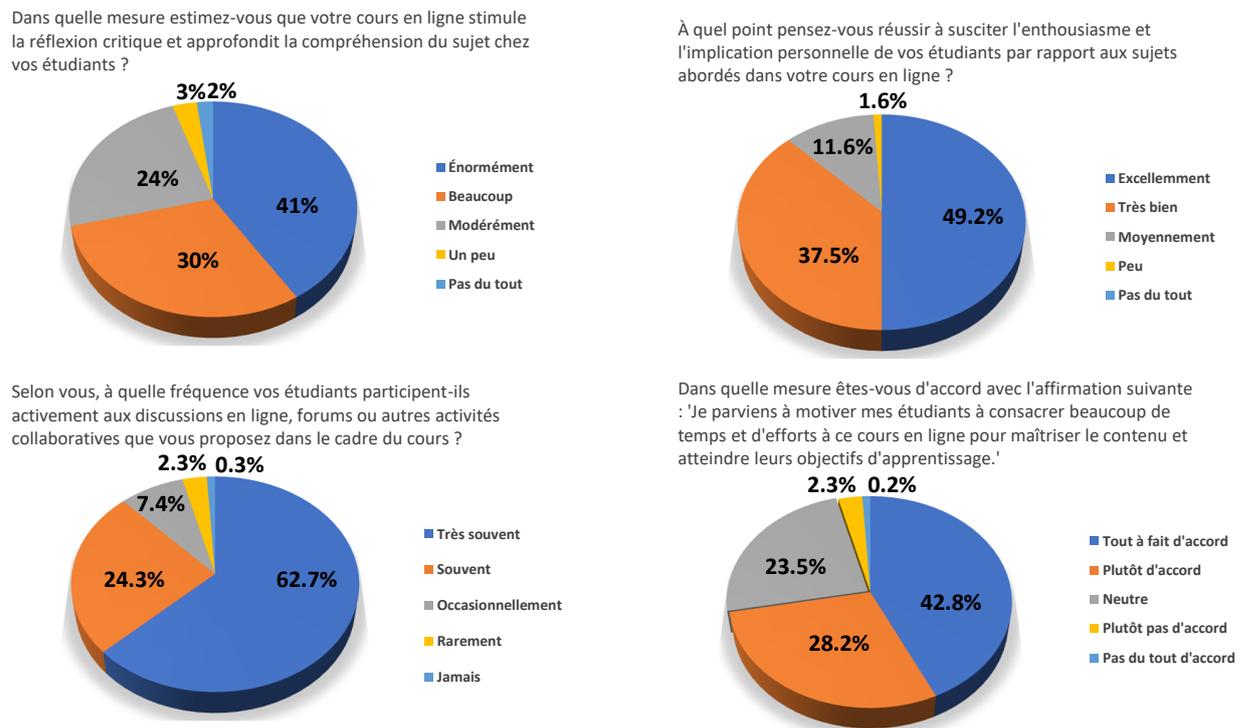


FIGURE 3.4 – Représentation graphique des résultats obtenus.

cours en ligne, couvrant les trois dimensions de l'engagement. Ces résultats pourraient ensuite être utilisés pour améliorer la conception et la livraison des cours en ligne, en mettant l'accent sur les critères jugés les plus importants par les enseignants.

Dans la section suivante, nous avons proposé un ensemble de critères pour évaluer la qualité des cours en ligne (Engagement cognitif, affectif et académique des apprenants).

4.2.1 Engagement cognitif des apprenants

L'engagement cognitif des apprenants fait référence à l'implication active et significative des apprenants dans le processus d'apprentissage, en particulier leur effort mental, leur concentration et leur traitement approfondi de l'information [191].

Dans notre approche, l'engagement des apprenants envers l'objet d'apprentissage est calculé à l'aide de la série d'indicateurs suivante :

- Le temps passé par l'apprenant sur les ressources d'apprentissage, TS (pour Time Spent).
- Le taux de ressources pédagogiques visitées par l'apprenant, RV (pour Ressources Visited).
- La fréquence des interactions effectuées par l'apprenant sur les activités d'apprentissage, IF (pour Interaction Frequency).
- Le taux d'activités d'apprentissage visitées par l'apprenant, AV (pour Activity Visited).

Le degré d'engagement cognitif d'un apprenant k à l'égard de l'objet d'apprentissage i du cours c ($COELO_{k,i,c}$) est calculé selon la formule 3.3.

$$COELO_{k,i,c} = \frac{TS_{k,i,c} + RV_{k,i,c} + IF_{k,i,c} + AV_{k,i,c}}{4} \quad (3.3)$$

Où :

- $TS_{k,i,c}$: est le temps d'apprentissage passé par l'apprenant k sur les ressources pédagogiques de l'objet d'apprentissage i du cours c . $TS_{k,i,c}$ est calculé selon la formule 3.4.

$$TS_{k,i,c} = \sum_{r=1}^R TSLR_{k,r,i,c} \quad (3.4)$$

Où :

- R : est le nombre de ressources pédagogiques composant l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $TSLR_{k,r,i,c}$: est le temps d'apprentissage passé par l'apprenant k dans la ressource pédagogique r de l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $RV_{k,i,c}$: est le taux des ressources pédagogique visitées par l'apprenant k sur l'objet d'apprentissage i du cours c . $RV_{k,i,c}$ est calculé à l'aide de la formule 3.5

$$RV_{k,i,c} = \frac{\sum_{r=1}^R LR_{k,r,i,c}}{R} \quad (3.5)$$

Où :

- $LR_{k,r,i,c}$: est la ressource pédagogique r visitée par l'apprenant k sur l'objet d'apprentissage i du cours c . Nous avons $LR_{k,r,i,c} = 1$: Si l'apprenant k a visité la ressource pédagogique r de l'objet d'apprentissage i du cours c . $LR_{k,r,i,c} = 0$: sinon
- $IF_{k,i,c}$: est le nombre d'interactions de l'apprenant k pendant les activités d'apprentissage de l'objet d'apprentissage i dans le cours c . $IF_{k,i,c}$: est calculé par la formule 3.6

$$IF_{k,i,c} = \sum_{a=1}^A ILA_{k,a,i,c} \quad (3.6)$$

Où :

- A : est le nombre d'activités d'apprentissage pour l'objet d'apprentissage i dans le cours c .
- $ILA_{k,a,i,c} := ILA_{k,a,i,c} + 1$: Si l'apprenant k effectue une interaction sur l'activité d'apprentissage a de l'objet d'apprentissage i composant le cours c .

- $ILA_{k,a,i,c}$: est l'interaction réalisée par l'apprenant k pendant l'activité d'apprentissage a de l'objet d'apprentissage i du cours c . $ILA_{k,a,i,c} = 1$: Si l'apprenant k à affectuer une interaction. $ILA_{k,a,i,c} = 0$:sinon.
- $AV_{k,i,c}$: est le taux des activités d'apprentissage visitées par l'apprenant k sur l'objet d'apprentissage i du cours c . $AV_{k,i,c}$ est calculé selon la formule 3.7

$$AV_{k,i,c} = \frac{\sum_{a=1}^A LA_{k,r,i,c}}{A} \quad (3.7)$$

- $LA_{k,a,i,c}$: est l'activité d'apprentissage à affectuer par l'apprenant k sur l'objet d'apprentissage i du cours c . $LA_{k,a,i,c} = 1$ Si l'apprenant k a visité l'activité d'apprentissage a de l'objet d'apprentissage i du cours c . $LA_{k,a,i,c} = 0$ sinon.

Afin de normaliser les valeurs des deux indicateurs ($TS_{k,i,c}$, $IF_{k,i,c}$) dans l'intervalle $[0, 1]$, nous utilisons la formule 3.8 démontrée par Indira [192].

$$V_{j,k,i(normalizedValue)} = \frac{V_{j,k,i} - Min(V_{j,i})}{Max(V_{j,i}) - Min(V_{j,i})} \quad (3.8)$$

Où :

- $V_{j,k,i(normalizedValue)}$: est la valeur normalisée de l'indicateur j pour l'apprenant k sur l'objet d'apprentissage i .
- $V_{j,k,i}$: est la valeur de l'indicateur j pour l'apprenant k sur l'objet d'apprentissage i .
- $Min(V_{j,i})$: est la valeur minimale de l'ensemble des valeurs de l'indicateur j sur l'objet d'apprentissage i .
- $Max(V_{j,i})$: est la valeur maximale de l'ensemble des valeurs de l'indicateur j sur l'objet d'apprentissage i .

Exemple 1. Voici un exemple de la méthode proposée pour évaluer l'engagement cognitif. Afin de calculer le degré d'engagement cognitif de l'apprenant vis-à-vis de l'objet d'apprentissage, il est tout d'abord nécessaire d'extraire les valeurs normalisées des différents indicateurs utilisés par chaque apprenant au cours du processus d'apprentissage (Voir table 3.1).

Sur la base de ces valeurs, nous avons calculé le degré d'engagement cognitif de chaque apprenant en appliquant la formule (3.3). Les résultats obtenus sont présentés dans la figure 3.5 En fonction du degré d'engagement cognitif de chaque apprenant dans une activité d'apprentissage i , la valeur de l'engagement cognitif général pour l'objet d'apprentissage i est calculé

Valeurs normalisées des indicateurs	TS	RV	IF	AV
Learner 1	0.90	0.50	0.15	0.77
Learner 2	0.20	0.30	0.19	0.36
Learner 3	0.60	0.40	0.80	0.24
Learner 4	0.30	0.12	0.66	0.96
Learner 5	0.80	0.55	0.78	0.68

TABLE 3.1 – Exemple de valeurs simulées pour différents indicateurs

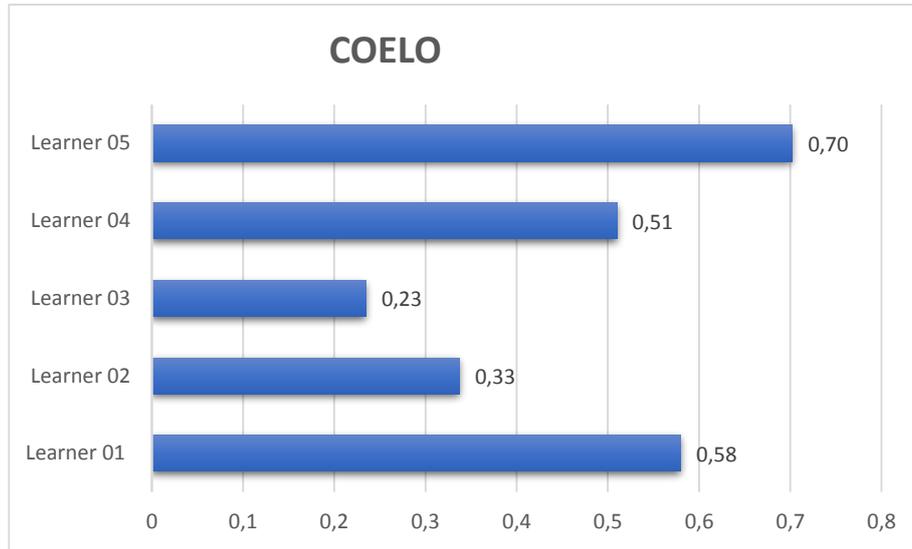


FIGURE 3.5 – Résultats du degré d’engagement cognitif d’un apprenant envers un objet d’apprentissage

selon la formule suivante 3.9.

$$COELO_{i,c} = \frac{\sum_{k=1}^N COELO_{k,i,c}}{N} \quad (3.9)$$

où :

- $COELO_{k,i,c}$: est le degré d’engagement cognitif de l’apprenant k envers l’objet d’apprentissage i du cours c .
- N : est le nombre d’apprenants inscrits à l’objet d’apprentissage i .

4.2.2 Engagement affectif des apprenants

L’engagement affectif des apprenants fait référence aux aspects émotionnels et motivationnels de l’implication des apprenants dans le processus d’apprentissage [193]. Il implique l’investissement émotionnel, l’intérêt et l’enthousiasme des apprenants à l’égard des activités d’apprentissage, ainsi que leur sentiment d’appartenance, leur plaisir et leur satisfaction à l’égard de l’expérience d’apprentissage [194]. Afin de prendre en compte cet aspect des apprenants, nous

proposons de calculer le degré d'engagement affectif des apprenants envers les objets d'apprentissage. Ce dernier est calculé en fonction de la série d'indicateurs suivante :

- La fréquence des visites aux ressources pédagogiques composant l'objet d'apprentissage, FV (pour Frequency of Visits).
- La fréquence des appréciations faite par l'apprenant sur les ressources pédagogiques composants l'objet d'apprentissage, FA (pour Frequency of Appreciation).
- Le score d'évaluation de l'apprenant envers l'objet d'apprentissage, RS (pour Rating of Score).

Ainsi, le degré d'engagement affectif de l'apprenant vis-à-vis d'un objet d'apprentissage i du cours c est calculé selon la formule suivante :

$$AFELO_{k,i,c} = \frac{FV_{k,i,c} + FA_{k,i,c} + RS_{k,i,c}}{3} \quad (3.10)$$

Où :

- $FV_{k,i,c}$ est la fréquence de visite de l'apprenant k aux ressources pédagogiques de l'objet d'apprentissage i du cours c . $FV_{k,i,c}$ est calculé à l'aide de la formule 3.11

$$FV_{k,i,c} = \frac{NVL_{k,i,c}}{TNVL_{i,c}} \quad (3.11)$$

Où :

- $NVL_{k,i,c}$: est le nombre de visites effectuées par l'apprenant k dans les ressources pédagogiques de l'objet d'apprentissage i composant le cours c .
- $TNVL_{i,c}$ est le nombre total de visites effectuées par les apprenants sur les ressources pédagogiques de l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $FA_{k,i,c}$ est la fréquence des appréciations faites par l'apprenant k sur les ressources pédagogiques de l'objet d'apprentissage i du cours c . $FA_{k,i,c}$ est calculée selon la formule (3.12)

$$FA_{k,i,c} = \frac{PNA_{k,i,c} - NNA_{k,i,c}}{TNLR_{i,c}} \quad (3.12)$$

Où :

- $PNA_{k,i,c}$: est le nombre d'appréciations positives de l'apprenant k sur les ressources pédagogiques de l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $NNA_{k,i,c}$: est le nombre d'appréciations négatives de l'apprenant k sur les ressources pédagogiques de l'objet d'apprentissage i du cours c .

- $TNLR_{i,c}$: est le nombre total de ressources pédagogiques de l'objet d'apprentissage i composant le cours c .

Afin d'avoir la valeur normalisé de l'indicateur $FA_{k,i,c}$ dans l'intervalle $[0, 1]$, nous utilisons la formule 3.8 démontrée par Indira [192].

- $RS_{k,i,c}$ est le score attribué par l'apprenant k envers l'objet d'apprentissage i dans le cours c . $RS_{k,i,c}$ est calculé à l'aide de la formule 3.13.

$$RS_{k,i,c} = \frac{NSR_{k,i,c}}{TNSR_{i,c}} \quad (3.13)$$

Où :

- $NSR_{k,i,c}$: est le nombre d'étoiles attribuées par l'apprenant k envers l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $TNSR_{i,c}$: est le nombre total d'étoiles pour évaluer l'objet d'apprentissage (5 étoiles) i du cours c .

Dans ce travail, l'engagement affectif des apprenants envers un objet d'apprentissage est un pourcentage qui reflète le degré d'intérêt des apprenants pour cet objet. Le degré d'engagement affectif des apprenants envers l'objet d'apprentissage est la moyenne des valeurs fixées pour les degrés d'engagement affectif de chaque apprenant envers l'objet d'apprentissage i , comme le montre la formule (3.14).

$$AFELO_{i,c} = \frac{\sum_{k=1}^N AFELO_{k,i,c}}{N} \quad (3.14)$$

Où :

- $AFELO_{i,c}$: est le degré d'engagement affectif des apprenants envers l'objet d'apprentissage i du cours c .
- N : est le nombre d'apprenants qui suivent l'objet d'apprentissage i .

4.2.3 Engagement académique des apprenants

L'engagement académique peut être défini comme l'investissement actif et la participation des étudiants dans leurs activités d'enseignement, leur travail académique et les tâches liées à leurs études [195]. Une auto-évaluation est réalisée par l'apprenant à la fin de chaque objet d'apprentissage. L'apprenant doit réussir son auto-évaluation d'un objet d'apprentissage et doit obtenir un score supérieur ou égal à 0,5 ou 50 % de réponses correctes pour accéder à l'objet d'apprentissage suivant. Sur la base des données stockées dans le modèle de l'apprenant,

l'engagement académique de l'apprenant concernant un objet d'apprentissage est calculé à l'aide des deux indicateurs suivants :

- Niveau de connaissance de l'apprenant
- Coefficient d'échec des tentatives.

Nous obtenons ainsi la valeur de l'engagement académique de l'apprenant envers l'objet d'apprentissage i à l'aide de la formule (3.15).

$$ACELO_{k,i,c} = KL_{k,i,c} * CFA_{k,i,c} \quad (3.15)$$

Où :

- $KL_{k,i,c}$ (Pour Knowledge Level) : est le niveau de connaissance de l'apprenant k sur l'objet d'apprentissage i du cours c .

Dans la structure proposée du modèle de l'apprenant, la connaissance du niveau utilise les valeurs de 0 à 1, où 1 représente le niveau le plus élevé et 0 le niveau le plus faible. Par conséquent, pour calculer ce profil, nous utilisons la formule 3.16.

$$KL_{k,i,c} = \frac{CorrectAnswer_{k,i,c}}{TotalNumberQuestions_{i,c}} \quad (3.16)$$

Où :

- $CorrectAnswer_{k,i,c}$ est le nombre de réponses correctes de l'apprenant k lors de l'auto-évaluation de l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $TotalNumberQuestions_{i,c}$ est le nombre total de questions dans l'auto-évaluation de l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $CFA_{k,i,c}$ (Pour Coefficient of Failed Attempts) : est la valeur utilisée pour symboliser que l'apprenant k a réussi une ou plusieurs tentatives d'auto-évaluation de l'objet d'apprentissage i du cours c .

Conformément à notre modèle d'apprenant, le système d'apprentissage en ligne offre à l'apprenant 5 tentatives pour compléter l'auto-évaluation. Le coefficient d'échec de l'apprenant peut être compris entre 0,6 et 1 comme suit :

- $CFA = 1$ symbolise que l'apprenant a réussi l'essai n°1.
- $CFA = 0.9$ symbolise que l'apprenant a réussi la tentative n°2.
- $CFA = 0.8$ symbolise que l'apprenant a réussi la tentative n°3.
- $CFA = 0.7$ symbolise que l'apprenant a réussi la tentative n°4.

- $CFA = 0.6$ symbolise que l'apprenant a réussi la tentative n°5.

L'engagement académique des apprenants envers l'objet d'apprentissage i est la valeur moyenne de l'engagement académique de chaque apprenant envers l'objet d'apprentissage i , comme indiqué dans la formule 3.17.

$$ACELO_{i,c} = \frac{\sum_{k=1}^N ACELO_{k,i,c}}{N} \quad (3.17)$$

Où :

- $ACELO_{i,c}$: est l'engagement académique moyen des apprenants envers l'objet d'apprentissage i du cours c .
- N : est le nombre d'apprenants qui suivent l'objet d'apprentissage i .

4.3 Processus d'évaluation de la qualité des objets d'apprentissage

La valeur de qualité des objets d'apprentissage $LOQV_{i,c}$ est calculée séparément pour chaque objet d'apprentissage. Pour calculer la qualité de chaque objet d'apprentissage, nous avons proposé l'algorithme (1).

Algorithme 1 Calcul de la qualité des objets d'apprentissage

Entrées: $LOQ_{vector(i)}$ (qui représente le vecteur de qualité de l'objet d'apprentissage)
, $MaximumDistance$
, $Distance$.

Sorties: $LOQV_{(i)}$ (qui représente la valeur de la qualité de l'objet d'apprentissage).

Début

$N_{vector(i)} \leftarrow (0, 0, 0)^T$ // indique les valeurs minimales de $LOQ_{vector(i)}$.

$U_{vector(i)} \leftarrow (1, 1, 1)^T$ // indique les valeurs maximales de $LOQ_{vector(i)}$.

$MaximumDistance \leftarrow EuclideanDistance(U_{vector(i)}; N_{vector(i)})$

$Distance \leftarrow EuclideanDistance(U_{vector(i)}; LOQ_{vector(i)})$

$LOQV_{(i)} \leftarrow 1 - \frac{Distance}{MaximumDistance}$

Fin

- $LOQ_{vector(i)}$: est le vecteur de qualité d'un objet d'apprentissage, tel que : $LOQ_{vector(i)} = (COELO, AFELO, ACELO)^T$
- $U_{vector(i)}$: est un vecteur unitaire, tel que : $U_{vector(i)} = (1, 1, 1)^T$
- $N_{vector(i)}$: est un vecteur unitaire, tel que : $N_{vector(i)} = (0, 0, 0)^T$
- $MaximumDistance$: c'est la plus grande valeur de distance qui peut être calculée (dans ce travail, toutes les valeurs des critères sont comprises entre 0 et 1).
- $Distance$: distance euclidienne entre $U_{vector(i)}$ et $LOQ_{vector(i)}$.

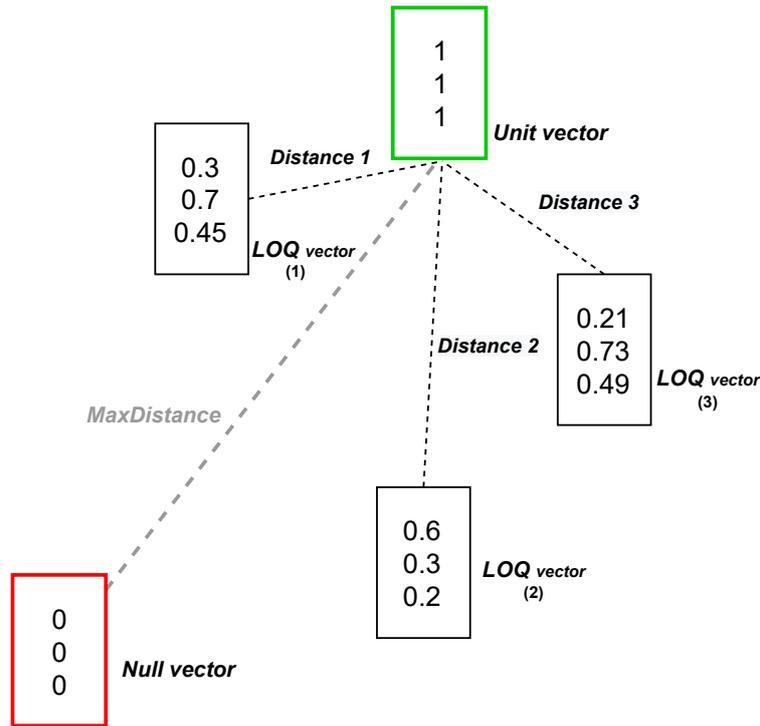


FIGURE 3.6 – Description schématique du calcul de la distance euclidienne [189].

Exemple 2. Dans cet exemple, nous allons utiliser le vecteur de qualité d’un objet d’apprentissage $LOQ_{vectori}$ pour obtenir la valeur de qualité de l’objet d’apprentissage $LOQV_i$ grâce aux données du tableau 3.2.

	$LOQ_{vector1}$	$LOQ_{vector2}$	$LOQ_{vector3}$
COELO	0.3	0.6	0.21
AFELO	0.7	0.3	0.73
ACELO	0.45	0.2	0.49

TABLE 3.2 – Exemple de valeurs proposées pour le vecteur $LOQ_{vector(i)}$.

Tout d’abord, nous calculons la distance euclidienne entre le vecteur unitaire U_{vector} et le vecteur de qualité d’un objet d’apprentissage $LOQ_{vector(i)}$ (Voir la figure 3.6). Pour obtenir la valeur de la qualité de l’objet d’apprentissage $LOQV_{(i)}$, nous divisons chaque distance obtenue par la distance maximale (voir tableau 3.3).

	LO_1	LO_2	LO_3
$1 - (Dist/MaxDist)$	$1-(0.939/1.732)$	$1-(1.136/1.732)$	$1-(0.978/1.732)$
$LOQV$	0.457	0.344	0.435

TABLE 3.3 – Résultat du calcul de la $LOQV_{(i)}$ pour chaque $LO_{(i)}$

4.4 Processus d'évaluation de la qualité des cours

Dans cette approche, l'évaluation de la qualité du cours dépend de la mesure de la qualité de chaque objet d'apprentissage. Pour évaluer la valeur de la qualité du cours, on utilise deux variables principales : *CourseQualityStatus(CQS)* et *CourseQualityValue(CQV)*. Ces dernières sont des valeurs générales calculées pour chaque cours c , comme suit :

- Le CQS : Il s'agit de l'un des cas utilisés pour classer la qualité des cours en ligne selon cinq catégories (*Trèsmauvais, Mauvais, Moyen, Bon, Excellent*).
- D'autre part, le CQV est le pourcentage qui reflète la qualité du cours en ligne par rapport aux apprenants pendant le processus d'apprentissage.

Les cinq cas de qualité du cours sont utilisés et stockés dans le CQS , comparant le CQV à un ensemble prédéfini de seuils fixes. Le statut de qualité du cours (CQS) est défini comme l'un des cinq cas, chacun étant classé dans une classe spécifique :

- $CQS = \text{"Très mauvais"}$; si CQV dans $[0 \%, 20 \% [$; Le contenu du cours n'est pas adapté aux apprenants et doit être modifié.
- $CQS = \text{"Mauvais"}$; si CQV dans $[20 \%, 40 \% [$; Le contenu pédagogique du cours n'est pas compatible avec les apprenants et doit être modifié.
- $CQS = \text{"Moyen"}$; si CQV dans $[40 \%, 60 \% [$; Le contenu pédagogique du cours doit être modifié..
- $CQS = \text{"Bon"}$; si CQV dans $[60 \%, 80 \% [$; Le contenu pédagogique du cours ne pose pas de problème et il est probable qu'il n'ait pas besoin d'être modifié.
- $CQS = \text{"Excellent"}$; si CQV dans $[80 \%, 100 \%]$; Le contenu pédagogique du cours est tout à fait approprié et ne nécessite aucune modification.

La valeur de la qualité pour un cours en ligne (CQV) est la moyenne des valeurs de la qualité des objets d'apprentissages ($LOQV$) (formule 3.18).

$$CQV_c = \frac{\sum_{i=1}^N LOQV_{i,c}}{N} \quad (3.18)$$

- CQV_c : est la valeur de la qualité du cours c .
- $LOQV_{i,c}$: est la valeur de qualité de l'objet d'apprentissage i du cours c .
- N : est le nombre d'objets d'apprentissage du cours c .

4.5 Modèle de l'apprenant proposé

Nous avons proposé un modèle de l'apprenant k qui est identifié comme suit : $M_k = (S_k, D_k)$

Où :

- S_k est la partie statique S du modèle d'un apprenant k , qui contient les informations personnelles de l'apprenant.
- D_k est la partie dynamique D du modèle d'un apprenant k , qui contient toutes les données concernant son comportement dans les cours (figure 3.7).

En d'autres termes, $D_k = \cup(COELO_{k,i,c}, AFELO_{k,i,c}, ACELO_{k,i,c})$

- $COELO_{k,i,c}$: est le degré d'engagement cognitif de l'apprenant k sur l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $AFELO_{k,i,c}$: est le degré d'engagement affectif de l'apprenant k dans l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $ACELO_{k,i,c}$: est le degré d'engagement académique de l'apprenant k sur l'objet d'apprentissage i du cours c .

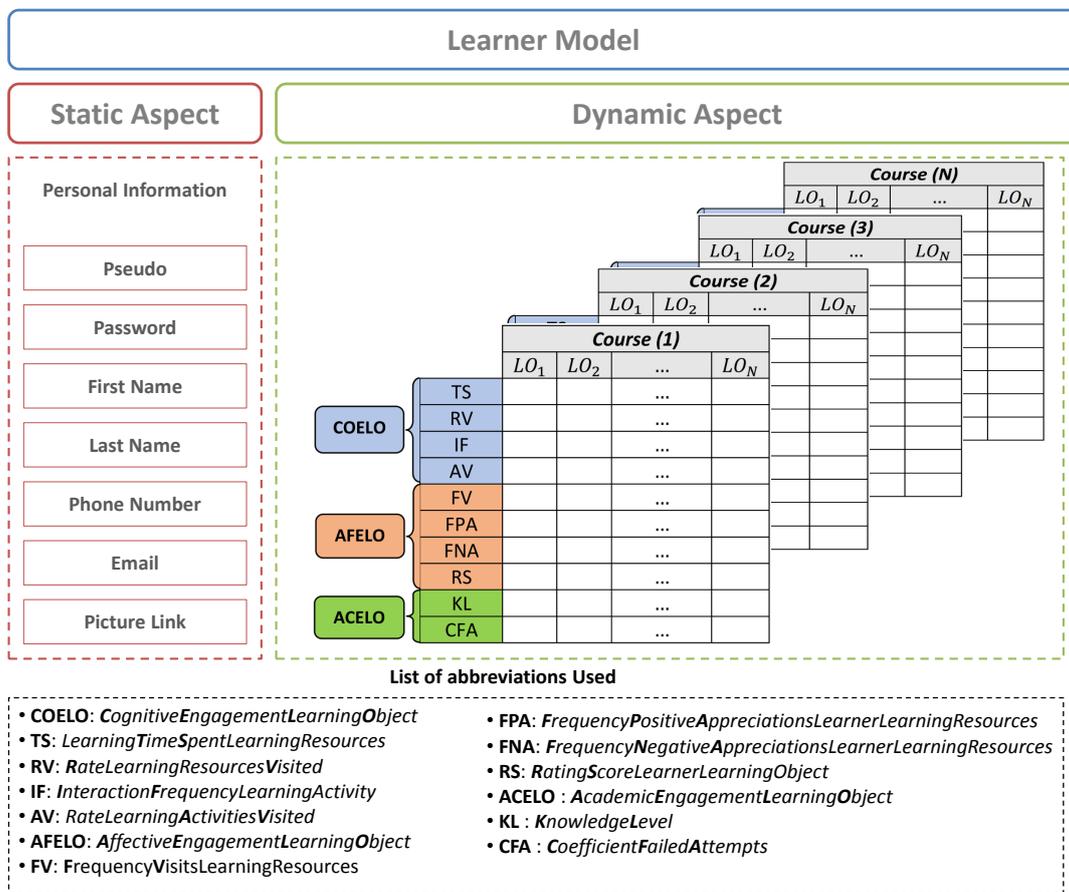


FIGURE 3.7 – Le modèle d'apprenant proposé [189].

4.6 Le modèle de cours proposé

Nous avons proposé un nouveau modèle de cours M_c , qui est identifié comme suit : $M_c = (S_c, D_c)$, où :

- S_c est la partie statique S du modèle de cours M_c , elle contient des informations statiques sur le cours.
- D_c est la partie dynamique du modèle de cours M_c , il contient toutes les données relatives au comportement de l'apprenant enregistrées dans le cours c (figure 3.8).

En outre, $D_c = (CQS_c, CQV_c, CCD_c, NLEC_c, CQM_c)$ Avec

- CQS_c État de la qualité du cours c .
- CQV_c Valeur de la qualité du cours.
- CCD_c Date de création du cours.
- $NLEC_c$ Nombre d'apprenants inscrits au cours.
- CQM_c Matrice de qualité des cours.

La matrice de qualité d'un cours (CQM_c) contient tous les critères de qualité estimés pour chaque objet d'apprentissage $LO_{i,c}$, où :

- $LO_{i,c} = (COELO_{i,c}, AFELO_{i,c}, ACELO_{i,c})$.
- $COELO_{i,c}$: c'est le degré d'engagement cognitif de tous les apprenants sur l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $AFELO_{i,c}$: est le degré d'engagement affectif de tous les apprenants dans l'objet d'apprentissage i du cours c .
- $ACELO_{i,c}$: c'est le degré d'engagement académique de tous les apprenants sur l'objet d'apprentissage i du cours c .

4.7 Architecture du système développé : QASOC

Afin de valider l'approche proposée, celle-ci a été adoptée par un système composé d'une plate-forme d'apprentissage en ligne et de trois sous-systèmes (gestionnaire de prétraitement du LOG, gestionnaire d'évaluation de la qualité, gestionnaire de visualisation et d'intervention). La figure 3.9 illustre l'architecture générale du système qui adopte l'approche proposée.

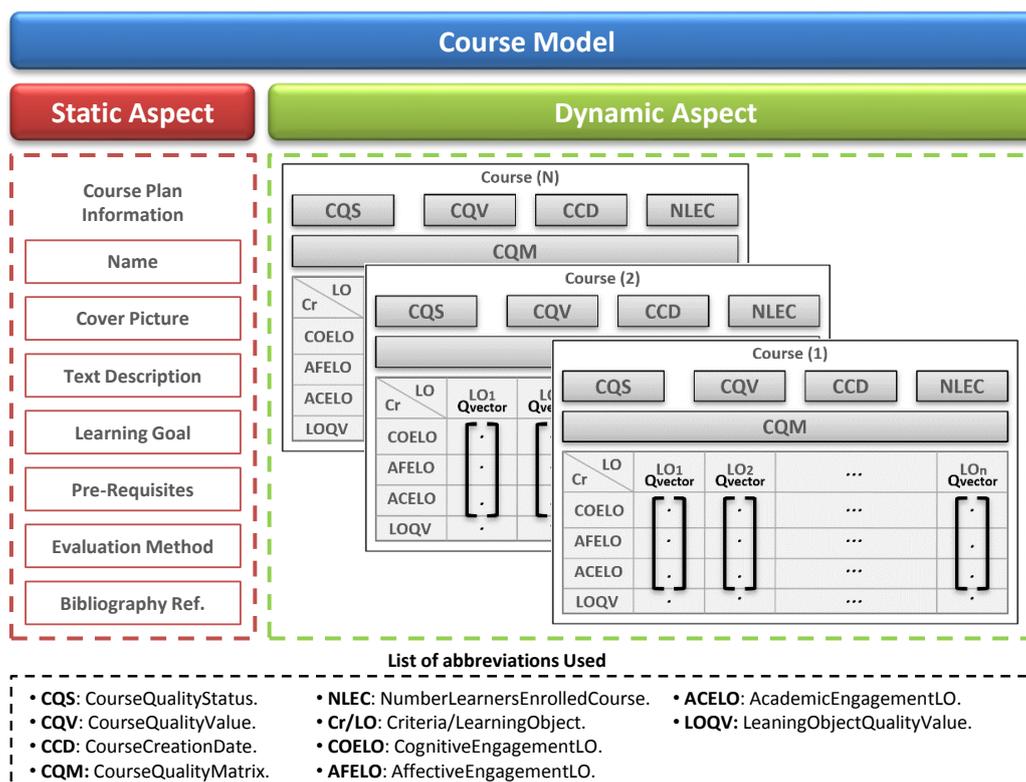


FIGURE 3.8 – Le modèle de cours proposé [189].

4.7.1 Gestionnaire de Prétraitement des Logs

Le gestionnaire de prétraitement des logs charge les journaux de connexion générés par le système d'apprentissage en ligne à travers les interactions des apprenants avec le cours. Ensuite, ce gestionnaire génère des modèles pour chaque apprenant à partir de ces logs et met à jour leurs modèles. Cette étape est cruciale pour transformer les données brutes d'interaction en modèles structurés qui représentent le comportement de chaque apprenant et leurs schémas d'engagement au sein de l'environnement éducatif. En organisant systématiquement et en analysant ces logs, le gestionnaire facilite la création de modèles individualisés. Ces modèles servent de représentations dynamiques qui évoluent avec le temps, reflétant le progrès, les préférences et la trajectoire d'apprentissage de chaque apprenant. De plus, le gestionnaire met continuellement à jour ces modèles en fonction des nouvelles données d'interaction, assurant qu'ils restent des reflets actuels et précis du parcours éducatif de chaque apprenant. Ce processus de prétraitement est fondamental car il jette les bases des processus analytiques ultérieurs visant à améliorer les expériences d'apprentissage personnalisées et à optimiser les résultats éducatifs au sein du cadre d'apprentissage en ligne.

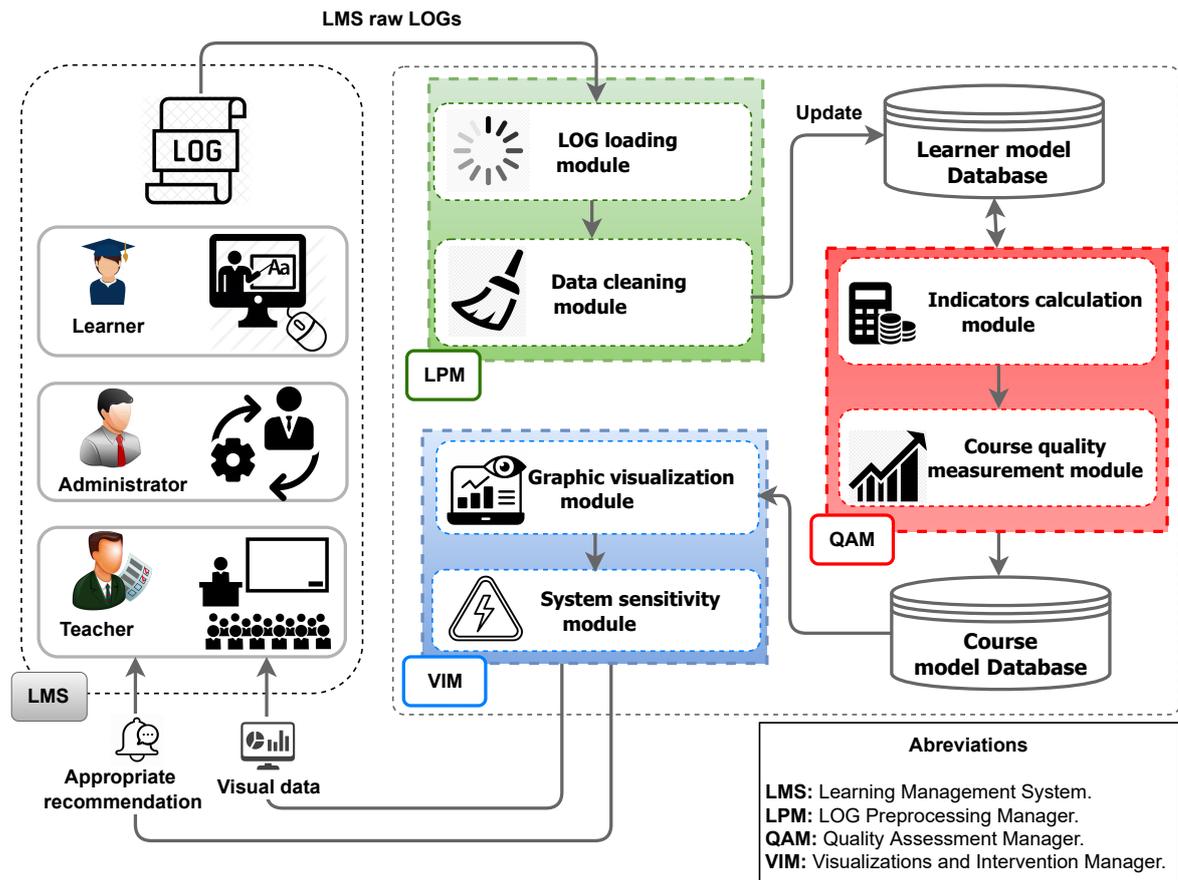


FIGURE 3.9 – Description générale du système développé : QASOC [189].

4.7.2 Gestionnaire d'Évaluation de la Qualité

Le gestionnaire d'évaluation de la qualité utilise les modèles des apprenants construits par le premier gestionnaire pour élaborer et mettre à jour un second modèle du cours à partir du calcul et de la conservation d'une liste d'indicateurs liés à la qualité du cours en ligne (voir Section 3.2 pour les critères proposés). Cette composante joue un rôle essentiel en agrégeant et en analysant les données issues des modèles individuels des apprenants afin de générer une représentation consolidée de la qualité du cours. En intégrant les modèles des apprenants avec les critères d'évaluation spécifiés, le gestionnaire évalue et ajuste continuellement le modèle du cours, permettant ainsi de suivre et d'améliorer la qualité de l'expérience d'apprentissage en ligne. Ce processus méthodique et itératif est fondamental pour garantir que le cours reste adapté aux besoins et aux attentes des apprenants, tout en maintenant des normes élevées de qualité pédagogique et technique.

4.7.3 Gestionnaire de Visualisation et d'Intervention

Le gestionnaire de visualisation et d'intervention permet de fournir des représentations graphiques basées sur les résultats de l'évaluation préalable de la qualité du cours. En cas de qualité insatisfaisante du cours, il transmet des recommandations appropriées à l'enseignant responsable de sa création afin d'améliorer sa qualité. Cette fonctionnalité est cruciale pour offrir une rétroaction visuelle claire et informative aux intervenants pédagogiques, facilitant ainsi une prise de décision éclairée pour l'amélioration continue des cours en ligne. En s'appuyant sur les données recueillies et les normes établies, le gestionnaire vise à promouvoir une qualité éducative optimale tout en soutenant le développement et l'adaptation des pratiques d'enseignement en ligne.

4.7.4 Recommandations pour l'enseignant

À la fin du processus d'apprentissage des apprenants, la valeur de la qualité du cours doit être calculée, puis le système propose une recommandation appropriée à l'enseignant sur la base de la valeur normalisée en appliquant l'algorithme suivant (Algorithme 2). La recommandation peut être par exemple "votre cours a besoin de plus d'explications".

Algorithme 2 Algorithme de recommandation appropriée

Entrées: $LOQV_{i,c}$ = Valeur de qualité d'un objet d'apprentissage d'un cours

Sorties: AR = Recommandation appropriée

Début

si $LOQV_{i,c} < 0.2$ alors $AR \leftarrow LearningOutcomes : Not Satisfied At All$ Pas du tout satisfait "Votre objet d'apprentissage n'est pas adapté aux apprenants et doit être modifié".

sinon si $LOQV_{i,c} < 0.4$ alors $AR \leftarrow LearningOutcomes : Not Satisfied$ "Votre objet d'apprentissage a besoin de plus de modifications"

sinon si $LOQV_{i,c} < 0.6$ alors $AR \leftarrow LearningOutcomes : Average Satisfied$ "Votre objet d'apprentissage nécessite quelques modifications"

sinon si $LOQV_{i,c} < 0.8$ alors $AR \leftarrow LearningOutcomes : Satisfied$ " il est probable que votre objet d'apprentissage n'ait pas besoin d'être modifié"

sinon si $LOQV_{i,c} \leq 1$ alors $AR \leftarrow LearningOutcomes : Very Satisfied$ "Votre objet d'apprentissage est tout à fait approprié pour les apprenants et il n'a pas d'effet négatif sur les apprenants.ne nécessite aucune modification"

Fin

5 Stratégies d'Amélioration de la Qualité des Cours en Ligne

Dans cette section, nous présentons notre nouvelle stratégie pour améliorer la qualité du cours en ligne. La stratégie proposée repose sur une analyse de compatibilité entre le profil de l'apprenant et le contenu d'apprentissage à l'aide du modèle de styles d'apprentissage Felder et Silverman (FSLSM). La compatibilité est déterminée en utilisant la logique floue comme une technique d'intelligence artificielle afin d'obtenir les scores de préférence dans le contexte du modèle FSLSM de styles d'apprentissage, en fonction de la mesure dans laquelle chaque style d'apprentissage est pris en charge dans la conception du contenu d'apprentissage, d'une part, et des styles d'apprentissage préférés ou non préférés par l'apprenant, d'autre part. De plus, le score de chaque style d'apprentissage préféré ou non préféré par l'apprenant est déterminé dans le contexte du modèle des styles d'apprentissage FSLSM en analysant son comportement pendant l'apprentissage. Les scores de préférence sont calculés pour identifier les styles d'apprentissage qui ne sont pas supportés par le contenu d'apprentissage et qui sont préférés par l'apprenant. Avant de présenter le principe de base de la stratégie proposée pour l'amélioration de la qualité des cours en ligne, nous présentons la relation entre le modèle FSLSM et le contenu pédagogique dans la section suivante.

5.1 Intégration du Modèle FSLSM dans le Contenu Pédagogique

Dans cette approche, nous avons proposé une relation entre les éléments de conception spécifiques de l'objet d'apprentissage et les dimensions décrites dans le modèle FSLSM. Ce lien stratégique est basé sur des recherches antérieures [196], qui nous permettent d'aligner stratégiquement les caractéristiques associées à chaque dimension du style d'apprentissage avec les attributs et caractéristiques correspondants présents dans la conception de l'objet d'apprentissage (voir tableau 3.4).

Éléments conceptuels de l'objet d'apprentissage	Traitement		Perception		Réception		Compréhension	
	Actif	Réfléchi	Sensoriel	Intuitive	Visuel	Verbal	Séquentiel	Global
Résumé							-	+
Outline							+	-
Définition	-	+	-	+				
Exemple	-	+	+	-				
Illustration	+	-	+	-	+	-		
Exercice	+	-	+	-				
Forum de discussion	+	-			+	-		
Auto-évaluation	+	-	+	-				
Ressources supplémentaires	-	+	-	+	-	+		

+ Supporter le degré de préférence pour le style d'apprentissage.

- Ne supporte pas le degré de préférence en termes de style d'apprentissage.

Champ vide Aucun lien avec le style d'apprentissage.

TABLE 3.4 – Les relations proposées entre les éléments conceptuels de l'objet d'apprentissage et les dimensions de la FSLSM

5.1.1 Analyse du Contenu Pédagogique

À travers la relation proposée entre les dimensions décrites dans le modèle FSLSM et les éléments de conception spécifiques de l'objet d'apprentissage (tableau 3.4), nous avons proposé un ensemble d'indicateurs à utiliser pour calculer les degrés de préférence pour chaque dimension du modèle FSLSM (voir tableau 3.5).

Éléments conceptuels de l'objet d'apprentissage	Caractéristiques	Mesure	Description
Résumé	<i>Résumé_Disponibilité</i>	Booléen	<i>Existe-t-il un résumé pour l'objet d'apprentissage ?</i>
Outline	<i>Outline_Disponibilité</i>	Booléen	<i>Existe-t-il un outline pour l'objet d'apprentissage ?</i>
Définition	<i>Définition_Disponibilité</i>	Booléen	<i>Existe-t-il des définitions sur l'objet d'apprentissage ?</i>
	<i>Définition_Fréquence</i>	Compter	<i>Le nombre de définitions dans l'objet d'apprentissage ?</i>
Exemple	<i>Exemple_Disponibilité</i>	Booléen	<i>Existe-t-il des exemples sur l'objet d'apprentissage ?</i>
	<i>Exemple_Fréquence</i>	Compter	<i>Le nombre d'exemples dans l'objet d'apprentissage ?</i>
Illustration	<i>Illustration_Disponibilité</i>	Booléen	<i>Y a-t-il des illustrations sur l'objet d'apprentissage ?</i>
	<i>Illustration_Fréquence</i>	Compter	<i>Le nombre d'illustrations dans l'objet d'apprentissage ?</i>
Exercice	<i>Exercice_Disponibilité</i>	Booléen	<i>Y a-t-il des exercices sur l'objet d'apprentissage ?</i>
	<i>Exercice_Fréquence</i>	Compter	<i>Le nombre d'exercices dans l'objet d'apprentissage ?</i>
Forum de discussion	<i>Forum_Disponibilité</i>	Booléen	<i>Existe-t-il des forums sur l'objet d'apprentissage ?</i>
	<i>Forum_Fréquence</i>	Compter	<i>Le nombre de forums dans l'objet d'apprentissage ?</i>
Auto-évaluation	<i>Auto-Eva_Disponibilité</i>	Booléen	<i>Existe-t-il des auto-évaluations sur l'objet d'apprentissage ?</i>
	<i>Auto-Eva_Fréquence</i>	Compter	<i>Le nombre d'auto-évaluations dans l'objet d'apprentissage ?</i>
Ressources supplémentaires	<i>Res-Supp_Disponibilité</i>	Booléen	<i>Existe-t-il des ressources supplémentaires sur l'objet d'apprentissage ?</i>
	<i>Res-Supp_Fréquence</i>	Compter	<i>Le nombre de ressources supplémentaires dans l'objet d'apprentissage ?</i>

TABLE 3.5 – Données proposées pour calculer les degrés de préférence FSLSM au niveau de l'objet d'apprentissage.

Dans le but de numériser les caractéristiques de contenu d'apprentissage illustrées dans le tableau 3.5, nous avons proposé un lien entre les dimensions du modèle FSLSM dans la conception de contenu d'apprentissage au niveau de l'objet d'apprentissage et l'ensemble de mesures proposé. Ce lien représente les méthodes de calcul pour chaque mesure (voir le tableau 3.6).

TABLE 3.6 : Données proposées pour calculer les degrés de préférence FSLSM relatifs à l'objet d'apprentissage.

Dimension	Learning style	Characteristic used	Proposed metric	Proposed thresholds LSI (Supported by 0)	Proposed thresholds LS2 (Supported by 1)
Processing	LS1 :Active	Illustration Availability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
		Illustration Frequency	1-(Illustration Frequency / ThresholdFrequency)	1-(SeuilFrequency / ThresholdFrequency)	1
		ExerciseAvailability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
		Exercise Frequency	1-(Exercise Frequency / ThresholdFrequency)	1-(SeuilFrequency / ThresholdFrequency)	1
		ForumAvailability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
		ForumFrequency	1-(ForumFrequency / ThresholdFrequency)	1-(SeuilFrequency / ThresholdFrequency)	1
	LS2 :Reflective	Self-AssAvailability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
		Self-AssFrequency	1-(Self-AssFrequency / ThresholdFrequency)	1-(SeuilFrequency / ThresholdFrequency)	1
		DefinitionAvailability	1 (exists) or 0 (does not exist)	0	1
		DefinitionFrequency	DefinitionFrequency / ThresholdFrequency	ThresholdFrequency / ThresholdFrequency	1
		ExampleAvailability	1 (exists) or 0 (does not exist)	0	1
		ExampleFrequency	ExampleFrequency / ThresholdFrequency	ThresholdFrequency / ThresholdFrequency	1
Perception	LS1 :Sensing	Add-R-ResAvailability	1 (exists) or 0 (does not exist)	0	1
		Add-R-ResFrequency	Add-R-ResFrequency / ThresholdFrequency	ThresholdFrequency / ThresholdFrequency	1
		ExampleAvailability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
		ExampleFrequency	1-(ExampleFrequency / ThresholdFrequency)	1-(SeuilFrequency / ThresholdFrequency)	1
		IllustrationAvailability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
		IllustrationFrequency	1-(IllustrationFrequency / ThresholdFrequency)	1-(SeuilFrequency / ThresholdFrequency)	1
	LS2 :Intuitive	ExerciseAvailability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
		ExerciseFrequency	1-(ExerciseFrequency / ThresholdFrequency)	1-(SeuilFrequency / ThresholdFrequency)	1
		ExampleAvailability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
		ExampleFrequency	1-(ExampleFrequency / ThresholdFrequency)	1-(SeuilFrequency / ThresholdFrequency)	1
		DefinitionAvailability	1 (exists) or 0 (does not exist)	0	1
		DefinitionFrequency	DefinitionFrequency / ThresholdFrequency	ThresholdFrequency / ThresholdFrequency	1
Input	LS1 :Visual	Add-R-ResAvailability	1 (exists) or 0 (does not exist)	0	1
		Add-R-ResFrequency	Add-R-ResFrequency / ThresholdFrequency	ThresholdFrequency / ThresholdFrequency	1
		IllustrationAvailability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
		IllustrationFrequency	1-(IllustrationFrequency / ThresholdFrequency)	1-(SeuilFrequency / ThresholdFrequency)	1
		ForumAvailability	1 (exists) or 0 (does not exist)	0	1
		ForumFrequency	ForumFrequency / ThresholdFrequency	ThresholdFrequency / ThresholdFrequency	1
	LS2 :Verbal	Add-R-ResAvailability	1 (exists) or 0 (does not exist)	0	1
		Add-R-ResFrequency	Add-R-ResFrequency / ThresholdFrequency	ThresholdFrequency / ThresholdFrequency	1
		OutlineAvailability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
		OutlineFrequency	1-(OutlineFrequency / ThresholdFrequency)	1-(SeuilFrequency / ThresholdFrequency)	1
		ResumeAvailability	1 (exists) or 0 (does not exist)	0	1
		ResumeFrequency	ResumeFrequency / ThresholdFrequency	ThresholdFrequency / ThresholdFrequency	1
Understanding	LS1 :Sequential	OutlineAvailability	0 (exists) or 1 (does not exist)	0	1
	LS2 :Global	ResumeAvailability	1 (exists) or 0 (does not exist)	0	1

Remarque:

LS1 : le style d'apprentissage 1 est pris en charge par « 0 » (pour la première direction de la dimension i)
 LS2 : le style d'apprentissage 2 est pris en charge par « 1 » (pour la deuxième direction de la dimension i)

5.1.2 Identification des Styles d'Apprentissage des Apprenants

Au sein de cette section, nous essayons de répondre à la question suivante : dans quelle mesure chacune des dimensions du modèle des styles d'apprentissage de Felder et Silverman est-elle supportée par les apprenants ?

Dans ce contexte et à partir du tableau 3.4 (section 5.1), nous avons proposé un ensemble d'indicateurs à utiliser pour calculer les degrés de préférences de chaque dimension du modèle FLSM par rapport à chaque apprenant.

Éléments conceptuels de l'objet d'apprentissage	Comportements	Mesure	Description
Résumé	<i>Résumé_Visite</i>	Compter	<i>Nombre de fois que l'apprenant visite le résumé</i>
	<i>Résumé_Rester</i>	Temps	<i>Temps passé (en secondes) sur le résumé</i>
Outline	<i>Outline_Visite</i>	Compter	<i>Nombre de fois que l'apprenant visite outline</i>
	<i>Outline_Rester</i>	Temps	<i>Temps passé (en secondes) sur outline</i>
Définition	<i>Definition_Visite</i>	Compter	<i>Nombre de fois que l'apprenant visite les définitions</i>
	<i>Definition_Rester</i>	Temps	<i>Temps passé (en secondes) sur les définitions</i>
Exemple	<i>Exemple_Visite</i>	Compter	<i>Nombre de fois que l'apprenant visite les exemples.</i>
	<i>Exemple_Rester</i>	Temps	<i>Temps passé (en secondes) sur les exemples</i>
Illustration	<i>Illustration_Visite</i>	Compter	<i>Nombre de fois que l'apprenant visite les illustrations.</i>
	<i>Illustration_Rester</i>	Temps	<i>Temps passé (en secondes) sur les illustrations</i>
Exercice	<i>Exercise_Visite</i>	Compter	<i>Nombre de fois que l'apprenant visite les exercices.</i>
	<i>Exercise_Rester</i>	Temps	<i>Temps passé (en secondes) sur les exercices</i>
Forum de discussion	<i>Forum_Visite</i>	Compter	<i>Nombre de fois que l'apprenant visite les forums.</i>
	<i>Forum_Post</i>	Compter	<i>Nombre de messages publiés par l'apprenant dans le forum.</i>
	<i>Forum_Stay</i>	Temps	<i>Temps passé (en secondes) sur les forums.</i>
Auto-évaluation	<i>Self-Ass_Visite</i>	Compter	<i>Nombre de fois que l'apprenant visite une auto-évaluation.</i>
	<i>Self-Ass_Rester</i>	Temps	<i>Temps passé (en secondes) sur l'auto-évaluation.</i>
	<i>Self-Ass_test</i>	Booléen	<i>Si l'apprenant teste l'auto-évaluation.</i>
Ressources supplémentaires	<i>Res-Supp_Visit</i>	Compter	<i>Nombre de fois que l'apprenant visite les ressources supplémentaires.</i>
	<i>Res-Supp_Rester</i>	Temps	<i>Temps passé (en secondes) sur l'auto-évaluation.</i>

TABLE 3.7 – Données proposées pour calculer les degrés de préférence FLSM pour les apprenants.

En se basant sur les données illustrées dans le tableau 3.7, nous avons relié les dimensions

du modèle des styles d'apprentissage FLSM avec les comportements de l'apprenant afin de rendre les comportements de l'apprenant dans un sens quantitatif (voir le tableau 3.8).

TABLE 3.8 : La relation proposée entre les métriques et les dimensions du FSLSM. (Dans le contexte des apprenants).

Dimension	Learning style	Behaviors	Proposed metric	Proposed thresholds LS1 (Supported by 0)	Proposed thresholds LS2 (Supported by 1)	
Processing	LS1 :Active	Illustration Visit	1-(Illustration Visit / ThresholdVisit)	1-(ThresholdVisit / ThresholdVisit)	1	
		IllustrationStay	1-(IllustrationStay / ThresholdTimeSpent)	1-(ThresholdTimeSpent / ThresholdTimeSpent)	1	
		Exercise Visit	1-(Exercise Visit / ThresholdVisit)	1-(ThresholdVisit / ThresholdVisit)	1	
		ExerciseStay	1-(ExerciseStay / ThresholdTimeSpent)	1-(ThresholdTimeSpent / ThresholdTimeSpent)	1	
		ForumVisit	1-(ForumVisit / ThresholdVisit)	1-(ThresholdVisit / ThresholdVisit)	1	
	ForumPost	1-(ForumPost / ThresholdPost)	1-(ThresholdPost / ThresholdPost)	1		
	ForumStay	1-(ForumStay / ThresholdTimeSpent)	1-(ThresholdTimeSpent / ThresholdTimeSpent)	1		
	Self-AssTest	0 (existe) ou 1 (n'existe pas)	0	0	1	
	Self-AssVisit	1-(Self-AssVisit / ThresholdVisit)	1-(ThresholdVisit / ThresholdVisit)	1	1	
	Self-AssStay	1-(Self-AssStay / ThresholdTimeSpent)	1-(ThresholdTimeSpent / ThresholdTimeSpent)	1	1	
Perception	LS2 :Reflective	Definition Visit	DefinitionVisit / ThresholdVisit	0	ThresholdVisit / ThresholdVisit	
		DefinitionStay	DefinitionStay / ThresholdTimeSpent	0	ThresholdTimeSpent / ThresholdTimeSpent	
		Example Visit	ExampleVisit / ThresholdVisit	0	ThresholdVisit / ThresholdVisit	
		ExampleStay	ExampleStay / ThresholdTimeSpent	0	ThresholdTimeSpent / ThresholdTimeSpent	
		Add-R-ResVisit	Add-R-ResVisit / ThresholdVisit	0	ThresholdVisit / ThresholdVisit	
	Add-R-ResStay	Add-R-ResStay / ThresholdTimeSpent	0	ThresholdTimeSpent / ThresholdTimeSpent		
	ExampleVisit	1-(ExampleVisit / ThresholdVisit)	1-(ThresholdVisit / ThresholdVisit)	1	1	
	ExampleStay	1-(ExampleStay / ThresholdStay)	1-(ThresholdStay / ThresholdStay)	1	1	
	Illustration Visit	1-(IllustrationVisit / ThresholdVisit)	1-(ThresholdVisit / ThresholdVisit)	1	1	
	IllustrationStay	1-(IllustrationStay / ThresholdStay)	1-(ThresholdStay / ThresholdStay)	1	1	
Input	LS1 :Sensing	Exercise Visit	1-(ExerciseVisit / ThresholdVisit)	1-(ThresholdVisit / ThresholdVisit)	1	
		ExerciseStay	1-(ExerciseStay / ThresholdStay)	1-(ThresholdStay / ThresholdStay)	1	
		ExampleVisit	1-(ExampleVisit / ThresholdVisit)	1-(ThresholdVisit / ThresholdVisit)	1	1
		ExampleStay	1-(ExampleStay / ThresholdStay)	1-(ThresholdStay / ThresholdStay)	1	1
		Definition Visit	DefinitionVisit / ThresholdVisit	0	ThresholdVisit / ThresholdVisit	
	DefinitionStay	DefinitionStay / ThresholdTimeSpent	0	ThresholdTimeSpent / ThresholdTimeSpent		
	Add-R-ResVisit	Add-R-ResVisit / ThresholdVisit	0	ThresholdVisit / ThresholdVisit		
	Add-R-ResStay	Add-R-ResStay / ThresholdStay	0	ThresholdStay / ThresholdStay		
	Illustration Visit	1-(IllustrationVisit / ThresholdVisit)	1-(ThresholdVisit / ThresholdVisit)	1	1	
	IllustrationStay	1-(IllustrationStay / ThresholdStay)	1-(ThresholdStay / ThresholdStay)	1	1	
Understanding	LS2 :Verbal	ForumVisit	ForumVisit / ThresholdVisit	0	ThresholdVisit / ThresholdVisit	
		ForumPost	ForumPost / ThresholdPost	0	ThresholdPost / ThresholdPost	
		ForumStay	ForumStay / ThresholdTimeSpent	0	ThresholdTimeSpent / ThresholdTimeSpent	
		Add-R-ResVisit	Add-R-ResVisit / ThresholdVisit	0	ThresholdVisit / ThresholdVisit	
		Add-R-ResStay	Add-R-ResStay / ThresholdStay	0	ThresholdStay / ThresholdStay	
	Outline Visit	1-(OutlineVisit / ThresholdVisit)	1-(ThresholdVisit / ThresholdVisit)	1	1	
	OutlineStay	1-(OutlineStay / ThresholdStay)	1-(ThresholdStay / ThresholdStay)	1	1	
	ResumeVisit	ResumeVisit / ThresholdVisit	0	ThresholdVisit / ThresholdVisit		
	ResumeStay	ResumeStay / ThresholdStay	0	ThresholdStay / ThresholdStay		

Remarque:

LS1: le style d'apprentissage 1 est pris en charge par « 0 » (pour la première direction de la dimension i)

LS2: le style d'apprentissage 2 est pris en charge par « 1 » (pour la deuxième direction de la dimension i)

5.2 Représentation Vectorielle du Modèle FSLSM

Dans cette section, nous allons explorer la représentation vectorielle des dimensions du modèle des styles d'apprentissage FSLSM. Cette approche permet de quantifier et d'analyser les différentes dimensions des styles d'apprentissage. Pour représenter ces dimensions de manière vectorielle, nous considérons chaque dimension comme un axe en deux pôles dans un espace multidimensionnel. La figure 3.10 illustre le modèle FSLSM qui se forme d'une représentation vectorielle.

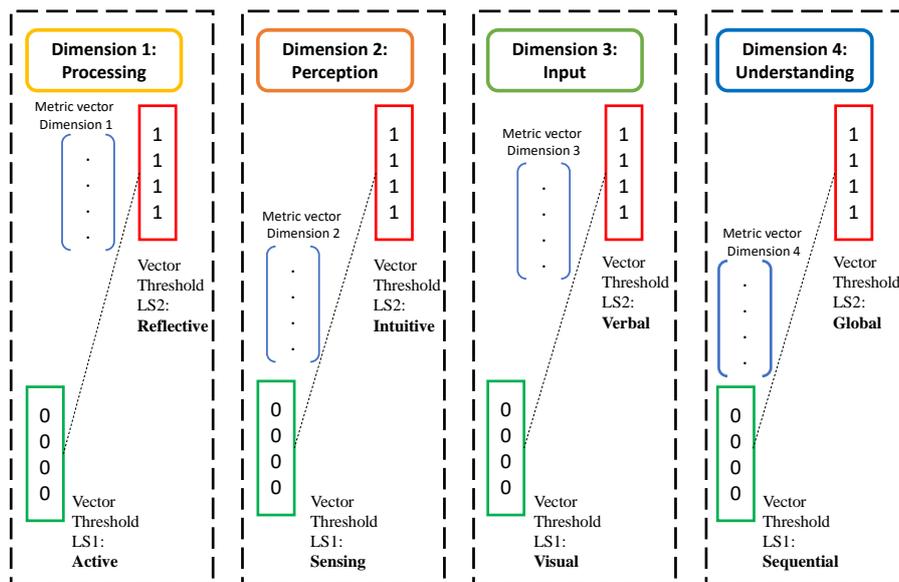


FIGURE 3.10 – Modèle conceptuel proposé pour les dimensions du FSLSM.

Cette figure présente un modèle conceptuel pour les dimensions du FSLSM (Felder-Silverman Learning Style Model). Le modèle est divisé en quatre dimensions, chacune représentée par une colonne distincte :

1. Dimension 1 : Processing (Traitement)
 - Vecteur seuil LS1 (Learning Style) : Active (Actif)
 - Vecteur seuil LS2 : Reflective (Réflexif)
2. Dimension 2 : Perception (Perception)
 - Vecteur seuil LS1 : Sensing (Sensitif)
 - Vecteur seuil LS2 : Intuitive (Intuitif)
3. Dimension 3 : Input (Entrée)
 - Vecteur seuil LS1 : Visual (Visuel)

- Vecteur seuil LS2 : Verbal (Verbal)
4. Dimension 4 : Understanding (Compréhension)
- Vecteur seuil LS1 : Sequential (Séquentiel)
 - Vecteur seuil LS2 : Global (Global)

Chaque dimension comporte deux vecteurs :

- **Un vecteur métrique** (représenté par des points bleus) qui semble contenir les valeurs mesurées.

- **Un vecteur seuil** (représenté par des chiffres en rouge "1 1 1 1 1") qui définit probablement une limite ou un critère pour chaque style d'apprentissage. Il y a également un vecteur vert (composé de "0 0 0 0 0") sous chaque colonne, qui pourrait représenter une valeur initiale ou un état de référence pour chaque style d'apprentissage.

Ce modèle vise à catégoriser les styles d'apprentissage préférés ou non par les apprenants d'un côté et les styles d'apprentissage supportés ou non dans la conception de contenu d'apprentissage de l'autre côté selon ces quatre dimensions, en comparant les mesures obtenues (vecteur métrique) aux seuils définis pour chaque style.

5.3 Évaluation des Préférences selon le Modèle FSLSM

Nous avons proposé un modèle pour les techniques d'IA basé sur la logique floue. Le modèle de logique floue proposé permet de déterminer les degrés de préférence des dimensions du FSLSM pour l'objet d'apprentissage et pour les apprenants (car les deux sont la même structure de données dans le contexte du FSLSM). L'objectif est de déterminer les degrés de préférence pour les dimensions du modèle des styles d'apprentissage FSLSM en ce qui concerne l'objet d'apprentissage, d'une part, et par rapport à l'apprenant, d'autre part.

5.3.1 Calcul de Similarité

Pour calculer la similarité entre le vecteur métrique et les deux vecteurs de seuil pour LS1 et LS2 de dimension i ($i \in \{1..4\}$) du FSLSM, nous avons utilisé la distance de Manhattan :

$$d(A, B)_i = |X_B - X_A| + |Y_B - Y_A| \quad (3.19)$$

Tels que A et B, deux vecteurs de coordonnées respectives (X_A, Y_A) et (X_B, Y_B) .

5.3.2 Processus de Classification

Dans notre démarche, nous nous sommes inspirés de certains travaux pour définir deux catégories pour chaque dimension du FSLSM comme suit :

- $LS1_{Degré}$: Le degré de préférence (niveau de soutien) du style d'apprentissage 1 de la dimension i .
- $LS2_{Degré}$: Le degré de préférence (niveau de soutien) du style d'apprentissage 2 de la dimension i .

Identification des fonctions d'appartenance Avant de définir les fonctions d'appartenance, nous avons défini la plage de valeurs de distance.

- Le vecteur de seuil du style d'apprentissage 1 $LS1$ est caractérisé par des zéros.
- Le vecteur de seuil du style d'apprentissage 2 $LS2$ est caractérisé par des uns.
- $DistanceMax$: La distance de Manhattan entre le seuil vectoriel $LS1$ caractérisé par des zéros et le seuil vectoriel $LS2$ caractérisé par des uns.
- d_i : La distance entre le vecteur métrique et le vecteur seuil du style d'apprentissage de dimension i .

La distance entre le vecteur métrique et le vecteur seuil du style d'apprentissage de dimension i .

Exemple 1. Pour la dimension 1 : Traitement, nous avons (Voir Figures 3.11 et 3.12).

$$\begin{array}{ll}
 \mathbf{1} ; & \text{Si } 0 \leq d_i \leq 1/5DistanceMax. \\
 \mu_{Active}(d_i) = \mathbf{1} - \frac{d_i - 1/5DistanceMax}{4/5DistanceMax - 1/5DistanceMax} ; & \text{Si } 1/5DistanceMax < d_i < 4/5DistanceMax. \\
 \mathbf{0} ; & \text{Si } d_i \geq 4/5DistanceMax. \\
 \\
 \mathbf{0} ; & \text{Si } d_i \leq 1/5DistanceMax. \\
 \mu_{Reflective}(d_i) = \frac{d_i - 1/5DistanceMax}{4/5DistanceMax - 1/5DistanceMax} ; & \text{Si } 1/5DistanceMax < d_i < 4/5DistanceMax. \\
 \mathbf{1} ; & \text{Si } 4/5DistanceMax \leq d_i \leq DistanceMax \\
 \\
 \mu_{Active}(d_i) + \mu_{Reflective}(d_i) = \mathbf{1}
 \end{array}$$

FIGURE 3.11 – Fonctions proposées du modèle logique flou pour la dimension 1.

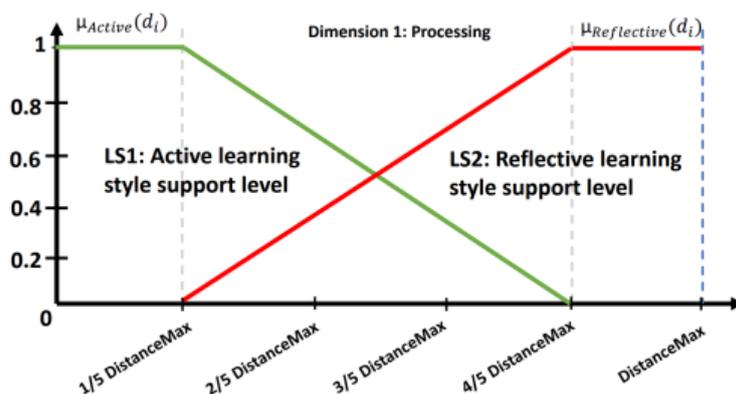


FIGURE 3.12 – Fonctions d’appartenance proposées pour déterminer les degrés de préférence des dimensions de traitement FLSM

Exemple 2. Voici un exemple de la méthode proposée pour faire correspondre le contenu d’apprentissage et les apprenants en fonction des scores de préférence pour les dimensions FLSM. Pour montrer le degré de préférence des dimensions du FLSM pour l’apprenant et le contenu d’apprentissage, il est d’abord nécessaire d’extraire les valeurs standards des différents indicateurs que chaque apprenant réalise dans le processus d’apprentissage (voir Figure 3.13, 3.14, 3.15).

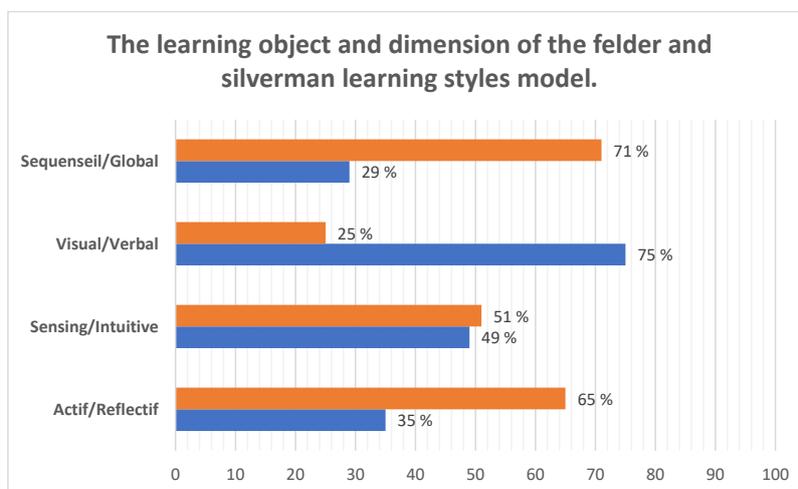


FIGURE 3.13 – Les degrés de préférence de chaque dimension du FLSM pour un objet d’apprentissage.

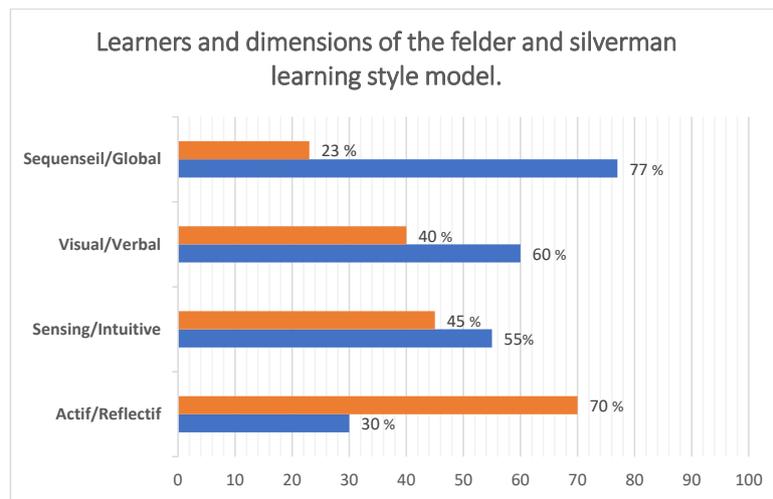


FIGURE 3.14 – Les degrés de préférence de chaque dimension du FSLSM pour les apprenants.

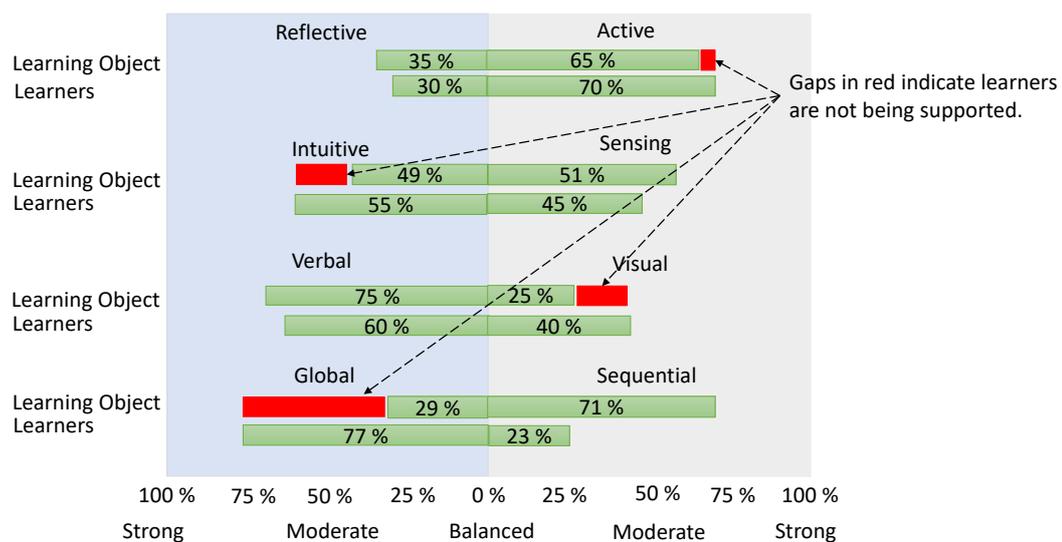


FIGURE 3.15 – La compatibilité entre les degrés de préférence des dimensions du FSLSM pour l’objet d’apprentissage et les degrés de préférence des dimensions du FSLSM pour les apprenants.

5.4 Génération de Recommandations

Dans notre approche, le système d’apprentissage en ligne fournit un ensemble de feedbacks personnalisés à chaque apprenant en fonction de la classification du contenu d’apprentissage pour cet apprenant, c’est-à-dire le degré de compatibilité entre les deux, afin d’améliorer l’expérience d’apprentissage de l’apprenant.

Exemple 3 :

1- Dimension « Sensorielle » vs « Intuitive »

Sensorielle (Contenu approprié)

- Analyse des performances : « Vous avez bien répondu au contenu sensoriel et factuel et aux applications pratiques. Vous avez utilisé efficacement des exemples pratiques et des applications réelles. »
- Recommandations de développement : « Vous pouvez maintenant essayer d’explorer une partie du matériel axé sur des concepts théoriques et abstraits pour élargir davantage votre compréhension. »
- Motivation : « Maintenez cette excellente performance en utilisant des exemples pratiques, et vous pouvez désormais essayer d’élargir vos compétences dans la compréhension des théories et des normes. »

Intuitive (Contenu inapproprié)

- Analyse des performances : « Vous avez des difficultés avec les contenus sensoriels axés sur l’application pratique. Vous semblez préférer les informations et les concepts théoriques. »
- Recommandations de développement : « Consultez des ressources axées sur les théories et les grandes idées, telles que des articles de recherche et du matériel pédagogique incluant des concepts abstraits. »
- Motivation : « Vous pouvez trouver utile d’utiliser des ressources interactives telles que des simulations et des diagrammes pour faciliter la compréhension des concepts pratiques. »

2- Dimension « Visuel » vs « Verbal »

Visuel (Contenu approprié)

- Analyse des performances : « Vous avez démontré de bonnes performances avec du contenu visuel tel que des graphiques et des vidéos. »
- Recommandations de développement : « Vous pouvez maintenant essayer d’incorporer certaines ressources verbales telles que des articles et des livres pour améliorer votre compréhension du contenu. »
- Motivation : « Continuez à utiliser des ressources visuelles et développez maintenant le texte et les informations écrites pour approfondir vos connaissances. »

Verbal (Contenu inapproprié)

- Analyse des performances : « Vous avez eu des difficultés à gérer des contenus verbaux tels que des textes longs et des explications écrites. Vous sembliez préférer les ressources visuelles. »
- Recommandations de développement : « Essayez d’utiliser davantage de supports visuels tels que des illustrations et des vidéos pour faciliter la compréhension. »

– Motivation : « Il peut être utile d'utiliser des outils tels que des cartes mentales et des présentations pour améliorer votre compréhension. »

3- Dimension « Actif » vs « Réfléchissant »

Actif (Contenu approprié)

- Analyse des performances : « Vous réagissez bien aux activités pratiques telles que les expériences et les projets. Votre participation à des activités interactives a été forte. »

- Recommandations de développement : " Continuez à participer à des activités pratiques, et vous pouvez maintenant essayer de prendre le temps de réfléchir profondément aux informations que vous avez apprises. "

- Motivation : " Maintenez votre enthousiasme pour les activités pratiques et essayez de l'améliorer en écoutant des critiques critiques et une analyse approfondie des sujets. "

Réfléchissant (Contenu inapproprié)

- Analyse des performances : « Vous pouvez avoir des difficultés avec les activités pratiques et préférer penser et réfléchir sur les informations. Le contenu actif peut ne pas être une bonne solution. »

– Recommandations de développement : « Essayez de prévoir du temps pour une réflexion individuelle et une analyse approfondie, comme la rédaction d'un mémoire sur ce que vous avez appris. »

– Motivation : « Vous pouvez bénéficier d'exercices qui nécessitent une réflexion critique et une analyse systématique au lieu d'activités pratiques. »

4- Dimension « Séquentiel » vs « Global »

Séquentiel(Contenu approprié)

– Analyse des performances : « Vous êtes doué pour traiter des informations structurées et séquentielles. Vous avez bien réussi à suivre les informations de manière organisée. »

– Recommandations de développement : « Vous pouvez maintenant essayer de comprendre comment ces informations sont liées à des thèmes plus larges en examinant les relations globales entre les concepts. »

– Motivation : « Continuez à utiliser des stratégies d'organisation et commencez à explorer comment relier les informations de manière plus complète. »

Global (Contenu inapproprié)

– Analyse des performances : « Vous pouvez avoir des difficultés à suivre les informations de manière séquentielle et préférer avoir une vue globale. Essayez de vous concentrer sur la manière dont les informations sont liées les unes aux autres. »

– Recommandations de développement : « Utiliser des outils tels que des cartes mentales pour

visualiser les liens entre les concepts et faciliter la compréhension de l'information dans son ensemble. »

– Motivation : « Vous pouvez profiter de ressources qui fournissent un aperçu complet avant de plonger dans les détails, telles que des conférences d'introduction et des aperçus. »

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle approche pour évaluer et améliorer la qualité des cours en ligne basée sur les comportements et résultats d'apprentissage des apprenants. L'objectif principal était de définir un ensemble de critères quantitatifs permettant de modéliser la qualité perçue d'un cours à partir des degrés d'engagement cognitif, affectif et académique des apprenants.

Nous avons introduit un nouveau modèle d'apprenant intégrant ces critères d'engagement comme paramètres dynamiques, ainsi qu'un modèle de cours comprenant notamment une matrice de qualité construite sur ces mêmes critères. Des formules mathématiques ont été développées pour calculer les différents indicateurs reflétant les niveaux d'engagement des apprenants. Sur la base de ces modèles, une approche a été décrite pour évaluer la qualité des objets d'apprentissage et des cours dans leur globalité. Un système complet nommé QASOC a été conçu et mis en œuvre pour appliquer cette approche, combinant une plateforme d'apprentissage avec des modules de gestion des logs, d'évaluation de la qualité et de visualisation/recommandations. Nous reconnaissons que les critères d'évaluation proposés dans cette étude ne sont pas figés et pourront être améliorés ou enrichis. Cependant, nous estimons que cette approche constitue un premier pas vers l'établissement d'un cadre standardisé pour mesurer la qualité des formations en ligne, à l'instar des modèles existants pour l'évaluation des cours en ligne.

Les premières expérimentations du système QASOC ont fourni des résultats prometteurs, validant la faisabilité de notre approche. Le chapitre suivant détaillera la mise en œuvre concrète de ce système et les résultats des évaluations menées.

Chapitre 4

Mise en oeuvre et résultats

Contenu du chapitre

1	Introduction	88
2	Description du système développé	89
2.1	Acteurs humains du système QASOC	89
2.2	Fonctionnalités du système QASOC	90
3	Expérimentation : résultats et discussion	92
3.1	Participants	92
3.2	Méthodologie	93
3.3	Résultats et discussion	94
4	Conclusion	95

1 Introduction

Dans ce chapitre, nous visons à valider l'approche proposée pour l'évaluation de la qualité des cours en ligne dans les environnements informatiques d'apprentissage humain. Afin de la valider, nous avons réalisé une expérimentation sur un ensemble de données pédagogiques de l'université de Guelma (Algérie). Cette approche a été adoptée par un système d'apprentissage en ligne appelé QASOC (Quality Assessment System for Online Courses), qui offre à ses acteurs humains la plupart des fonctionnalités des systèmes d'apprentissage en ligne, telles que l'apprentissage, l'évaluation et la communication. Les créateurs de cours peuvent consulter un ensemble de critères pour vérifier la qualité de leur contenu pédagogique dans l'environnement d'apprentissage QASOC. Ainsi, la seule manière de vérifier la validité de l'approche proposée pour contrôler la qualité des cours en ligne est de tester le système en situation réelle.

2 Description du système développé

Pour la mise en oeuvre du système QASOC, nous avons utilisé la plateforme Moodle (Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment, en français Environnement d'apprentissage dynamique modulaire orienté objet). Moodle est une plateforme Open source dédiée à la formation à distance. Disponible en 70 langues et adoptée par plus de 75 000 utilisateurs répartis dans 140 pays, Moodle propose une large gamme d'outils pour l'apprentissage, la collaboration, la communication et l'évaluation [116]. Cette plateforme permet aux apprenants d'accéder à diverses ressources, telles que des vidéos, des pages HTML ou des dossiers, et de participer à des activités variées, notamment des quiz, des échanges en ligne, des forums, des journaux, des sondages ou des wikis [197]. Moodle est ainsi devenue une référence incontournable pour ceux qui souhaitent concevoir des cours en ligne de bonne qualité [198].

La plateforme Moodle est modulaire, ce qui implique que Moodle a été développé afin de pouvoir intégrer des fonctionnalités supplémentaires à sa plateforme principale. Afin de valider notre approche proposée, nous avons mis en place un ensemble de plugins sur Moodle pour prendre en compte les diverses fonctionnalités du système. Étant donné que la plateforme Moodle est développée en PHP, nous utilisons Notepad++ pour créer les plugins. Il peut également être utilisé comme éditeur HTML, CSS et JavaScript. Ce logiciel de développement intégré nous offre également la possibilité de gérer et de visualiser l'architecture de la base de données, qui est stockée sur un serveur MariaDB (MariaDB est un système de gestion de base de données). Il s'agit d'un partenariat communautaire de MySQL [199]. Les modules intégrés avec JavaScript sont également compilés avec NodeJS.

2.1 Acteurs humains du système QASOC

Il y a trois acteurs principaux dans ce système, chacun ayant son propre espace. Une fois que les utilisateurs ont créé leurs comptes, l'administrateur détermine son rôle : soit à un apprenant, soit à un enseignant. Ces acteurs comprennent :

- **L'administrateur** : C'est le premier responsable du système. Outre la gestion des comptes des utilisateurs et l'attribution de leurs rôles, il offre la possibilité de suivre le travail des autres acteurs du système et le processus d'apprentissage.
- **L'enseignant** : Le rôle de l'enseignant est de créer les cours et ses différentes ressources et activités (ressources d'apprentissage, activités collaboratives, activités de communication, les tests d'évaluation et les exercices) et de contrôler la qualité de leur cours à travers

l'outil de contrôle de qualité fourni par le système QASOC.

- **L'apprenant** : Il joue un rôle essentiel dans le système. L'apprenant peut commencer son cours lors de son premier accès au système et utiliser les diverses activités pédagogiques (apprentissage, évaluation, communication et collaboration). Le système propose à l'apprenant une série de recommandations à la fin de chaque objet d'apprentissage afin d'améliorer ses résultats d'apprentissage.

2.2 Fonctionnalités du système QASOC

L'objectif que nous visons est d'évaluer et d'améliorer la qualité des cours en ligne en examinant le comportement des apprenants pendant leur apprentissage. Afin d'atteindre notre objectif, notre système QASOC doit garantir les caractéristiques suivantes :

2.2.1 Fonctionnalités de la plateforme Moodle

Moodle est une plateforme d'apprentissage en ligne qui évolue constamment [200]. Il offre de nombreuses caractéristiques essentielles à notre système éducatif, parmi lesquelles les plus importantes sont :

- Les concepts sont étudiés en utilisant les ressources élaborées par les enseignants, sous forme de pages éditables ou de fichiers PDF.
- Les apprenants peuvent évaluer leurs capacités cognitives en utilisant des activités de quiz.
- Les outils de communication en temps réel, tels que le chat, ou en non-temps réel, tels que les forums.
- La création et la gestion des cours afin de satisfaire différentes demandes.
- Moodle a été développé pour être réactif et facile à utiliser, son interface est conviviale sur les ordinateurs et les smartphones.

2.2.2 Fonctionnalités des plugins développés pour le système QASOC

Pour satisfaire les exigences particulières de notre système QASOC, nous avons créé des plugins sur mesure qui sont intégrés à Moodle. Ces extensions permettent d'enrichir les fonctionnalités déjà présentes sur la plateforme afin d'améliorer l'évaluation et l'amélioration de la qualité des cours en ligne en se référant au comportement des apprenants. Les caractéristiques principales de ces plugins sont :

- **Suivi les interactions des apprenants** : Un plugins enregistre les actions effectuées par les apprenants (accès aux ressources, participation aux activités, durée d’engagement, etc.) et génère des rapports détaillés. Ces données permettent de détecter les éventuelles difficultés et les comportements d’apprentissage.
- **L’analyse des données** : Un plugin dédié analyse les résultats des quiz et des évaluations en fonction de critères définis, tels que le temps de réponse, la cohérence des réponses ou les domaines de compétence. Cette analyse est présentée sous forme de graphiques interactifs.
- **Module de feedback automatisé** : Un plugin intégré permet de recueillir les retours des apprenants sur les cours suivis via des sondages personnalisés. Les résultats sont analysés automatiquement pour fournir des indications aux enseignants sur les améliorations possibles.
- **Visualisation en temps réel** : Tableau de bord en temps réel accessible aux administrateurs et aux enseignants, ce plugin affiche les statistiques d’utilisation de la plateforme, les taux de participation et les niveaux de progression des apprenants.
- **Outils de personnalisation des parcours** : Un plugin de personnalisation des parcours est un système de recommandations dynamique qui propose des suggestions personnalisées pour chaque apprenant, basé sur leur comportement et leurs performances passées.

Ces fonctionnalités, combinées à celles de Moodle, permettent à QASOC de répondre de manière optimale aux objectifs d’évaluation et d’amélioration de la qualité des cours en ligne. La figure 4.1 illustre une interface système QASOC permettant de fournir des représentations graphiques de la valeur numérique de la qualité d’un cours en ligne.



FIGURE 4.1 – Captures d'écran du système (Visualisation graphique de la valeur de la qualité des cours en ligne)

3 Expérimentation : résultats et discussion

Dans cette section, nous présentons les résultats obtenus à partir de l'expérimentation réalisée avec le système QASOC, ainsi qu'une analyse critique des observations effectuées. Cette étude vise à évaluer l'efficacité des fonctionnalités développées et leur impact sur la qualité de l'apprentissage en ligne. Tout d'abord, nous décrivons le contexte expérimental, notamment les données recueillies, les participants impliqués, et les outils utilisés pour mesurer les performances et les interactions des apprenants. Enfin, une discussion approfondie est menée pour interpréter les résultats en tenant compte des limites de l'étude et des perspectives d'amélioration. Nous confrontons également nos résultats aux travaux similaires disponibles dans la littérature afin de valider la pertinence de notre approche.

3.1 Participants

L'échantillon de 33 étudiants du département d'Économie (première année) a été sélectionné à l'aide d'une méthode d'échantillonnage aléatoire. En raison de contraintes pratiques du temps, nous avons choisi de travailler avec des étudiants facilement disponibles et disposés à participer à l'étude. Bien que l'échantillonnage aléatoire facilite la collecte de données, il est important

de noter que les résultats de notre étude peuvent être spécifiques au groupe particulier de 33 étudiants sélectionnés et peuvent ne pas être représentatifs de tous les étudiants de première année en économie. Le test réalisé a été divisé en deux phases : la première est la « situation avant », dans laquelle le système a fonctionné sans l'application de l'approche proposée, tandis que la seconde est la « situation après », dans laquelle le système a utilisé l'approche proposée.

3.2 Méthodologie

Nous avons mené une étude expérimentale (situation avant/après) auprès d'étudiants sélectionnés aléatoirement. Nous effectuons deux phases de tests successives (situation avant et après) pour voir l'effet de l'approche proposée sur l'échantillon d'apprenants avant et après utilisation de l'approche proposée. Les étudiants peuvent accéder au système développé depuis n'importe quel ordinateur doté d'une connexion Internet. Ces étudiants suivent en ligne les notions de la matière « Informatique 1 : informatique de base » pour préparer leur examen de fin d'année. Les concepts de la matière 'Informatique 1' sont composés de 4 objets d'apprentissage selon la structure de cours de notre système d'apprentissage en ligne. Chaque objet d'apprentissage contient une auto-évaluation. Le score d'auto-évaluation est calculé par la formule 4.1

$$Score_{evaluation(i)} = \frac{NombreQuestionsCorrectes}{NombreTotalQuestions} \quad (4.1)$$

Dans la première phase de l'expérience, les apprenants ont réussi les objets d'apprentissage 1 et 2 (prétest). Pour évaluer les profils cognitifs de chaque apprenant k sur ses objets d'apprentissage, nous avons utilisé la formule 4.2

$$Score_{Pretest(k)} = \frac{Score_{evaluation(1)} + Score_{evaluation(2)}}{2} \quad (4.2)$$

Cependant, dans la deuxième phase, les apprenants ont réussi les objets d'apprentissage 3 et 4 (Posttest). Pour évaluer les profils cognitifs de chaque apprenant k sur ses objets d'apprentissage, nous avons utilisé la formule 4.3

$$Score_{Posttest(k)} = \frac{Score_{evaluation(3)} + Score_{evaluation(4)}}{2} \quad (4.3)$$

Afin de mesurer l'utilité de l'approche proposée, nous devons comparer les profils cognitifs des apprenants avant et après avoir utilisé l'approche.

3.3 Résultats et discussion

Afin de tester l'effet de l'approche proposée sur le profil cognitif des étudiants, nous devons vérifier l'hypothèse suivante. L'hypothèse nulle (H_0) et l'hypothèse de recherche (H_1) sont les suivantes :

- H_0 : L'utilisation de l'approche proposée ne modifie pas les profils cognitifs des apprenants.
- H_1 : L'utilisation de l'approche proposée aide les apprenants à améliorer leur profil cognitif.

Afin de tester cette hypothèse, nous avons calculé la différence des niveaux cognitifs des étudiants dans les deux phases de test (avant et après l'application de l'approche proposée). Comme le nombre d'étudiants dans le groupe est supérieur à 30, nous avons utilisé le test t apparié unilatéral de Welch. Pour ce test, nous avons utilisé le logiciel d'analyse statistique IBM SPSS Statistics. Pour garantir que les données sont normalement distribuées, le test de Klmogorov Smirnava et le test de Shapiro-Wilk ont été réalisés (voir tableau 4.1).

Les résultats obtenus pour les données du prétest sont : pour Klmogorov-Smirnava $W = 0,810$, $P_{value} = 0,200$ et pour Shapiro-Wilk $W = 0,985$, $P_{value} = 0,917$. Pour les données post-test, nous avons eu comme résultats : pour Klmogorov-Smirnava $W = 0,147$, $P_{value} = 0,700$ et pour Shapiro-Wilk $W = 0,952$, $P_{value} = 0,151$.

Situation	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Statistique	df	Sig.	Statistique	df	Sig.
Avant	.081	33	.200	.985	33	.917
Après	.147	33	.070	.952	33	.151

TABLE 4.1 – Résultats expérimentaux du groupe expérimental (Situation Avant / Après).

Puisque la valeur de P_{value} dans les deux situations (avant et après) et dans les deux tests (Klmogorov-Smirnava et Shapiro-Wilk) est supérieure au degré de confiance $P = 0,05$, les données sont distribué selon la loi normale (voir figure 4.2 et figure 4.3).

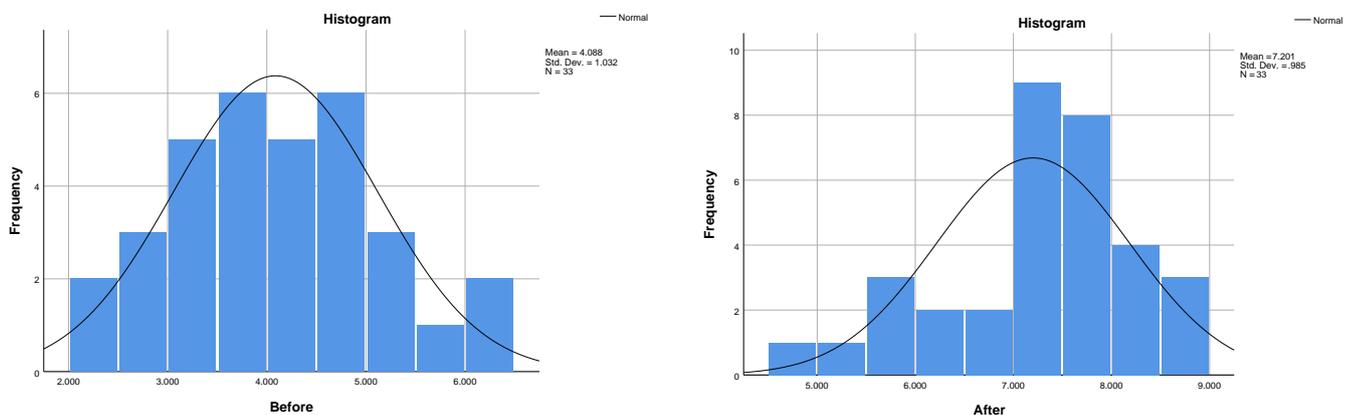


FIGURE 4.3 – Distribution des valeurs posttest

Les résultats obtenus dans le test t sont présentés dans le tableau 4.2.

Situation	Moyen	N	df	SD	t	Sig.
Avant	4.088	33	32	1.032	-10.228	.0001
Après	7.200	33	32	.984		

TABLE 4.2 – Situation avant et après l’utilisation de l’approche proposée

Selon les résultats obtenus, un effet significatif a été trouvé ($t_{score} = -10,228, P_{value} = 0,0001$) avec un degré de confiance de 95%. De plus, une différence significative entre les moyennes du prétest ($Mean = 4,088; SD = 1,032$) et du post-test ($Mean = 7,200; SD = 0,984$) a été trouvée. La différence s’est donc considérablement améliorée. Ainsi, l’hypothèse nulle H_0 peut être rejetée en faveur de l’hypothèse H_1 soutenant que l’approche proposée a amélioré le niveau cognitif des apprenants.

Après avoir présenté l’approche proposée et les résultats obtenus, nous mentionnons que le travail proposé reconnaît le rôle central des acquis d’apprentissage dans le processus d’apprentissage et établit leur importance dans l’évaluation de la qualité des cours en ligne. En exploitant les données sur les résultats d’apprentissage des apprenants, l’approche proposée fournit des informations précieuses sur l’efficacité des cours en ligne au-delà des mesures d’évaluation traditionnelles. De plus, en incorporant des représentations graphiques, nous améliorons l’accessibilité et la convivialité du processus d’évaluation, permettant ainsi aux enseignants de prendre des décisions fondées sur des données pour améliorer la qualité de leurs cours en ligne. L’inclusion de divers services dans le système mis en oeuvre améliore l’efficience et l’efficacité du processus d’évaluation, distinguant davantage notre travail des études existantes (voir le tableau 4.3 pour plus de détails).

4 Conclusion

En conclusion, notre recherche peut contribuer de manière significative au domaine de l’apprentissage en ligne en comblant les lacunes des modèles actuels d’évaluation de la qualité et en soulignant l’importance des résultats d’apprentissage dans l’évaluation de l’efficacité des cours en ligne. En proposant un ensemble d’indicateurs généraux et un processus automatique d’évaluation de la qualité, nous fournissons une solution pratique et complète aux enseignants pour évaluer et améliorer la qualité de leurs cours en ligne. Le travail proposé étend les connaissances

actuelles dans le domaine et offre des informations précieuses aux chercheurs, aux praticiens et aux éducateurs cherchant à améliorer l'efficacité des environnements d'apprentissage en ligne.

Auteur(s)	Objectif de la recherche	Système développé	Utilisation des Résultats d'Apprentissage	Utilisation de Visualisation Graphique
Hafeez et al. (2022) [20]	Identification d'indicateurs de qualité et discussion de modèles de cours en ligne	Non	Non	Non
Timbi-Sisalima et al. (2022) [21]	Proposer un modèle d'évaluation de la qualité des cours en ligne dans une perspective d'accessibilité.	Non	Non	Non
Fernandez Nieto et al. (2022)[22]	Proposer un modèle d'évaluation de la qualité des cours ouverts en ligne et concevoir un tableau de bord pour représenter ses résultats.	Oui	Non	Oui
Bayrak et al. (2020) [23]	Développer un instrument fiable et valide pour mesurer la satisfaction des étudiants dans les cours en ligne.	No	Non	Non
Martin and Bolliger (2023)[24]	Revue de la recherche et de la pratique en matière de conception de cours en ligne	Non	Non	Non
Van Antwerpen and van Schalkwyk (2023)[25]	Développer un cadre pour la qualité des services de cours en ligne pour un environnement d'apprentissage en ligne ouvert et à distance.	Non	Non	Non
Dangaiso et al. (2022) [26]	Explorez l'impact de la qualité du service de cours en ligne sur la satisfaction des étudiants.	Non	Non	Non
Notre travail	Proposer une approche d'évaluation des cours en ligne basée sur les résultats des apprenants.	Oui	Oui	Oui

TABLE 4.3 – Comparison of the proposed approach with similar studies.

Conclusion générale et perspectives

Conclusion générale

Le travail de recherche présenté dans cette thèse définit une nouvelle approche d'évaluation et d'amélioration de la qualité des cours en ligne dans un environnement informatique pour l'apprentissage humain (EIAH). Dans un EIAH, la qualité des cours en ligne peut être affectée par de nombreux facteurs, notamment la structure, la qualité des systèmes de soutien, la qualité du contenu et les résultats d'apprentissage des apprenants. Il est donc indispensable dans les environnements d'apprentissage en ligne de prendre en considération ces différents aspects pour assurer une formation de qualité.

Partant de ce principe, l'objectif de ce travail est de prendre en considération les résultats d'apprentissage des apprenants dans le processus d'évaluation et d'amélioration de la qualité des cours en ligne. Cela est réalisé par la conception d'un Qualimètre qui permet de mesurer la qualité des cours en ligne et de proposer des recommandations pertinentes pour leur amélioration. Afin d'atteindre cet objectif, deux contributions ont été le fait de ce travail.

La première contribution principale de ce travail est l'évaluation de la qualité des cours en ligne dans les EIAH. Afin de mesurer la qualité des cours en ligne, nous avons mené une enquête auprès d'enseignants issus de différentes spécialités universitaires visant à identifier les critères essentiels pour évaluer ces cours en ligne. L'étude met en avant trois dimensions majeures : l'engagement cognitif, l'engagement académique et l'engagement affectif. En utilisant un questionnaire structuré selon l'échelle de Likert, cette enquête a permis de recueillir des données afin d'identifier les critères les plus valorisés par les enseignants, servant ainsi de base pour améliorer la qualité des cours en ligne. En s'appuyant sur ces résultats, une approche pour guider l'évaluation et l'amélioration des cours en ligne a été proposée, en mettant l'accent sur les dimensions cognitives, affectives et académiques jugées essentielles.

La deuxième contribution principale est le développement d'une stratégie d'amélioration de la qualité des cours en ligne basée sur les techniques d'analyse d'apprentissage et l'intelligence

artificielle. Cette stratégie est basée sur le modèle de styles d'apprentissage Felder et Silverman (FSLSM) et sur la logique floue comme une technique de l'intelligence artificielle.

La stratégie repose sur une analyse de compatibilité entre le profil de l'apprenant et le contenu pédagogique, en déterminant les styles d'apprentissage supportés ou non par le contenu d'une part, et les styles d'apprentissage préférés ou non par l'apprenant d'autre part. Grâce à l'utilisation de la logique floue, les scores de préférence des styles d'apprentissage sont calculés, ce qui permet d'identifier les styles préférés par l'apprenant mais insuffisamment pris en compte par le contenu pédagogique. En analysant le comportement des apprenants, cette approche établit un lien explicite entre leurs caractéristiques et la conception des cours. Cette contribution permet de cibler les lacunes dans le contenu pédagogique et propose une méthode pour améliorer l'expérience d'apprentissage de manière efficace et adaptée aux besoins individuels des apprenants. Pour valider l'approche d'amélioration de la qualité des cours en ligne proposée, un test a été réalisé au niveau de l'université de Guelma (Algérie) avec des étudiants de première année licence du département d'économie en utilisant la plateforme Moodle. L'approche proposée a donné des résultats satisfaisants en termes d'amélioration du niveau cognitif des apprenants, démontrant ainsi son efficacité pour améliorer la qualité des cours en ligne. Nous concluons que les recommandations suggérées sont bien prises en compte et appliquées par les apprenants. Par conséquent, nous pouvons dire que la proposition des conseils peut influencer le niveau cognitif des apprenants.

Perspectives

Comme perspectives de recherches futures pour ce travail, elles peuvent être divisées en plusieurs parties :

1. Perspectives en relation avec l'amélioration du modèle d'évaluation

- Nous souhaitons élargir l'échantillon en augmentant le nombre de participants à l'expérimentation et voir si le modèle de mesure répond à l'analyse factorielle exploratoire (AFE) et à l'analyse factorielle confirmatoire (CFA) afin de le généraliser.
- Nous avons l'intention d'examiner de manière indépendante l'effet des stratégies d'enseignement sur les résultats d'apprentissage pour voir si elles peuvent être considérées comme un critère d'évaluation de la qualité des cours en ligne.
- De plus, il est important d'envisager l'inclusion de facteurs subjectifs dans les recherches futures qui ne sont pas directement liés aux caractéristiques des cours. Ces facteurs subjek-

tifs, qui peuvent varier selon les apprenants, peuvent potentiellement influencer les résultats et l'exactitude de l'évaluation de la qualité. En explorant et en intégrant ces facteurs subjectifs dans le cadre d'évaluation, nous pouvons mieux comprendre les points de vue des apprenants et améliorer la validité globale de l'évaluation de la qualité des cours en ligne.

2. Perspectives en relation avec l'intelligence artificielle

- Nous prévoyons d'intégrer l'approche proposée dans un système d'apprentissage humain intelligent en tant qu'outil indépendant et automatique qui aide le système à surveiller en permanence la qualité des cours en ligne sans intervention humaine afin d'augmenter le taux de réussite des apprenants.
- Exploration d'autres techniques d'intelligence artificielle.

Ces perspectives ouvrent la voie à de nouvelles recherches pour améliorer davantage la qualité des cours en ligne et améliorer l'expérience d'apprentissage des apprenants dans les EIAH.

Bibliographie

- [1] Tzu-Hua Wang. Developing an assessment-centered e-learning system for improving student learning effectiveness. *Computers & Education*, 73 :189–203, 2014.
- [2] Prema Nedungadi and Raghu Raman. A new approach to personalization : integrating e-learning and m-learning. *Educational Technology Research and Development*, 60(4) :659–678, 2012.
- [3] Ru-Jen Chao and Yueh-Hsiang Chen. Evaluation of the criteria and effectiveness of distance e-learning with consistent fuzzy preference relations. *Expert Systems with Applications*, 36(7) :10657–10662, 2009.
- [4] Tzu-Hua Wang. Developing web-based assessment strategies for facilitating junior high school students to perform self-regulated learning in an e-learning environment. *Computers & Education*, 57(2) :1801–1812, 2011.
- [5] J Ben Arbaugh. Virtual classroom characteristics and student satisfaction with internet-based mba courses. *Journal of management education*, 24(1) :32–54, 2000.
- [6] Areti Valasidou and DM Bousiou. Satisfying distance education students of the hellenic open university. *E-mentor*, 2(14) :1–12, 2006.
- [7] Diane M Bender, B Jeanneane Wood, and Jon D Vredevoogd. Teaching time : Distance education versus classroom instruction. *The American Journal of Distance Education*, 18(2) :103–114, 2004.
- [8] T Grady Roberts, Tracy A Irani, Ricky W Telg, and Lisa K Lundy. The development of an instrument to evaluate distance education courses using student attitudes. *The American Journal of Distance Education*, 19(1) :51–64, 2005.
- [9] Charles Dziuban, Patsy Moskal, Jessica Thompson, Lauren Kramer, Genevieve DeCantis, and Andrea Hermsdorfer. Student satisfaction with online learning : Is it a psychological contract ?. *Online Learning*, 19(2) :n2, 2015.
- [10] Anna Ya Ni. Comparing the effectiveness of classroom and online learning : Teaching research methods. *Journal of public affairs education*, 19(2) :199–215, 2013.

- [11] Eitel JM Lauría, Joshua D Baron, Mallika Devireddy, Venniraiselvi Sundararaju, and Sandeep M Jayaprakash. Mining academic data to improve college student retention : An open source perspective. In *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge*, pages 139–142, 2012.
- [12] Chin Choo Robinson and Hallett Hullinger. New benchmarks in higher education : Student engagement in online learning. *Journal of Education for Business*, 84(2) :101–109, 2008.
- [13] Ashton Anderson, Daniel Huttenlocher, Jon Kleinberg, and Jure Leskovec. Engaging with massive online courses. In *Proceedings of the 23rd international conference on World wide web*, pages 687–698, 2014.
- [14] Yi-Chun Chang and Chih-Ping Chu. Applying learning behavioral petri nets to the analysis of learning behavior in web-based learning environments. *Information Sciences*, 180(6) :995–1009, 2010.
- [15] Yoshiko Goda, Masanori Yamada, Hiroshi Kato, Takeshi Matsuda, Yutaka Saito, and Hiroyuki Miyagawa. Procrastination and other learning behavioral types in e-learning and their relationship with learning outcomes. *Learning and Individual Differences*, 37 :72–80, 2015.
- [16] Dirk T Tempelaar, Bart Rienties, and Quan Nguyen. Towards actionable learning analytics using dispositions. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(1) :6–16, 2017.
- [17] Vernon C Smith, Adam Lange, and Daniel R Huston. Predictive modeling to forecast student outcomes and drive effective interventions in online community college courses. *Journal of asynchronous learning networks*, 16(3) :51–61, 2012.
- [18] Pao-Ta Yu, Yuan-Hsun Liao, and Ming-Hsiang Su. A near-reality approach to improve the e-learning open courseware. *Journal of Educational Technology & Society*, 16(4) :242–257, 2013.
- [19] Hsiu-Ping Yueh, Tzy-Ling Chen, Weijane Lin, and Horn-Jiunn Sheen. Developing digital courseware for a virtual nano-biotechnology laboratory : A design-based research approach. *Journal of Educational Technology & Society*, 17(2) :158–168, 2014.
- [20] Muhammad Hafeez, Shazia Naureen, and Sohaib Sultan. Quality indicators and models for online learning quality assurance in higher education. *Electronic Journal of e-Learning*, 20(4) :374–385, 2022.

- [21] Cristian Timbi-Sisalima, Mary Sánchez-Gordón, José Ramón Hilera-Gonzalez, and Salvador Otón-Tortosa. Quality assurance in e-learning : a proposal from accessibility to sustainability. *Sustainability*, 14(5) :3052, 2022.
- [22] Gloria Milena Fernandez Nieto, Kirsty Kitto, Simon Buckingham Shum, and Roberto Martinez-Maldonado. Beyond the learning analytics dashboard : Alternative ways to communicate student data insights combining visualisation, narrative and storytelling. In *LAK22 : 12th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, pages 219–229, 2022.
- [23] Fatma Bayrak, Arif Altun, et al. Development of online course satisfaction scale. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 21(4) :110–123, 2020.
- [24] Florence Martin and Doris U Bolliger. Designing online learning in higher education. *Handbook of Open, Distance and Digital Education*, pages 1217–1236, 2023.
- [25] Sumei van Antwerpen and Riaan Dirkse van Schalkwyk. A service quality framework for private higher open distance e-learning institutions in south-africa. *The Journal of Quality in Education*, 13(21) :32–44, 2023.
- [26] Phillip Dangaiso, Forbes Makudza, and Hope Hogo. Modelling perceived e-learning service quality, student satisfaction and loyalty. a higher education perspective. *Cogent Education*, 9(1) :2145805, 2022.
- [27] Jie Lu and Guangquan Zhang. Cost benefit factor analysis in e-services. *International Journal of Service Industry Management*, 14(5) :570–595, 2003.
- [28] Hossein Mohammadi. Investigating users’ perspectives on e-learning : An integration of tam and is success model. *Computers in human behavior*, 45 :359–374, 2015.
- [29] Brian K Trombley and Doris Lee. Web-based learning in corporations : who is using it and why, who is not and why not? *Journal of Educational Media*, 27(3) :137–146, 2002.
- [30] Gandolfo Dominici and Federica Palumbo. How to build an e-learning product : Factors for student/customer satisfaction. *Business Horizons*, 56(1) :87–96, 2013.
- [31] Adina-Petruta Pavel, Andreas Fruth, and Monica-Nicoleta Neacsu. Ict and e-learning–catalysts for innovation and quality in higher education. *Procedia economics and finance*, 23 :704–711, 2015.
- [32] David W Chapman. The management and administration of education across asia : Changing challenges. *International Journal of Educational Research*, 29(7) :603–626, 1998.

- [33] Al Khalaf Moussa, Verghese Lilly, and Mushtaq Syed Khaja. Cytogenetic and immuno-histochemical characterization of fragile x syndrome in a kuwaiti family : Rapid antibody test for the diagnosis of mental retardation patients. 2001.
- [34] Jay Cross. An informal history of elearning. *On the Horizon*, 12(3) :103–110, 2004.
- [35] Ahlam Mohammed Al-Abdullatif and Azza Ali Gameil. The effect of digital technology integration on students' academic performance through project-based learning in an e-learning environment. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 16(11), 2021.
- [36] Albert Sangrà, Dimitrios Vlachopoulos, and Nati Cabrera. Building an inclusive definition of e-learning : An approach to the conceptual framework. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 13(2) :145–159, 2012.
- [37] Said Talhi. *Intégration des technologies de coopération et d'intelligence dans les environnements d'apprentissage à distance*. PhD thesis, Université de Batna 2, 2007.
- [38] C. Cherkaoui. Positionnement historique du terme EIAH. <http://apprendreenligne.over-blog.com/2016/10/positionnement-historique-du-terme-eiah.html>, 2016. Online ; accessed 31 October 2022.
- [39] M David Merrill, Edward W Schneider, and Kathie A Fletcher. *Ticcit*, volume 2. Educational Technology, 1980.
- [40] Marion O Hagler and William M Marcy. The legacy of plato and ticcit for learning with computers. *Computer Applications in Engineering Education*, 8(2) :127–131, 2000.
- [41] Bruce Dixon. A high stakes question for the world's highest stakes test. <https://modernlearners.com/a-high-stakes-question-for-the-worlds-highest-stakes-test>, 2022. Online ; Accessed 13-May-2022.
- [42] VICE News Ernie Smithn. The greatest computer network you've never heard of. <https://www.vice.com/en/article/pa3vvg/the-greatest-computer-network-youve-never-heard-of>, 2017. Online ; Accessed 18-February-2022.
- [43] Jaime R Carbonell. Ai in cai : An artificial-intelligence approach to computer-assisted instruction. *IEEE transactions on man-machine systems*, 11(4) :190–202, 1970.
- [44] Karen E Brinkley-Etzkorn. Learning to teach online : Measuring the influence of faculty development training on teaching effectiveness through a tpack lens. *The Internet and Higher Education*, 38 :28–35, 2018.

- [45] Nicolas BALACHEFF. Les connaissances, pluralité de conceptions le cas des mathématiques. In *Journées francophones d'ingénierie des connaissances*, pages 83–90, 2000.
- [46] Tom Murray, Klaus Schultz, David Brown, and John Clement. An analogy-based computer tutor for remediating physics misconceptions. *Interactive Learning Environments*, 1(2) :79–101, 1990.
- [47] Gordon I McCalla. The central importance of student modelling to intelligent tutoring. In *New directions for intelligent tutoring systems*, pages 107–131. Springer, 1992.
- [48] Guy Gouardères, Anton Minko, and Luc Richard. Simulation and multi-agent environment for aircraft maintenance learning. In *International Conference on Artificial Intelligence : Methodology, Systems, and Applications*, pages 152–166. Springer, 2000.
- [49] Pierre Dillenbourg and John A Self. People power : A human-computer collaborative learning system. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, pages 651–660. Springer, 1992.
- [50] John R Anderson, C Franklin Boyle, and Gregg Yost. The geometry tutor. In *IJCAI*, pages 1–7, 1985.
- [51] Noa Aharony and Judit Bar-Ilan. Students' academic reading preferences : An exploratory study. *Journal of Librarianship and Information Science*, 50(1) :3–13, 2018.
- [52] John Seely Brown and Richard R Burton. Diagnostic models for procedural bugs in basic mathematical skills. *Cognitive science*, 2(2) :155–192, 1978.
- [53] John Seely Brown, Richard R Burton, Catherine Hausmann, Ira Goldstein, and Bill Huggins. Aspects of a theory for automated student modelling. Technical report, BOLT BERANEK AND NEWMAN INC CAMBRIDGE MASS, 1977.
- [54] Antonija Mitrović. Experiences in implementing constraint-based modeling in sql-tutor. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, pages 414–423. Springer, 1998.
- [55] Monique Baron, Régis Gras, and Jean-François Nicaud. Actes des deuxièmes journées eiao de cachan. *les éditions de l'école normale de Cachan*, 1991.
- [56] Mehnaoui Zohra. *Recommandation de collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif*. PhD thesis, Université de 8 Mai 1945 Guelma - Algérie, 2018.
- [57] Nicolas , Monique Baron, Cyrille Desmoulins, Monique Grandbastien, and Martial Vivet. Conception d'environnements interactifs d'apprentissage avec ordinateur. tendances et perspectives. *Actes des journées nationales du PRC IA*, pages 315–338, 1997.

- [58] Maaïke Grammens, Michiel Voet, Ruben Vanderlinde, Lieselot Declercq, and Bram De Wever. A systematic review of teacher roles and competences for teaching synchronously online through videoconferencing technology. *Educational Research Review*, 37 :100461, 2022.
- [59] Catharyn Shelton, Leanna Archambault, and Lauren McArthur Harris. The quest for quality within an online educational marketplace : Indicators of expert-evaluated quality in us history activities. *Journal of Digital Learning in Teacher Education*, 39(3) :145–163, 2023.
- [60] Neil Selwyn. Education and ‘the digital’. *British Journal of Sociology of Education*, 35(1) :155–164, 2014.
- [61] Jason M Lodge. Do the learning sciences have a place in higher education research? *Higher Education Research & Development*, 35(3) :634–637, 2016.
- [62] I Elaine Allen and Jeff Seaman. Grade change : Tracking online education in the united states. *Babson Survey Research Group*, 2014.
- [63] Matthew Koehler and Punya Mishra. What is technological pedagogical content knowledge (tpack)? *Contemporary issues in technology and teacher education*, 9(1) :60–70, 2009.
- [64] M’hammed Abdous. E-learning quality assurance : a process-oriented lifecycle model. *Quality assurance in Education*, 17(3) :281–295, 2009.
- [65] Túlio Acácio Bandeira Galvão, Francisco Milton Mendes Neto, Marcos Tullyo Campos, and Edson de Lima Cosme Júnior. An approach to assess knowledge and skills in risk management through project-based learning. *International Journal of Distance Education Technologies (IJDET)*, 10(3) :17–34, 2012.
- [66] Mara Cameran, Peter Moizer, and Angela Pettinicchio. Customer satisfaction, corporate image, and service quality in professional services. *The service industries journal*, 30(3) :421–435, 2010.
- [67] Sri Hartini Jatmikowati. A study of public policy implementation in e-administration services. *Academy of Strategic Management Journal*, 20 :1–23, 2021.
- [68] Andrei Octavian Paraschivescu, Florin Mihai Căprioară, and G Bacovia. Strategic quality management. *Economy Transdisciplinarity Cognition*, 17(1) :19–27, 2014.
- [69] KW Hipps and GA Crosby. Applications of the photoelastic modulator to polarization spectroscopy. *Journal of Physical Chemistry*, 83(5) :555–562, 1979.

- [70] Gökhan Alptekin, Yusuf Yıldırım, Hakan Altinpulluk, and Onur Yumurtacı. An analysis of the learning styles in online environments of graduate students studying distance education. *Journal of Applied Learning and Teaching*, 6(2), 2023.
- [71] Sarah Guri-Rosenblit. ‘distance education’and ‘e-learning’ : Not the same thing. *Higher education*, 49 :467–493, 2005.
- [72] Yi Yang and Linda F Cornelius. Students’ perceptions towards the quality of online education : A qualitative approach. *Association for Educational Communications and Technology*, 2004.
- [73] Mike Perkins. Academic integrity considerations of ai large language models in the post-pandemic era : Chatgpt and beyond. *Journal of university teaching & learning practice*, 20(2) :07, 2023.
- [74] Sarah Guri-Rosenblit. Diverse higher education systems : Reflecting local and regional academic cultures. In *Higher Education in the Next Decade*, pages 205–224. Brill, 2021.
- [75] Sarah Knopf-Amelung, Heather Gotham, Araba Kuofie, Pamela Young, Ronalda Manney Stinson, Jolene Lynn, Kendra Barker, and Jessica Hildreth. Comparison of instructional methods for screening, brief intervention, and referral to treatment for substance use in nursing education. *Nurse Educator*, 43(3) :123–127, 2018.
- [76] Namrata R Godbole, Peter F Delaney, and Peter PJJL Verkoeijen. The spacing effect in immediate and delayed free recall. *Memory*, 22(5) :462–469, 2014.
- [77] Jan M Pawlowski. Quality mark e-learning : developing process-and product-oriented quality for learning, education and training. *International Journal of Learning Technology*, 3(1) :51–71, 2007.
- [78] Ulf-Daniel Ehlers, Jan Martin Pawlowski, Claudio Dondi, Michela Moretti, and Fabio Nascimbeni. Quality of e-learning : Negotiating a strategy, implementing a policy. *Handbook on quality and standardisation in e-learning*, pages 31–50, 2006.
- [79] Vahid Baradaran and Elaheh Ghorbani. Development of fuzzy exploratory factor analysis for designing an e-learning service quality assessment model. *International Journal of Fuzzy Systems*, 22 :1772–1785, 2020.
- [80] Muhammad Giatman, Sri Siswati, and Irma Yulia Basri. Online learning quality control in the pandemic covid-19 era in indonesia. *Journal of Nonformal Education*, 6(2) :168–175, 2020.

- [81] Weiyuan Zhang and Yau Ling Cheng. Quality assurance in e-learning : Pdpp evaluation model and its application. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 13(3) :66–82, 2012.
- [82] Brett E Shelton, Jui-long Hung, and Patrick R Lowenthal. Predicting student success by modeling student interaction in asynchronous online courses. *Distance Education*, 38(1) :59–69, 2017.
- [83] Ashraf Ali Bani Yassin. The effect of using interactive simulation (phet) and virtual laboratories (praxilabs) on tenth-grade students’ achievement in physics. *Britain International of Linguistics Arts and Education (BIO LAE) Journal*, 4(2) :58–72, 2022.
- [84] George Siemens and Phil Long. Penetrating the fog : Analytics in learning and education. *EDUCAUSE review*, 46(5) :30, 2011.
- [85] Jihyun Kim, Hayeon Song, and Wen Luo. Broadening the understanding of social presence : Implications and contributions to the mediated communication and online education. *Computers in human behavior*, 65 :672–679, 2016.
- [86] Laurie EC Delnoij, Kim JH Dirkx, José PW Janssen, and Rob L Martens. Predicting and resolving non-completion in higher (online) education—a literature review. *Educational Research Review*, 29 :100313, 2020.
- [87] Clinton Smith. Challenges and opportunities for teaching students with disabilities during the covid-19 pandemic. *International Journal of Multidisciplinary Perspectives in Higher Education*, 5(1) :167–173, 2020.
- [88] Shelly Marasi, Brian Jones, and Janna M Parker. Faculty satisfaction with online teaching : a comprehensive study with american faculty. *Studies in Higher Education*, 47(3) :513–525, 2022.
- [89] Helena Rodrigues, Filomena Almeida, Vanessa Figueiredo, and Sara L Lopes. Tracking e-learning through published papers : A systematic review. *Computers & education*, 136 :87–98, 2019.
- [90] J Phil Gibson and Kristen Shelton. Introductory biology students’ opinions on the pivot to crisis distance education in response to the covid-19 pandemic. *Journal of College Science Teaching*, 51(1) :12–18, 2021.
- [91] Cheng Zhang, Xiyan Weng, and Yilin Guo. Digital infrastructure construction and household energy efficiency : Based on a quasi-natural experiment in china. *Science of The Total Environment*, 911 :168544, 2024.

- [92] Shalini Bassi, Deepika Bahl, Heeya Maity, Stefanie Dringus, and Monika Arora. 52. engagement of peer educators from india's national adolescent health programme during the covid-19 pandemic response. *Journal of Adolescent Health*, 72(3) :S33–S34, 2023.
- [93] Olusiji Adebola Lasekan, Vengalarao Pachava, Margot Teresa Godoy Pena, Siva Krishna Golla, and Mariya Samreen Raje. Investigating factors influencing students' engagement in sustainable online education. *Sustainability*, 16(2) :689, 2024.
- [94] Chevy van Dorresteijn, Dina Fajardo-Tovar, Natalie Pareja Roblin, Frank Cornelissen, Monique Meij, Joke Voogt, and Monique Volman. What factors contribute to effective online higher education? a meta-review. *Technology, Knowledge and Learning*, pages 1–32, 2024.
- [95] Daniel FO Onah, Elaine LL Pang, and Jane E Sinclair. An investigation of self-regulated learning in a novel mooc platform. *Journal of Computing in Higher Education*, 36(1) :57–90, 2024.
- [96] Yongliang Wang. Probing into the boredom of online instruction among chinese english language teachers during the covid-19 pandemic. *Current Psychology*, 43(13) :12144–12158, 2024.
- [97] Jodi Benenson and Skylar Johnson. Students as engaged partners in directed research courses. *Engaged Scholar Journal*, 10(1) :25–33, 2024.
- [98] Lucas Kohnke, Dennis Fount, and Di Zou. Microlearning : A new normal for flexible teacher professional development in online and blended learning. *Education and Information Technologies*, 29(4) :4457–4480, 2024.
- [99] Samantha R Brindley, Amalia M Skyberg, Andrew J Graves, Jessica J Connelly, Meghan H Puglia, and James P Morris. Functional brain connectivity during social attention predicts individual differences in social skill. *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, 18(1) :nsad055, 2023.
- [100] Jinchi Guo and Jie Huang. Information literacy education during the pandemic : The cases of academic libraries in chinese top universities. *The Journal of Academic Librarianship*, 47(4) :102363, 2021.
- [101] Florence Martin and Doris U Bolliger. Developing an online learner satisfaction framework in higher education through a systematic review of research. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19(1) :50, 2022.
- [102] Bongani T Gamede, Oluwatoyin Ayodele Ajani, and Olufemi Sunday Afolabi. Exploring the adoption and usage of learning management system as alternative for curriculum

- delivery in south african higher education institutions during covid-19 lockdown. *International Journal of Higher Education*, 11(1) :71–84, 2022.
- [103] Sara W Bailey and S Sudha. Too little, too late? : Can an integrated empathy-building intervention shift gero-attitudes for undergraduates in an online course? *Gerontology & Geriatrics Education*, 43(4) :520–536, 2022.
- [104] Joyce Wangui Gikandi. Enhancing e-learning through integration of online formative assessment and teaching presence. *International Journal of Online Pedagogy and Course Design (IJOPCD)*, 11(2) :48–61, 2021.
- [105] Mohammed Amin Almaiah, Khadija Alhumaid, Abid Aldhuhoori, Noha Alnazzawi, Ahmad Aburayya, Raghad Alfaisal, Said A Salloum, Abdalwali Lutfi, Ahmed Al Mulhem, Tayseer Alkhdour, et al. Factors affecting the adoption of digital information technologies in higher education : An empirical study. *Electronics*, 11(21) :3572, 2022.
- [106] Shem Unger and William R Meiran. Student attitudes towards online education during the covid-19 viral outbreak of 2020 : distance learning in a time of social distance. *International Journal of Technology in Education and Science*, 4(4) :256–266, 2020.
- [107] Tania Heap, Ruthanne Thompson, and Adam Fein. Designing teacher professional development programs to support a rapid shift to digital. *Educational Technology Research and Development*, 69 :35–38, 2021.
- [108] Chaya Gopalan, Carolyn Butts-Wilmsmeyer, and Vanessa Moran. Virtual flipped teaching during the covid-19 pandemic. *Advances in physiology education*, 45(4) :670–678, 2021.
- [109] Tsipi Heart, Elad Finklestein, and Menashe Cohen. Insights from pre covid-19 perceptions of law students on four learning methods : implications for future design of blended learning. *Quality Assurance in Education*, 30(1) :32–50, 2022.
- [110] Natasha Layton, Melanie Hoyle, Adam Lo, Libby Callaway, Emma M Smith, Rosalie Wang, Katarina Baudin, Cecilia Pettersson, and Rosemary Joan Gowran. Occupational therapy and its roles in implementing the who/unicef global report on assistive technology. *World Federation of Occupational Therapists Bulletin*, 79(2) :109–117, 2023.
- [111] Ahmed Al Mulhem. Investigating the effects of quality factors and organizational factors on university students' satisfaction of e-learning system quality. *Cogent Education*, 7(1) :1787004, jan 2020.
- [112] Dalia Kamal and Fathi Alnagar. Using Artificial Neural Network to Predicted Student Satisfaction in E-learning. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 8(3) :90–95, 2020.

- [113] Muhammad Amaad Uppal, Samnan Ali, and Stephen R Gulliver. Factors determining e-learning service quality. *British Journal of Educational Technology*, 49(3) :412–426, 2018.
- [114] Fabio Nazareno Machado-Da-Silva, Fernando de Souza Meirelles, Douglas Filenga, and Marino Brugnolo Filho. Student satisfaction process in virtual learning system : Considerations based in information and service quality from brazil’s experience. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 15(3) :122–142, 2014.
- [115] Manuela Aparicio, Fernando Bacao, and Tiago Oliveira. Grit in the path to e-learning success. *Computers in Human Behavior*, 66 :388–399, 2017.
- [116] Fazil Abdullah and Rupert Ward. Developing a general extended technology acceptance model for e-learning (getamel) by analysing commonly used external factors. *Computers in human behavior*, 56 :238–256, 2016.
- [117] Ali Tarhini, Kate Hone, Xiaohui Liu, and Takwa Tarhini. Examining the moderating effect of individual-level cultural values on users’ acceptance of e-learning in developing countries : a structural equation modeling of an extended technology acceptance model. *Interactive Learning Environments*, 25(3) :306–328, 2017.
- [118] Lin Lin, Danhua Zhou, Jingying Wang, and Yu Wang. A systematic review of big data driven education evaluation. *SAGE Open*, 14(2) :21582440241242180, 2024.
- [119] Johan Muller and Ursula Hoadley. Curriculum reform and learner performance : An obstinate paradox in the quest for equality. *South African schooling : The enigma of inequality*, pages 109–125, 2019.
- [120] Arfan Shahzad, Rohail Hassan, Adejare Yusuff Aremu, Arsalan Hussain, and Rab Nawaz Lodhi. Effects of COVID-19 in E-learning on higher education institution students : the group comparison between male and female. *Quality & Quantity*, 55(3) :805–826, jun 2021.
- [121] Wilson P Mwakyusa. Impediments of e-learning adoption in higher learning institutions of tanzania : An empirical review. 2016.
- [122] Abdullah Alhabeeb and Jennifer Rowley. Critical success factors for elearning in saudi arabian universities. *International Journal of Educational Management*, 2017.
- [123] Quadri Noorulhasan Naveed, A Muhammad, Sumaya Sanober, Mohamed Rafik N Qureshi, and Asadullah Shah. A mixed method study for investigating critical success factors (csfs) of e-learning in saudi arabian universities. *methods*, 8(5) :171–178, 2017.

- [124] Aminudin Zuhairi, Navaratnasamy Karthikeyan, and Saman Thushara Priyadarshana. Supporting students to succeed in open and distance learning in the open university of sri lanka and universitas terbuka indonesia. *Asian Association of Open Universities Journal*, 15(1) :13–35, 2020.
- [125] Barween Al Kurdi, Muhammad Alshurideh, Said Salloum, Zaid Obeidat, and Rami Al-dweeri. An empirical investigation into examination of factors influencing university students' behavior towards elearning acceptance using sem approach. 2020.
- [126] Cheng-Min Chao. Factors determining the behavioral intention to use mobile learning : An application and extension of the utaut model. *Frontiers in psychology*, 10 :1652, 2019.
- [127] Mohammed Amin Almaiah and Ibrahim Youssef Alyoussef. Analysis of the effect of course design, course content support, course assessment and instructor characteristics on the actual use of e-learning system. *Ieee Access*, 7 :171907–171922, 2019.
- [128] Beatriz Serrano-Solano, Melanie C Föll, Cristóbal Gallardo-Alba, Anika Erxleben, Helena Rasche, Saskia Hiltmann, Matthias Fahrner, Mark J Dunning, Marcel H Schulz, Beáta Scholtz, et al. Fostering accessible online education using galaxy as an e-learning platform. *PLoS computational biology*, 17(5) :e1008923, 2021.
- [129] Neni Seliana, Arif Imam Suroso, and Lilik Noor Yuliaty. Evaluation of e-learning implementation in the university using delone and mclean success model. *Jurnal Aplikasi Manajemen*, 18(2) :345–352, 2020.
- [130] Feby Artwodini Muqtadiroh, Anisah Herdiyanti, and Noptrina Puspitasari. The e-learning quality model to examine students' behavioral intention to use online learning platform in a higher education institution. *Khazanah Informatika : Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 6(2), 2020.
- [131] Ahmed Al Mulhem. Investigating the effects of quality factors and organizational factors on university students' satisfaction of e-learning system quality. *Cogent Education*, 7(1) :1787004, 2020.
- [132] C Pham, N Vu, and G Tran. The role of e-learning service quality and e-trust on e-loyalty. *Management Science Letters*, 10(12) :2741–2750, 2020.
- [133] Hao Xu, Zhi-Ping Fan, Yang Liu, Wu-Liang Peng, and Yin-Yun Yu. A method for evaluating service quality with hesitant fuzzy linguistic information. *International Journal of Fuzzy Systems*, 20 :1523–1538, 2018.

- [134] Erwin Daniel Sitanggang, Maradu Sihombing, Maranata Pasaribu, and Beny Irawan. Analysis of elearning quality measurement with webqual method at politeknik mbp medan. *INFOKUM*, 10(1) :64–73, 2021.
- [135] Ragad M Tawafak, Awanis BT Romli, and Maryam Alsinani. E-learning system of ucom for improving student assessment feedback in oman higher education. *Education and Information Technologies*, 24 :1311–1335, 2019.
- [136] Khe Foon Hew, Xiang Hu, Chen Qiao, and Ying Tang. What predicts student satisfaction with moocs : A gradient boosting trees supervised machine learning and sentiment analysis approach. *Computers & Education*, 145 :103724, 2020.
- [137] M Amaad Uppal, Samnan Ali, Zunaira Zahid, and Muhammad Basir. Investigating the impact of language on e-learning quality using servqual model. 2020.
- [138] Arfan Shahzad, Rohail Hassan, Adejare Yusuff Aremu, Arsalan Hussain, and Rab Nawaz Lodhi. Effects of covid-19 in e-learning on higher education institution students : the group comparison between male and female. *Quality & quantity*, 55 :805–826, 2021.
- [139] Heni Susilowati. E-learning systems : System quality, information quality and service quality on user satisfaction. *Journal of Business and Management Review*, 1(3) :208–222, 2020.
- [140] Ammar Abdulameer Ali Zwain. Technological innovativeness and information quality as neoteric predictors of users’ acceptance of learning management system : An expansion of utaut2. *Interactive Technology and Smart Education*, 16(3) :239–254, 2019.
- [141] Abdeslam Rehami, Yassine Sadqi, Yassine Maleh, Gurjot Singh Gaba, and Andrei Gurtov. Towards a federated and hybrid cloud computing environment for sustainable and effective provisioning of cyber security virtual laboratories. *Expert Systems with Applications*, 252 :124267, 2024.
- [142] Asep Rifky Subagja, Febby Fidiyanti, and Tri Sutrisno. The influence of electronic service quality, transaction costs and experience value on online satisfaction and loyalty of halodoc application users. *Co-Value Jurnal Ekonomi Koperasi dan kewirausahaan*, 14(8) :1239–1251, 2024.
- [143] Quang Huy Pham and Kien Phuc Vu. Leveraging lecturers’ intelligence for student engagement enrichment in blended learning courses. *Cogent Education*, 11(1) :2334930, 2024.
- [144] Muhammad Farrukh Shahzad, Shuo Xu, Xin An, and Iqra Javed. Assessing the impact of ai-chatbot service quality on user e-brand loyalty through chatbot user trust, experience

- and electronic word of mouth. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 79 :103867, 2024.
- [145] Andrean Permadi and Eni Susilowati. Social media in higher education learning and teaching. *JOURNAL OF EDUCATION : DEVELOPMENT AND REVIEW (JEDAR)*, 1(1) :21–39, 2024.
- [146] Asiye Dursun, Yılmaz Kaplan, Tuğçe Altunbaş, and Muhammed Bahtiyar. The mediating effect of experiential avoidance on the relationship between psychological resilience and psychological needs in the covid-19 pandemic. *Current Psychology*, 43(14) :13011–13021, 2024.
- [147] Simon Buckingham Shum and Rebecca Ferguson. Social learning analytics. *Journal of educational technology & society*, 15(3) :3–26, 2012.
- [148] Cristobal Romero and Sebastian Ventura. Educational data mining and learning analytics : An updated survey. *Wiley interdisciplinary reviews : Data mining and knowledge discovery*, 10(3) :e1355, 2020.
- [149] Mohamed Amine Chatti, Anna Lea Dyckhoff, Ulrik Schroeder, and Hendrik Thüs. A reference model for learning analytics. *International journal of Technology Enhanced learning*, 4(5-6) :318–331, 2012.
- [150] Joanna Alvarado-Uribe, Paola Mejía-Almada, Ana Luisa Masetto Herrera, Roland Molontay, Isabel Hilliger, Vinayak Hegde, José Enrique Montemayor Gallegos, Renato Armando Ramírez Díaz, and Hector G Ceballos. Student dataset from tecnologico de monterrey in mexico to predict dropout in higher education. *Data*, 7(9) :119, 2022.
- [151] Carla C Johnson, Janet B Walton, Lacey Strickler, and Jennifer Brammer Elliott. Online teaching in k-12 education in the united states : A systematic review. *Review of Educational Research*, 93(3) :353–411, 2023.
- [152] Dongsuk Kang and Min Jae Park. Interaction and online courses for satisfactory university learning during the covid-19 pandemic. *The International Journal of Management Education*, 20(3) :100678, 2022.
- [153] Wen-Hsiung Wu, Hao-Yun Kao, Sheng-Hsiu Wu, and Chun-Wang Wei. Development and evaluation of affective domain using student’s feedback in entrepreneurial massive open online courses. *Frontiers in psychology*, 10 :1109, 2019.
- [154] Margarida Lucas and Paulo Nuno Vicente. A double-edged sword : Teachers’ perceptions of the benefits and challenges of online teaching and learning in higher education. *Education and Information Technologies*, 28(5) :5083–5103, 2023.

- [155] Rabindra Ratan, Chimobi Ucha, Yiming Lei, Chaeyun Lim, Whisnu Triwibowo, Stephen Yelon, Anna Sheahan, Bailey Lamb, Baxter Deni, and Vivian Hsueh Hua Chen. How do social presence and active learning in synchronous and asynchronous online classes relate to students' perceived course gains? *Computers & Education*, 191 :104621, 2022.
- [156] Mireia Usart, Carme Grimalt-Álvaro, and Adolf Maria Iglesias-Estradé. Gender-sensitive sentiment analysis for estimating the emotional climate in online teacher education. *Learning Environments Research*, 26(1) :77–96, 2023.
- [157] Audrey Raynault, Solange Ciavaldini-Cartaut, Esther Simard St-Pierre, Imène Kaba, Ti-phanie Bouchez, and Stéphane Munck. Conception d'une formation interdisciplinaire à la collaboration interprofessionnelle en santé et services sociaux en partenariat patient : contribution d'une approche capacitante renforcée par le design pédagogique. *Revue internationale du CRIRES*, 7(2) :6–46, 2023.
- [158] Jerry Chih-Yuan Sun, Yiming Liu, Xi Lin, and Xiao Hu. Temporal learning analytics to explore traces of self-regulated learning behaviors and their associations with learning performance, cognitive load, and student engagement in an asynchronous online course. *Frontiers in Psychology*, 13 :1096337, 2023.
- [159] Teresa Freire and Carolina Rodríguez. The transformation to an online course in higher education results in better student academic performance. *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 25(1) :299–322, 2022.
- [160] Ahmet Z Uluer, Gordon MacGregor, Pilar Azevedo, Veronica Indihar, Claire Keating, Marcus A Mall, Edward F McKone, Bonnie W Ramsey, Steven M Rowe, Ronald C Rubenstein, et al. Safety and efficacy of vanzacaftor–tezacaftor–deutivacaftor in adults with cystic fibrosis : randomised, double-blind, controlled, phase 2 trials. *The Lancet Respiratory Medicine*, 11(6) :550–562, 2023.
- [161] Konstantina Martzoukou, Errol Sadullah Luders, Jane Mair, Petros Kostagiolas, Neil Johnson, Fiona Work, and Crystal Fulton. A cross-sectional study of discipline-based self-perceived digital literacy competencies of nursing students. *Journal of advanced nursing*, 80(2) :656–672, 2024.
- [162] Wilson Chango, Juan A Lara, Rebeca Cerezo, and Cristóbal Romero. A review on data fusion in multimodal learning analytics and educational data mining. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Data Mining and Knowledge Discovery*, 12(4) :e1458, 2022.

- [163] Juliana Elisa Raffaghelli, Stefania Manca, Bonnie Stewart, Paul Prinsloo, and Albert Sangrà. Supporting the development of critical data literacies in higher education : Building blocks for fair data cultures in society, 2020.
- [164] Rebecca Ferguson. Ethical challenges for learning analytics. *Journal of Learning Analytics*, 6(3) :25–30, 2019.
- [165] Bart Rienties, Quan Nguyen, Wayne Holmes, and Katharine Reedy. A review of ten years of implementation and research in aligning learning design with learning analytics at the open university uk. *Interaction Design and Architecture (s)*, 33 :134–154, 2017.
- [166] Niriaska Perozo, José Aguilar, Oswaldo Terán, and Heidy Molina. An affective model for the multiagent architecture for self-organizing and emergent systems (masoes). *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería Universidad del Zulia*, 35(1) :080–090, 2012.
- [167] Weiqi Xu, Yajuan Wu, and Fan Ouyang. Multimodal learning analytics of collaborative patterns during pair programming in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1) :8, 2023.
- [168] Meehyun Yoon, Jungeun Lee, and Il-Hyun Jo. Video learning analytics : Investigating behavioral patterns and learner clusters in video-based online learning. *The Internet and Higher Education*, 50 :100806, 2021.
- [169] Mohd Abdul Ahad, Gautami Tripathi, and Parul Agarwal. Learning analytics for ioe based educational model using deep learning techniques : architecture, challenges and applications. *Smart Learning Environments*, 5(1) :7, 2018.
- [170] André Pretorius. A pedagogy to support learning analytics : A case for a specific higher education institution. In *Handbook of Research on AI and Machine Learning Applications in Customer Support and Analytics*, pages 56–79. IGI Global, 2023.
- [171] Ergün Yurtbakan and Onur Batmaz. Analysis of dialogic reading’s effects on primary school 4th graders’ views on values education and attitudes towards reading. *Psycho-Educational Research Reviews*, 12(1), 2023.
- [172] Mladen Raković, Dragan Gašević, Saeed Ul Hassan, José A Ruipérez Valiente, Naif Aljohani, and Sandra Milligan. Learning analytics and assessment : Emerging research trends, promises and future opportunities. *British Journal of Educational Technology*, 2023.
- [173] María Sánchez-Zafra, Mercedes Gómez-López, Rosario Ortega-Ruiz, and Carmen Viejo. The association between dating violence victimization and the well-being of young people : A systematic review and meta-analysis. *Psychology of Violence*, 2024.

- [174] Cristina Conati and Sébastien Lallé. Student modeling in open-ended learning environments. *Handbook of Artificial Intelligence in Education*, pages 170–183, 2023.
- [175] Konstantina Chrysafiadi, Maria Virvou, George A Tsihrintzis, and Ioannis Hatzilygeroudis. Evaluating the user’s experience, adaptivity and learning outcomes of a fuzzy-based intelligent tutoring system for computer programming for academic students in greece. *Education and Information Technologies*, 28(6) :6453–6483, 2023.
- [176] Rochdi Boudjehem and Yacine Laffi. A new approach to identify dropout learners based on their performance-based behavior. *J. Univers. Comput. Sci.*, 27(10) :1001–1025, 2021.
- [177] Liping Fu. Social support in class and learning burnout among chinese efl learners in higher education : Are academic buoyancy and class level important ? *Current Psychology*, 43(7) :5789–5803, 2024.
- [178] Manuel Valle Torre, Marcus Specht, and Catharine Oertel. The sequence matters : A systematic literature review of using sequence analysis in learning analytics. *arXiv preprint arXiv :2308.01218*, 2023.
- [179] Fan Ouyang, Mian Wu, Luyi Zheng, Liyin Zhang, and Pengcheng Jiao. Integration of artificial intelligence performance prediction and learning analytics to improve student learning in online engineering course. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1) :4, 2023.
- [180] Carolyn Rosé, Meredith Riggs, and Nicole Barbaro. Social analytics to support engagement with learning communities. *Handbook of Artificial Intelligence in Education*, pages 370–388, 2023.
- [181] Nubia Andrea del Pilar Gonzalez and Andrés Chiappe. Learning analytics and personalization of learning : a review. *Ensaio : Avaliação e Políticas Públicas em Educação*, 32 :e0244234, 2024.
- [182] Christopher CY Yang and Hiroaki Ogata. Personalized learning analytics intervention approach for enhancing student learning achievement and behavioral engagement in blended learning. *Education and Information Technologies*, 28(3) :2509–2528, 2023.
- [183] Marcus Kubsch, Daniela Caballero, and Pablo Uribe. Once more with feeling : Emotions in multimodal learning analytics. In *The Multimodal Learning Analytics Handbook*, pages 261–285. Springer, 2022.
- [184] Andy Nguyen, Lesley A Gardner, and Don Sheridan. A framework for applying learning analytics in serious games for people with intellectual disabilities. *British Journal of Educational Technology*, 49(4) :673–689, 2018.

- [185] Noriyuki Fujima, V Carlota Andreu-Arasa, Sara K Meibom, Gustavo A Mercier, Andrew R Salama, Minh Tam Truong, and Osamu Sakai. Deep learning analysis using fdg-pet to predict treatment outcome in patients with oral cavity squamous cell carcinoma. *European Radiology*, 30 :6322–6330, 2020.
- [186] CE Ackerman. What are positive and negative emotions and do we need both? *Positive Psychology. com*, 2021.
- [187] Boughida Adil, Kouahla Mohamed Nadjib, and Lafifi Yacine. A novel approach for facial expression recognition. In *2019 International Conference on Networking and Advanced Systems (ICNAS)*, pages 1–5. IEEE, 2019.
- [188] Efthymios Alepis and Maria Virvou. Automatic generation of emotions in tutoring agents for affective e-learning in medical education. *Expert Systems with Applications*, 38(8) :9840–9847, 2011.
- [189] Youssouf Abda, Zohra Mehenaoui, Yacine Lafifi, and Rochdi Boudjehem. A new approach for assessing the quality of online courses. *Education and Information Technologies*, pages 1–28, 2023.
- [190] David A Back, Florian Behringer, Nicole Haberstroh, Jan P Ehlers, Kai Sostmann, and Harm Peters. Learning management system and e-learning tools : an experience of medical students’ usage and expectations. *International journal of medical education*, 7 :267, 2016.
- [191] Yafei Shi, Mingwen Tong, and Taotao Long. Investigating relationships among blended synchronous learning environments, students’ motivation, and cognitive engagement : A mixed methods study. *Computers & Education*, 168 :104193, 2021.
- [192] B Indira, K Valarmathi, and D Devaraj. An approach to enhance packet classification performance of software-defined network using deep learning. *Soft Computing*, 23(18) :8609–8619, 2019.
- [193] Merriam-Webster. Definition of emotion.
- [194] Moon-Heum Cho and Daniel A Castañeda. Motivational and affective engagement in learning spanish with a mobile application. *System*, 81 :90–99, 2019.
- [195] Markus Perkmann, Rossella Salandra, Valentina Tartari, Maureen McKelvey, and Alan Hughes. Academic engagement : A review of the literature 2011-2019. *Research policy*, 50(1) :104114, 2021.
- [196] Luca Anzalone. Training alternative dlib shape predictor models using python, October 2018.

- [197] Reine Al Sahyouni Bou Fadel. *TIC et apprentissage de l'interculturalité*. PhD thesis, Université Michel de Montaigne-Bordeaux III, 2014.
- [198] Virginia Milan. L'intégration du numérique dans l'enseignement-apprentissage du français langue étrangère (fle).
- [199] Rohan Pearce. Dead database walking : Mysql's creator on why the future belongs to mariadb. https://www2.computerworld.com.au/article/457551/dead_database_walking_mysql_creator_why_future_belongs_mariadb, 2013. [Accessed 18-September-2022].
- [200] moodle.org. Fonctionnalités de Moodle. <https://docs.moodle.org/4x/fr/Fonctionnalit%C3%A9s>. Online; accessed 19 June 2022.

Annexes

Annexe A

Questionnaire FactQualCL (inspiré du questionnaire ESQAM [79])

1 Quels sont les facteurs les plus influents dans l'évaluation de la qualité de l'apprentissage en ligne ?

Dans le cadre de la préparation d'une thèse de doctorat en informatique sur les méthodes et technologies innovantes et intelligentes pour améliorer la qualité de l'enseignement à distance, nous avons créé un questionnaire visant à recueillir l'avis des enseignants d'université sur l'évaluation de la qualité des cours en ligne. En notre qualité d'enseignants d'université, nous vous demandons de bien vouloir répondre à ce questionnaire et nous espérons tous bénéficier de votre expérience. Nous vous informons également que les résultats de ce questionnaire ne seront utilisés qu'à des fins académiques dans le cadre de cette thèse.

Veuillez accepter notre plus grande gratitude et notre plus grand respect.

Q₁. Es-tu ?

1. Mâle
2. Féminin

Q₂. Selon vous, quelle est la méthode pédagogique grâce à laquelle les élèves apprennent le mieux ?

1. Enseigner en face à face
2. Enseignement à distance
3. Les deux, enseignement hybride

Q₃. Quelle méthode d'enseignement utilisez-vous habituellement ?

1. Enseignement traditionnel
2. Enseignement en ligne
3. Enseignement traditionnel et enseignement en ligne

Q₄. Quelle méthode pédagogique utilisez-vous habituellement pour enseigner dans le département ?

1. Tableau noir uniquement
2. Présentations numériques telles que PowerPoint
3. Dans les deux sens
4. Une autre façon

Q₅. Selon vous, en tant que professeur, de quoi dépend la qualité des cours ?

1. Contenu éducatif
2. Méthode d'enseignement
3. Résultats de l'évaluation des étudiants et avis finaux
4. Tous les éléments mentionnés ci-dessus
5. Un autre facteur

Q₆. Si vous voyez que tous ces éléments sont importants, pouvez-vous les classer selon leur importance par ordre décroissant du plus important au moins important.

1. Contenu éducatif
2. Méthode d'enseignement
3. Évaluation des étudiants et avis finaux

Q₇. L'utilisation des technologies de l'information et de la communication peut améliorer la qualité de l'éducation. Quelle est votre opinion ?

1. Tout à fait d'accord
2. Je suis d'accord dans une certaine mesure
3. Je n'accepte ni ne rejette
4. Je ne suis pas d'accord
5. Je ne suis pas tout à fait d'accord

Q₈. Quelle méthode utilisez-vous habituellement pour communiquer avec les étudiants ?

1. E-mail
2. Moodle : plateforme d'enseignement à distance
3. Sites de réseaux sociaux : Facebook, YouTube, etc.
4. Une autre façon

Q₉. Préférez-vous travailler dans l'environnement électronique et remplacer l'environnement traditionnel ?

1. Oui
2. Non

Q₁₀. Si votre réponse est non, est-ce parce que ?

1. Il ne suffit pas de comprendre le matériel pédagogique
2. Perte de l'aspect social de l'apprentissage
3. Manque d'interaction directe avec l'apprenant et absence de son véritable rôle
4. Indisponibilité d'Internet dans certaines régions
5. Autres raisons

Q₁₁. Quelles sont les difficultés les plus importantes que vous avez rencontrées lors de votre enseignement en ligne ?

1. Problèmes de communication
2. Manque de support technique
3. Manque de maîtrise des outils numériques
4. Difficultés à gérer les cours à distance
5. Manque de motivation de l'étudiant
6. Rien
7. Autres difficultés

Q₁₂. Si vous enseignez en ligne, quels outils utilisez-vous habituellement ?

1. Plateforme universitaire elearning.univ-guelma
2. Google Classroom
3. Google Meet
4. Zoom
5. Microsoft Teams

6. E-mails

7. Autres outils

Q₁₃. Quel type de contenu éducatif préférez-vous ?

1. Textuel

2. Audio

3. Visuel

4. Audio-visuel

5. Mixte

Q₁₄. La qualité de la langue utilisée pour préparer le matériel d'apprentissage est un facteur important pour évaluer la qualité du contenu éducatif. Qu'en pensez-vous ?

1. Très important

2. Très important

3. D'importance modérée

4. Pas important

5. Pas important du tout

Q₁₅. Fournir une description du contenu d'un « chapitre » d'un matériel pédagogique est important en tant que facteur d'évaluation de la qualité du contenu éducatif. Qu'en pensez-vous ?

1. Extrêmement important

2. Très important

3. D'importance modérée

4. sans importance

5. Ce n'est pas important du tout

Q₁₆. La présence de mots-clés dans un « chapitre » d'un matériel pédagogique est un facteur important pour évaluer la qualité du contenu éducatif. Qu'en pensez-vous ?

1. Extrêmement important

2. Très important

3. D'importance modérée

4. Sans importance

5. Ce n'est pas important du tout

Q₁₇. Fournir les références utilisées dans la préparation d'un « chapitre » pour un matériel pédagogique est important comme facteur d'évaluation de la qualité du contenu éducatif. Qu'en pensez-vous ?

1. Extrêmement important
2. Très important
3. D'importance modérée
4. Sans importance
5. Ce n'est pas important du tout

Q₁₈. Selon vous, quelle est la meilleure manière/stratégie pour améliorer le contenu éducatif ?

1. Présenter des concepts théoriques puis des concepts appliqués
2. Alterner entre présentation de concepts théoriques et de concepts appliqués
3. Présentation de concepts appliqués puis de concepts théoriques
4. Une autre façon

Q₁₉. Le regroupement des apprenants en équipes et en petits groupes pendant l'apprentissage est un facteur important pour améliorer la qualité de l'enseignement à distance. Qu'en pensez-vous ?

1. Tout à fait d'accord
2. Je suis d'accord dans une certaine mesure
3. Je n'accepte ni ne rejette
4. Je ne suis pas d'accord
5. Je ne suis pas tout à fait d'accord

Q₂₀. L'apprentissage par problèmes vise à inciter les élèves à trouver des solutions aux problèmes liés au matériel pédagogique. La méthode d'apprentissage par problèmes peut avoir un impact positif sur la qualité de l'enseignement à distance. Qu'en pensez-vous ?

1. Tout à fait d'accord
2. Je suis d'accord dans une certaine mesure
3. Je n'accepte ni ne rejette
4. Je ne suis pas d'accord
5. Je ne suis pas tout à fait d'accord

Q₂₁. La satisfaction des étudiants à la fin de l'année scolaire peut refléter la qualité de l'enseignement à distance. Qu'en pensez-vous ?

1. Tout à fait d'accord
2. Je suis d'accord dans une certaine mesure
3. Je n'accepte ni ne rejette
4. Je ne suis pas d'accord
5. Je ne suis pas tout à fait d'accord

Le taux d'interaction des étudiants au cours du processus d'apprentissage reflète la qualité de l'éducation. Qu'en pensez-vous ? **Q₂₂**. Le taux d'interaction des étudiants au cours du processus d'apprentissage reflète la qualité de l'éducation. Qu'en pensez-vous ?

1. Tout à fait d'accord
2. Je suis d'accord dans une certaine mesure
3. Je n'accepte ni ne rejette
4. Je ne suis pas d'accord
5. Je ne suis pas tout à fait d'accord

Q₂₃. Les résultats scolaires positifs obtenus par les étudiants sont des facteurs de qualité de l'éducation. Qu'en pensez-vous ?

1. Tout à fait d'accord
2. Je suis d'accord dans une certaine mesure
3. Je n'accepte ni ne rejette
4. Je ne suis pas d'accord
5. Je ne suis pas tout à fait d'accord

Q₂₄. L'opinion des étudiants à la fin du processus d'apprentissage est un facteur de qualité de l'enseignement. Qu'en pensez-vous ?

1. Tout à fait d'accord
2. Je suis d'accord dans une certaine mesure
3. Je n'accepte ni ne rejette
4. Je ne suis pas d'accord
5. Je ne suis pas tout à fait d'accord

Q₂₅. L'adaptation du professeur à de nombreuses méthodes pédagogiques est un facteur de qualité de l'enseignement. Qu'en pensez-vous ?

1. Tout à fait d'accord
2. Je suis d'accord dans une certaine mesure
3. Je n'accepte ni ne rejette
4. Je ne suis pas d'accord
5. Je ne suis pas tout à fait d'accord

Q₂₆. Si vous enseignez en ligne, quels outils utilisez-vous habituellement ?

1. Tout à fait d'accord
2. Je suis d'accord dans une certaine mesure
3. Je n'accepte ni ne rejette
4. Je ne suis pas d'accord
5. Je ne suis pas tout à fait d'accord

Q₂₇. Quelles sont vos suggestions pour améliorer la qualité des contenus pédagogiques ainsi que la qualité de l'enseignement à distance ?