

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Badji-Mokhtar Annaba University
Université Badji-Mokhtar –Annaba
Faculté de Technologie
Département d'Informatique



جامعة باجي مختار – عنابة

كلية التكنولوجيا
قسم الاعلام الآلي

Thèse

Présentée pour l'Obtention du Diplôme de

Doctorat 3^{ème} Cycle LMD

Domaine : Mathématique et Informatique

Filière: Informatique

Spécialité : Gestion et Analyse de Données Massives (GADM)

Par :

Melle GASMI Sara

Thème :

La Recommandation dans la Scénarisation Pédagogique basée Réseaux Sociaux pour un Environnement E-Learning

Soutenue le 10/07/2024 devant le jury composé de :

Président	: M. FARAH Nadir	Pr	Université Badji-Mokhtar, Annaba
Rapporteur	:M. BOUHADADA Tahar	Pr	Université Badji-Mokhtar, Annaba
Examineur	: Mme. MAHNANE Lamia	Pr	Université Badji-Mokhtar, Annaba
Examineur	: M. BEY Anis	MCA	ESSG , Annaba
Examineur	: M. BENMACHICHE Abdelmadjid	MCA	Université Chadli Bendjedid,El-tarf

Dédicaces

Je dédie cette thèse à mes chers parents, qui m'ont toujours soutenu et encouragé dans mes études. Vous avez fait de nombreux sacrifices pour que je puisse poursuivre mes rêves.

À ma mère, dont la force m'inspire chaque jour. Merci pour tous tes précieux conseils et ton écoute attentive dans les moments difficiles.

À mon père, mon modèle et mon héros. Ta sagesse et ton optimisme m'ont guidé sur ce long parcours. Merci de m'avoir appris la persévérance et la détermination.

À mes sœurs adorées et leurs enfants, Votre présence a été mon plus puissant moteur. Je vous dédie cette thèse.

Enfin, à tous mes amis, votre présence, votre écoute et nos fous moments ensemble ont égayé mon parcours.

Un grand merci à vous tous.

Sara

Remerciements

Tout d'abord, je remercie Allah qui m'a donné la force, le courage et la détermination pour finaliser ce travail .

Je tiens à adresser mes plus sincères remerciements à mon directeur de thèse, **Pr Tahar BOUHADADA** pour la confiance qu'il m'a accordé en acceptant de diriger ce travail. Ses conseils avisés, son exigence intellectuelle et son soutien indéfectible ont grandement contribué à alimenter ma réflexion.

Je remercie les membres du jury qui m'ont fait l'honneur d'évaluer cette thèse.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers toutes les personnes qui ont participé aux expérimentations réalisées dans le cadre de cette thèse. Leur implication a été indispensable à l'accomplissement de ce projet.

Cette thèse est l'aboutissement de nombreuses années de travail durant lesquelles j'ai bénéficié du soutien et de l'aide de nombreuses personnes. Qu'elles en soient ici toutes remerciées, enseignants, ami(e)s et collègues, pour leurs soutiens et leurs encouragements continus.

A toutes et à tous : MERCI.

Résumé

Cette thèse porte sur le développement d'un système de recommandation de scénarios pédagogiques désigné par CBRS (Case-Based Recommender System), visant à assister les enseignants dans leur processus de scénarisation. CBRS analyse un corpus de scénarios existants afin d'en extraire et de recommander les plus pertinents. Chaque scénario recommandé peut ensuite être personnalisé par l'enseignant via une interaction avec le système.

L'approche proposée repose sur la combinaison du raisonnement à partir de cas (pour recommander des scénarios similaires à la demande initiale de l'enseignant) et du partitionnement par propagation d'affinité (pour structurer les scénarios en clusters et optimiser la recherche).

CBRS poursuit plusieurs objectifs : simplifier la conception de scénarios, favoriser le partage de bonnes pratiques, adapter les recommandations aux styles d'apprentissage des apprenants, et évaluer l'efficacité des scénarios déployés.

L'architecture de CBRS est composée de 5 (cinq) modules : génération des préférences des utilisateurs, sélection et recommandation des scénarios par similarité, réutilisation et adaptation, exécution du scénario, et évaluation des résultats.

Le système a été implémenté via une interface web intuitive et des composants logiciels standards. Deux expérimentations ont été menées pour valider l'approche, dans un environnement réel avec des enseignants et des apprenants dans deux universités algériennes : l'Université Chadli Bendjedid à El-Tarf et l'Université Badji-Mokhtar de Annaba. La première révèle la pertinence perçue et l'utilité du CBRS pour assister les enseignants. La seconde démontre la fiabilité des performances de notre technique de recommandation sur des algorithmes de base.

En fin, cette recherche ouvre des perspectives prometteuses pour l'exploitation des technologies de recommandation dans le domaine de l'ingénierie pédagogique, et appelle à de futurs développements.

Mots-clés : Système de Recommandation, CBRS, Scénarisation Pédagogique, Style d'apprentissage, Raisonnement à partir de cas, Partitionnement par Affinité.

Abstract

This thesis focuses on the development of a pedagogical scenario recommendation system named CBRS (Case-Based Recommender System), aiming to assist teachers in their scenario design process. CBRS analyzes a corpus of existing scenarios to extract and recommend the most relevant ones. Each recommended scenario can then be personalized by the teacher through interaction with the system.

The proposed approach relies on the combination of case-based reasoning (to recommend scenarios similar to the teacher's initial request) and affinity partitioning (to structure scenarios into clusters and optimize search). CBRS pursues several objectives: simplifying scenario design, promoting the sharing of best practices, adapting recommendations to learners' learning styles, and evaluating the effectiveness of deployed scenarios.

The CBRS architecture consists of 5 modules: user preference generation, scenario selection and recommendation by similarity, reuse and adaptation, scenario execution, and result evaluation. The system has been implemented through an intuitive web interface and standard software components. Two experiments were conducted to validate the approach in a real environment with teachers and students in two Algerian universities: Chadli Bendjedid El-Tarf University and Badji-Mokhtar Annaba University. The first experiment reveals the perceived relevance and utility of CBRS in assisting teachers. The second demonstrates the superiority of our recommendation technique over basic algorithms.

In conclusion, this research opens promising perspectives for the use of recommendation technologies in the field of educational engineering and calls for future developments.

Key words: Recommendation System, CBRS, Educational Scenario Design, Learning Style, Case-Based Reasoning, Affinity Partitioning.

المخلص

هذه الرسالة تركز على تطوير نظام لتوصية سيناريوهات تعليمية يُدعى CBRS (نظام التوصية القائم على الحالات)، بهدف مساعدة المعلمين في عملية تصميم السيناريو. يقوم نظام CBRS بتحليل مجموعة من السيناريوهات الحالية لاستخراج الأكثر صلة وتوصيتها. يمكن لكل سيناريو موصى به بعد ذلك أن يتم تخصيصه بواسطة المعلم من خلال التفاعل مع النظام.

النهج المقترح يعتمد على مزيج من التفكير القائم على الحالات (للتوصية بسيناريوهات مماثلة لطلب المعلم الأصلي) والتقسيم حسب التشابه (لتنظيم السيناريوهات في مجموعات وتحسين البحث). يسعى نظام CBRS إلى تحقيق عدة أهداف: تبسيط تصميم السيناريو، تعزيز مشاركة أفضل السلوكيات، تكييف التوصيات مع أساليب تعلم الطلاب، وتقييم فعالية السيناريوهات المنفذة.

تتضمن هندسة CBRS خمس وحدات: إنشاء تفضيلات المستخدمين، اختيار وتوصية السيناريوهات بالتشابه، إعادة استخدام وتكييف، تنفيذ السيناريو، وتقييم النتائج. تم تنفيذ النظام عبر واجهة ويب بديهية ومكونات برمجية قياسية. تم إجراء تجربتين لتحقيق النهج، في بيئة واقعية مع معلمين وطلاب في جامعتين جزائريتين: جامعة شانلي بن جديد الطارف وجامعة باجي مختار عنابة. تُظهر التجربة الأولى مدى الصلة المدركة وفائدة CBRS في مساعدة المعلمين. تُظهر التجربة الثانية تفوق أداء تقنيتنا في التوصية على خوارزميات الأساس.

في الختام، يفتح هذا البحث آفاقاً واعدة لاستغلال تقنيات التوصية في مجال الهندسة التعليمية وتدعو إلى تطويرات مستقبلية.

كلمات مفتاحية: نظام التوصية، CBRS، إعداد السيناريو التعليمي، نمط التعلم، التفكير القائم على الحالات، التقسيم

حسب التشابه.

Liste des Figures

N° Figure	Libellé de la figure	Page
Figure 1.1	Technique de recommandation	26
Figure 1.2	Filtrage collaboratif	26
Figure 1.3	Filtrage basé contenu	28
Figure 2.1	Vue d'ensemble de cycle de vie d'un scénario	51
Figure 2.2	Une interface de MOT	57
Figure 2.3	Une interface de LAMS	58
Figure 2.4	Une interface de ASK-LDT	59
Figure 2.5	Une interface de Scénari Opale	60
Figure 2.6	Illustration de CompenddiumId	61
Figure 2.7	Une interface de Mooditor	62
Figure 2.8	Une interface de CADMOS	63
Figure 2.9	Une interface de Pedago Maker	64
Figure 3.1	Architecture Générale de l'approche	73
Figure 3.2	Processus de sélection et recommandation	74
Figure 3.3	Algorithme de sélection et recommandation	77
Figure 3.4	Modèle de l'apprenant	79
Figure 4.1	Page d'accueil du système CBRS	88
Figure 4.2	Formulaire d'inscription sur CBRS	88
Figure 4.3	Interface profil enseignant	89
Figure 4.4	Interface de recommandation	90
Figure 4.5	Interface de réutilisation des scénarios recommandés	91
Figure 4.6	Interface de création des séances d'apprentissage personnalisé	91
Figure 4.7	Le QCM relatif aux styles d'apprentissage	92
Figure 4.8	Interface profil apprenant	93
Figure 4.9	Moyennes des résultats du questionnaire	96
Figure 4.10	Ecart-type des résultats du questionnaire	97
Figure 4.11	Moyennes des résultats du questionnaire	100
Figure 4.12	Résultats de l'étude Hors ligne	103

Liste des Tableaux

N° Tableau	Libellé du tableau	Page
Tableau 1.1	Exemples d'entreprises qui utilisent les systèmes de recommandation	24
Tableau 1.2	Exemples d'une matrice d'évaluation	27
Tableau 1.3	Exemples des caractéristiques démographiques	30
Tableau 1.4	Synthèse des systèmes de recommandation de ressources pédagogiques	41
Tableau 2.1	Comparaison synthétique des différents langages de modélisation de type EML	56
Tableau 2.2	Comparaison des outils auteurs	64
Tableau 4.1	Le questionnaire ResQue	96
Tableau 4.2	Les scores F1 moyens des quatre (04) algorithmes	100

Index des Abréviations

Abréviations	Signification
FOAD	Formations Ouvertes et À Distance
EIAH	Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain
TNE	Technologies Numériques Educatives
RàPC	Raisonnement à Partir de Cas
LMS	Learning Management System (Système de Gestion de l'Apprentissage)
MOOC	Massive Open Online Course (Cours en Ligne Ouvert et Massif)
TIC	Technologies de l'information et de la communication
LD	Learning Design (Scénario Pédagogique)
LAMS	Learning Activity Management System (Plateforme de Gestion des Activités Pédagogiques)
EML	Langage de modélisation pédagogique
IMS-LD	Instructional Management System - Learning Design
LDL	Learning Design Language
MOT+	Modélisation par Objets Typés
LICEF	Laboratoire en Informatique Cognitive et Environnements de Formation
UTL	UnifiedTeachingLanguage
IDM	Ingénierie Dirigée par les Modèles
MISA	Méthode d'Ingénierie des Systèmes d'Apprentissage
EAN	Environnement d'Apprentissage Numérique
VAK	Visuel, Auditif, Kinesthésique (modèle des styles d'apprentissage)

Table des Matières

Introduction Générale	13
1. Contexte de recherche.....	14
2. Problématique et Contributions	15
3. Organisation de la thèse.....	18
PARTIE I: ETAT DE L'ART.....	20
Chapitre Un : Les Systèmes de Recommandation.....	21
1. Introduction.....	22
2. Les systèmes de recommandation.....	22
3. Les techniques de recommandation.....	25
3.1. Le filtrage collaboratif	26
3.1.1. La méthode basée sur le voisinage	27
3.2. Le filtrage basé sur le contenu	28
3.3. Le filtrage démographique	29
3.4. Le filtrage basé sur la connaissance.....	30
3.4.1. Les ontologies	30
3.4.2. Raisonnement à partir de cas.....	31
3.5. Le filtrage hybride.....	32
4. Problèmes et limites des systèmes de recommandation.....	33
5. Les facteurs et raisons qui ont conduit les environnements d'apprentissage en ligne à intégrer des systèmes de recommandation.....	34
6. Travaux connexes.....	35
7. Synthèse.....	40
8. Evaluation des Systèmes de Recommandation.....	43
8.1. Evaluation offline	43
8.2. Etude utilisateurs.....	44
8.3. Evaluation online	45
9. Conclusion.....	45
Chapitre Deux : La Scénarisation Pédagogique.....	46
1. Introduction.....	47
2. Les concepts des scénarios et de la scénarisation pédagogique.....	47
3. Le Processus de conception de scénarios pédagogiques	50

4. Langages de Modélisation Pédagogique.....	52
4.1. ULT.....	53
4.2. IMS-LD.....	54
4.3. LDL.....	54
4.4. LDLight.....	55
4.5. MOT+.....	55
4.6.Synthèse.....	56
5. Outils auteur pour la scénarisation pédagogique.....	56
5.1. MOT.....	57
5.2. LAMS.....	58
5.3. ASK-LDT.....	58
5.4. ScénariOpale.....	59
5.5.CompendiumLD.....	60
5.6. Mooditor.....	61
5.7. CADMOS.....	62
5.8.Pédago Maker.....	63
6. Synthèse.....	64
7. Apport des systèmes de recommandation pour la scénarisation	65
8. Conclusion.....	68
PARTIE II: CONCEPTION, MISE-EN-ŒUVRE ET RESULTATS EXPERIMENTAUX.....	69
Chapitre Trois : Un système de Recommandation basée sur le RàPC et le Partitionnement par Propagation d’Affinité.....	70
1. Introduction.....	71
2. Description de l’approche.....	71
2.1. Génération des préférences des enseignants et des apprenants.....	73
2.2. Génération des préférences des enseignants et des apprenants.....	74
2.3. Réutilisation et adaptation.....	77
2.4. Exécution et évaluation.....	78
3. Modélisation de l’apprenant.....	79
4. Conclusion.....	82
Chapitre Quatre : Mise-en-Œuvre et Validation de l’approche	84
1. Introduction.....	85
2. Description du système CBRS.....	85
2.1. Outils de développement.....	85
2.2. Acteurs humains intervenant dans le système CBRS.....	86
3. Objectifs et Fonctionnalités de l’outil.....	87

3.1. Présentation de quelques interfaces	87
4. Expérimentation.....	93
4.1. Expérimentation 1 : Évaluation avec des utilisateurs réels.....	93
4.2. Expérimentation 2 : Analyse Offline.....	98
5. Conclusion	101
Conclusion et Perspectives.....	103
Bibliographie.....	107
Annexes.....	116
Annexe A : Questionnaire sur le Style d'apprentissage	117
Annexe B : Questionnaire ResQue.....	120

INTRODUCTION GENERALE

Introduction Générale

Ce chapitre introductif a pour but de situer notre recherche dans son contexte scientifique et d'exposer les grandes lignes. Nous commençons par situer notre travail dans le paysage des connaissances actuelles dans le domaine de la scénarisation pédagogique et la recommandation, en présentant les concepts clés et les travaux antérieurs sur lesquels nous nous appuyons.

Nous définissons ensuite la problématique de recherche à laquelle nous souhaitons apporter des éléments de réponse originaux. Suite à cela, nous exposons les objectifs scientifiques que nous poursuivons à travers cette thèse. Nous décrivons ensuite la méthodologie mise en œuvre dans nos travaux. En conclusion, nous donnons un aperçu détaillé de la structuration de cette thèse et les différents chapitres qui la composent. Nous mettrons en évidence la logique d'organisation de nos propos et la cohérence du cheminement intellectuel adopté.

1. Contexte de recherche

Cette thèse s'inscrit dans le domaine de l'ingénierie des EIAH (Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain) et plus particulièrement dans la conception des parcours pédagogiques dans les dispositifs de formation en ligne.

Elle traite une thématique qui suscite un intérêt croissant depuis plusieurs années dans la communauté éducative : les approches de recommandation et de scénarisation pédagogique dans les environnements e-Learning (Drachler et al., 2007); (Hernández-Leo et al., 2018).

Face à la massification des ressources éducatives disponibles et à la diversité des publics apprenants, la personnalisation des environnements e-Learning est devenue un enjeu majeur ces dernières années (Bousbahi & Chorfi, 2015). Dans cette optique, l'intégration de systèmes de recommandation dans les plateformes éducatives en ligne s'est largement répandue pour orienter les apprenants et les enseignants vers les ressources les plus adaptées à leur profil et à leurs besoins (Drachler et al., 2007).

En effet, la question qui se pose est : Comment concevoir et composer des parcours pédagogiques personnalisés et adaptatifs ? (Bousbahi & Chorfi, 2015).

Les travaux dans ce domaine cherchent à définir des approches, modèles et outils capables de recommander des ressources et des activités pédagogiques alignées au contexte d'apprentissage, et de les assembler en scénarios ou parcours individualisés pour chaque apprenant (El Mawas et al., 2018). L'objectif étant de rendre les dispositifs e-Learning plus réactifs et flexibles pour offrir une expérience éducative ajustée aux particularités et spécificités de chaque apprenant.

Cependant, au-delà de la recommandation aux apprenants, ces systèmes sont également de plus en plus exploités pour assister les enseignants dans leurs tâches de conception pédagogique. La recommandation de scénarios pédagogiques réutilisables apparaît ainsi comme une piste prometteuse pour soutenir leur travail de scénarisation (Hernández-Leo et al., 2018). L'enjeu est de leur suggérer des contenus, séquences d'activités ou parcours de formation pertinents pour concevoir des situations d'apprentissage personnalisées et adaptatives (Dado & Bodemer, 2017). Il s'agit de les guider dans leurs choix pour l'élaboration des scénarios d'apprentissage, en leur fournissant une aide adaptative pertinente.

Cette assistance adaptative cherche à améliorer l'efficacité de la conception pédagogique par les enseignants et in-fine la qualité des dispositifs de formation en ligne qu'ils élaborent (Tadlaoui-Brahmi et al., 2022). C'est dans ce contexte scientifique que se positionne cette thèse, en explorant la question de la recommandation et de la scénarisation pédagogique adaptative au sein des environnements d'apprentissage en ligne.

2. Problématique et Contributions

La scénarisation pédagogique est une pratique de plus en plus répandue dans le monde de l'éducation et de la formation, qu'ils soient académiques ou professionnels (Bednarz et al., 2015). Depuis plusieurs années, de nombreux travaux de recherche se sont intéressés aux techniques de scénarisation pédagogique (Learning Design). Ces travaux visent principalement à définir des méthodes, techniques, modèles et théories intervenant dans la conception des Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH) (Chaabouni, 2017).

Nous nous intéressons à ces techniques qui sont devenues une pratique essentielle dans les modes d'apprentissage actuels, marqués par le développement des formations ouvertes et à distance (FOAD) (Galan, 2017). L'une des activités à laquelle est confronté un concepteur pédagogique est l'élaboration d'un scénario d'apprentissage. Cette tâche est devenue extrêmement complexe, nécessitant souvent des connaissances multidisciplinaires (informatique, sciences de l'éducation, pédagogie, etc.).

Cette complexité s'est accrue avec l'évolution rapide des technologies numériques éducatives (TNE) au cours de la dernière décennie (Kerrouch & Bouazizi, 2023). Le concepteur doit en effet composer avec la diversité des méthodes et stratégies d'apprentissage issues des théories socio-constructivistes (Venant et al., 2017), la variété des modalités d'apprentissage (présentiel, à distance, hybride, etc.), et l'explosion de l'offre logicielle (plateformes LMS, MOOC) et matérielle (BYOD, objets connectés) (Chaabouni, 2017).

Face à l'abondance des ressources pédagogiques disponibles, à la diversité des profils (apprenants, enseignants, formateurs) et des modalités d'apprentissage, ainsi qu'à la variété des facteurs contextuels, le concepteur pédagogique peut rencontrer des difficultés pour identifier et réutiliser des scénarios existants correspondant à ses besoins spécifiques. Cependant, la réutilisation pose certaines difficultés. Lors de la conception initiale du scénario, sa contextualisation et son degré de granularité le rendent plus ou moins réutilisable (Broisin & Hérouard, 2019). De plus, son adaptation à de nouveaux contextes d'apprentissage n'est pas toujours pertinente ou réalisable (Masperi, 2022).

Un véritable besoin d'assistance à la réutilisation émerge donc, afin de guider le concepteur dans la sélection des scénarios les plus adaptés aux particularités de sa situation pédagogique cible. L'enjeu est de filtrer efficacement les scénarios réutilisables parmi le vaste ensemble disponible.

La problématique de nos travaux est donc **de définir et d'instrumenter un processus d'assistance méthodologique et technique à la réutilisation de scénarios pédagogiques numériques.**

Face à cette complexité croissante, des systèmes de recommandation ont été développés depuis les années 2010 pour assister les concepteurs pédagogiques. Le principe est de leur recommander des ressources pédagogiques, des activités d'apprentissage ou des stratégies adaptées en fonction du contexte et des objectifs visés (Drachler et al., 2015). L'usage de ces systèmes de recommandation dans la scénarisation pédagogique numérique semble donc une piste prometteuse pour répondre à la complexité croissante de conception des scénarios d'apprentissage médiatisés. Ils permettent d'assister les enseignants en leur suggérant des choix pertinents et réutilisables en fonction du contexte.

L'objectif principal de notre travail est de développer une nouvelle approche de recommandation dédié aux enseignants/formateurs dans un environnement d'apprentissage en ligne. L'approche proposée vise à fournir un outil et un guide pratique qui facilitent **la réutilisation et l'adaptation de scénarios d'apprentissage existants.** A ce niveau, la question qui se pose : « **Quelles sont les techniques de recommandation appropriées pour traiter les préférences des enseignants et des apprenants afin de générer des recommandations personnalisées de scénarios pédagogiques ?** »

Notre contribution pour répondre à cette problématique de recherche peut être résumée dans les points suivants :

- Proposer **une nouvelle approche de recommandation qui vise à assister les enseignants** dans le processus complexe de conception de scénarios pédagogiques. Notre approche repose sur le concept de Raisonnement à partir de Cas (Case-Based Reasoning ou CBR). Le principe est d'exploiter des expériences passées stockées sous forme de cas pour résoudre de nouveaux problèmes en adaptant des solutions antérieures similaires (Cordier et al., 2014). Concrètement, le système compare le problème formulé par un utilisateur à des cas déjà résolus et stockés dans une base, puis recommande la solution appliquée sur le cas jugé le plus similaire et pertinent. Ce type de raisonnement à partir de cas inspiré des sciences cognitives sur la mémoire humaine (Kolodner & Wills, 1993), a fait ses preuves dans de nombreux travaux de recherche et applications dans des domaines variés : planification (Galmard, 2021), éducation (Masethe et al., 2021), médical (Chourib, 2022), e-commerce (Wattimena & Rofi'i, 2023), etc. Dans notre travail, l'objectif est d'appliquer ce paradigme du raisonnement à partir du cas au domaine de la recommandation de scénarios pédagogiques, en considérant des scénarios réutilisables déjà mis en œuvre auparavant comme des "**cas**" à recommander. Afin d'optimiser la recherche de scénarios pédagogiques appropriés, nous avons utilisé une technique de partitionnement par affinité. Celle-ci structure la base de cas en groupes homogènes a priori. Cela permet d'orienter la recherche vers le cluster le plus pertinent, de réduire le temps de recherche et de restreindre l'espace à explorer uniquement aux cas candidats similaires. Ainsi il n'est pas nécessaire de parcourir toute la base de cas. Ce partitionnement en amont accélère donc grandement le processus de recherche et de recommandation de scénarios appropriés, en focalisant directement sur le sous-ensemble de scénarios candidats pertinents.
- **Développer et opérationnaliser un système de recommandation hybride baptisé CBRS (Case-Based Recommender System)**. Celui-ci analyse un ensemble de scénarios pédagogiques afin d'en extraire les plus pertinents et de les recommander aux enseignants sous la forme de modèles réutilisables.
- **Mettre en œuvre le système de recommandation de scénarios pédagogiques.**
- **Valider l'approche proposée en conduisant des expérimentations** sur des échantillons réels d'apprenants et d'enseignants (du département informatique de l'Université Badji-Mokhtar de Annaba et de l'Université Chadli Bendjedid d'El-Tarf).

- **Originalité de l'approche proposée :**
 - Combinaison inédite des technologies du Raisonnement à Base de Cas (Case-Based Reasoning) et du partitionnement par propagation d'affinité (Affinity Propagation Clustering) pour la recommandation de scénarios pédagogiques adaptatifs.
 - Prise en compte fine du contexte par une caractérisation riche des scénarios (objectifs, ressources, activités, profils des apprenants) et pas seulement leur contenu textuel.
 - Adaptation dynamique des scénarios pédagogiques recommandés au contexte cible grâce à l'interaction avec l'enseignant dans la boucle de rétroaction.

- **Apports pour les enseignants :**
 - Gain de temps conséquent en termes de conception des scénarios pédagogiques par rapport à une création entièrement nouvelle.
 - Efficacité accrue du processus de conception grâce aux recommandations adaptées de scénarios testés et validés.
 - Réutilisation facilitée des meilleures pratiques pédagogiques au sein d'une communauté enseignante.
 - Accompagnement pas à pas pour personnaliser les scénarios à un contexte local.
 - Interactivité avec l'enseignant qui garde la main sur les choix finaux.

3. Organisation de la thèse

Le présent manuscrit est structuré en deux parties. La première partie, dédiée à l'état de l'art, comporte deux (02) chapitres :

- Le **Premier chapitre** traite des systèmes de recommandation. Après avoir défini ce concept clé et présenté les principales techniques sur lesquelles ils reposent, nous analysons leurs limites actuelles ainsi que les besoins spécifiques des environnements d'apprentissage en ligne qui motivent leur adoption croissante. Puis nous passons en revue les implémentations dans le domaine du e-Learning et les méthodes d'évaluation de ces systèmes.
- Le **Deuxième chapitre** clarifie les notions de scénario pédagogique et de scénarisation. Nous dressons un panorama des langages et outils logiciels existants dans ce domaine avant d'explorer la piste prometteuse que constitue l'intégration de mécanismes de recommandation pour assister les concepteurs pédagogiques.

La deuxième partie est consacrée à la présentation des contributions majeures de notre travail. Elle comporte deux (02) chapitres :

- Le **Troisième chapitre** présente une description d'une nouvelle approche pour la recommandation de scénarios pédagogique adaptatifs dans un environnement d'apprentissage en ligne et l'architecture générale du système développé.
- Dans le **Quatrième chapitre**, nous présentons les expérimentations qui ont été menées pour valider l'approche proposée. Les résultats obtenus sont discutés et interprétés.

Le document se termine par une **conclusion générale**, mettant en évidence nos principales contributions dans la problématique traitée et les résultats obtenus. Enfin, quelques perspectives et axes de recherches sont suggérés pour une suite éventuelle de ce travail.

PARTIE I

ETAT DE L'ART

Chapitre Un :

Les Systèmes de Recommandation

Chapitre Un :

Les Systèmes de Recommandation

1. Introduction

Ce chapitre présente le contexte général de notre travail de recherche sur les systèmes de recommandation dans les environnements e-Learning. Il est composé de quatre (04) principales sections.

L'objectif est de fournir un état de l'art le plus exhaustif possible afin de positionner nos contributions sur les systèmes de recommandation adaptatifs et explicables pour l'apprentissage en ligne.

La première section introduit les concepts fondamentaux des systèmes de recommandation, en présentant les différentes techniques sur lesquelles ils s'appuient, comme le filtrage collaboratif, le filtrage basé sur le contenu ou l'approche hybride.

Nous exposons également les limites actuelles de ces systèmes en termes de diversité des recommandations, de capacité à expliquer les choix faits ou de protection de la vie privée des utilisateurs.

Dans la deuxième section, nous identifions les exigences spécifiques liées aux facteurs et raisons qui ont conduit les environnements d'apprentissage en ligne à intégrer des systèmes de recommandation. Nous mettons en évidence les contraintes pédagogiques à prendre en compte, comme l'adaptation au profil cognitif de l'apprenant ou l'intégration des objectifs d'apprentissage. L'enjeu est de proposer des recommandations permettant réellement de soutenir et d'améliorer l'apprentissage.

Dans la troisième section nous passons en revue les principaux systèmes de recommandation existants dans le domaine du e-Learning. Nous ferons une analyse critique des solutions proposées dans la littérature récente. Cette synthèse met en lumière les forces et les limites des approches actuelles, et permet d'identifier des perspectives de recherche prometteuses.

Enfin, dans la quatrième section, nous détaillons les principales méthodes utilisées pour évaluer la performance des systèmes de recommandation.

2. Les systèmes de recommandation

Généralement, l'accès à l'information sur Internet se réalise par le biais de deux approches distinctes. La première implique une recherche active d'informations en utilisant des outils de recherche. Ces instruments visent à présenter à l'utilisateur les documents pertinents pour répondre à ses besoins

d'information en se basant sur la requête de recherche énoncée (Belkin & Croft, 1992). La seconde méthode repose sur l'utilisation des systèmes de filtrage d'information ou de recommandation. Les systèmes de recommandation sont les outils de Machine Learning les plus importants (Aggarwal, 2016), qui prévoient le comportement des utilisateurs et proposent des recommandations personnalisées tels que produits, contenus ou informations, à un utilisateur en fonction de ses préférences, de son historique d'interaction ou d'autres informations pertinentes (Resnick et al., 1994). Le terme "utilisateur" est le terme général utilisé pour désigner l'entité à laquelle la recommandation est fournie, tandis que le terme "article" ou "item" désigne le produit recommandé. Selon le domaine d'application du système, l'utilisateur est généralement une personne individuelle, mais ce terme peut également désigner un groupe de personnes, une entreprise, etc.,

Les systèmes de recommandation, reposant sur des algorithmes sophistiqués, ont la capacité de personnaliser et d'optimiser l'expérience de l'utilisateur en lui fournissant des suggestions personnalisées qui correspondent à ses intérêts et à ses besoins en identifiant les items pertinents pour chaque utilisateur, dans le but de faciliter la découverte d'informations pertinentes et à rendre la navigation plus efficace en réduisant la surcharge d'informations.

Le domaine de recherche sur les systèmes de recommandation a émergé principalement à partir des années 1990. Bien que les concepts de recommandation et de personnalisation aient des racines antérieures, c'est à cette époque que la recherche académique et industrielle a commencé à se concentrer de manière plus formelle sur le développement et l'amélioration des algorithmes de recommandation.

Ces systèmes ont été couronnés de succès dans leur application par des plateformes de e-commerce comme Amazon, des services de diffusion audio et vidéo comme Netflix, ainsi que par des réseaux sociaux majeurs comme Meta (Facebook). Selon l'auteur, environ deux tiers des films sélectionnés sur Netflix sont le fruit de recommandations, près de 38% des actualités sur Google sont générées à partir de suggestions, et environ 35% des achats sur Amazon sont également influencés par des recommandations (Sulieman, 2014).

Depuis lors, le domaine des systèmes de recommandation a continué à croître et à évoluer, intégrant des méthodes basées sur l'apprentissage automatique, l'intelligence artificielle et d'autres techniques pour améliorer la précision, la personnalisation et l'efficacité des recommandations dans divers domaines d'application tels que le divertissement, le e-Learning, le e-commerce, les services en ligne, les réseaux sociaux, les applications de contenu, etc.

Nous citons dans le tableau (Tableau 1.1) qui suit quelques exemples d'entreprises qui intègrent des systèmes de recommandation dans différents domaines :

Entreprise	Items recommandés
Netflix	Films
Youtube	Vidéos
Facebook (Meta)	Amis
LinkedIn	Offres d'emploi
Amazon	Produits
Trip advisor	Voyages
Spotify	Musique
AirBnb	Logements aux voyageurs
Uber	Trajets , conducteurs
Zillow	Propriétés à acheter ou à louer
Coursera	Cours, certificat, diplôme

Tableau 1. 1. Exemples d'entreprises qui utilisent les systèmes de recommandation

Ces entreprises utilisent des systèmes de recommandation pour améliorer l'expérience de leurs utilisateurs en leur proposant du contenu ou des produits pertinents, ce qui peut également conduire à une augmentation de leurs revenus et de leurs fidélisations client.

Notre travail porte spécifiquement sur l'étude des systèmes de recommandation appliqués au domaine du e-Learning. Ce dernier, ou apprentissage en ligne, connaît un essor considérable avec la multiplication des plateformes et des ressources pédagogiques numériques. C'est pourquoi il est essentiel de poursuivre les recherches sur les systèmes de recommandation dédiés au e-Learning, afin de permettre un apprentissage sur-mesure, motivant et efficace grâce aux technologies intelligentes.

Chaque système de recommandation utilise une technique de filtrage pour recommander des éléments pertinents et personnalisés aux utilisateurs. Ces techniques sont classées en différents types :

- **Filtrage collaboratif** : basée sur les interactions passées des utilisateurs avec des items pour recommander de nouveaux items.
- **Recommandation basée sur le contenu**: recommandent des items similaires à ceux que l'utilisateur a déjà appréciés en se basant sur les caractéristiques ou les métadonnées des items et en les comparant aux préférences connues de l'utilisateur.
- **Recommandation basée sur la connaissance** : utilisent des informations spécifiques à un domaine pour faire des recommandations.
- **Recommandation basée sur les données démographiques** : utilisent des informations telles que l'âge, le sexe, la localisation géographique, et d'autres données démographiques des utilisateurs pour personnaliser les recommandations.
- **Recommandation hybrides** : combinent différentes techniques de recommandation, telles que le filtrage collaboratif, le filtrage basé sur le contenu, et d'autres, pour améliorer la précision et la

pertinence des recommandations.

Les données nécessaires pour les systèmes de recommandation sont acquises de deux manières (implicitement ou explicitement) :

- **Données Explicites** : obtenues directement à partir des actions explicites des utilisateurs. Elles incluent généralement des notations, des évaluations ou des commentaires laissés par les utilisateurs sur des éléments spécifiques tels que des films, des produits, des chansons, des livres, etc. Les données explicites sont souvent utilisées pour mesurer les préférences explicites des utilisateurs. Par exemple, si un utilisateur donne une note de 5 étoiles à un film, cela indique explicitement qu'il a apprécié ce film.
- **Données Implicites** : collectées indirectement à partir des comportements des utilisateurs sans qu'ils fournissent explicitement des notations ou des évaluations. Les données implicites peuvent inclure des informations telles que l'historique des achats, les clics sur des pages web, le temps passé sur un élément, les recherches effectuées, les interactions sur les réseaux sociaux, etc. Ces données sont utilisées pour inférer les préférences des utilisateurs à partir de leurs actions. Par exemple, si un utilisateur achète fréquemment des livres de science-fiction, cela implique implicitement une préférence pour ce genre littéraire.

3. Les techniques de recommandation

Un large éventail de méthodes a été développé pour offrir des recommandations précises dans le domaine des systèmes de recommandation. Dans cette section, nous allons fournir un aperçu assez détaillé des principales catégories d'algorithmes de recommandation mentionnés précédemment afin de mieux comprendre la diversité des approches disponibles pour aider les utilisateurs à découvrir des contenus pertinents. La Figure 1.1 illustre la taxonomie des techniques de systèmes de recommandation les plus populaires.

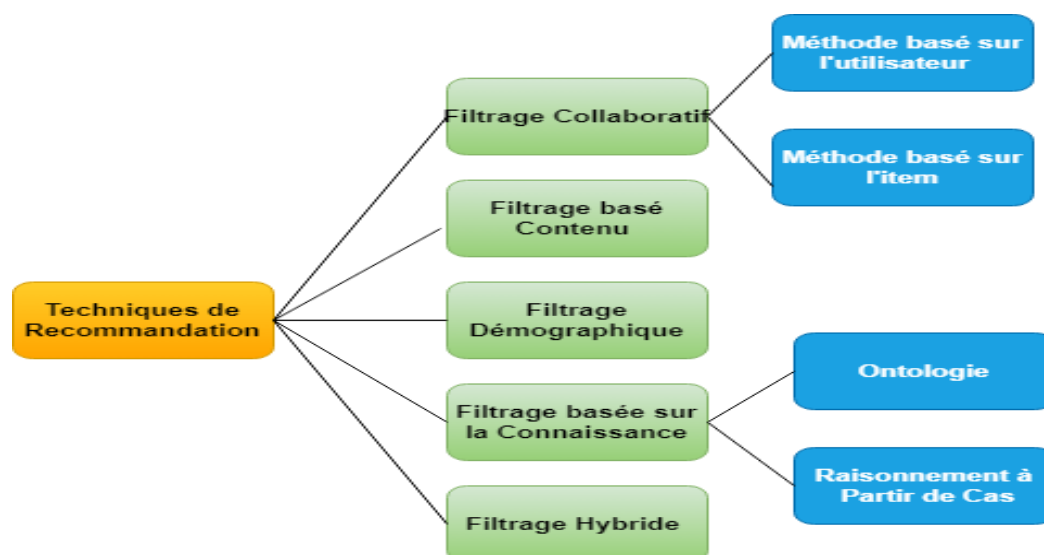


Figure 1. 1. Techniques de recommandation

3.1. Le filtrage collaboratif

Le filtrage collaboratif est une approche de recommandation qui repose sur la collecte et l'analyse des préférences ou des comportements passés des utilisateurs pour générer des recommandations. Cette technique repose sur l'idée que si certains utilisateurs ont les mêmes préférences dans le passé, ils partageront des préférences mutuelles à l'avenir (Cheng et al., 2016). La technique de filtrage collaboratif intègre les préférences, les intérêts et les actions des utilisateurs pour suggérer des produits aux utilisateurs en fonction de la correspondance entre les profils des utilisateurs (Zarzour et al., 2018). La Figure 1.2 suivante illustre la méthode de filtrage collaboratif :

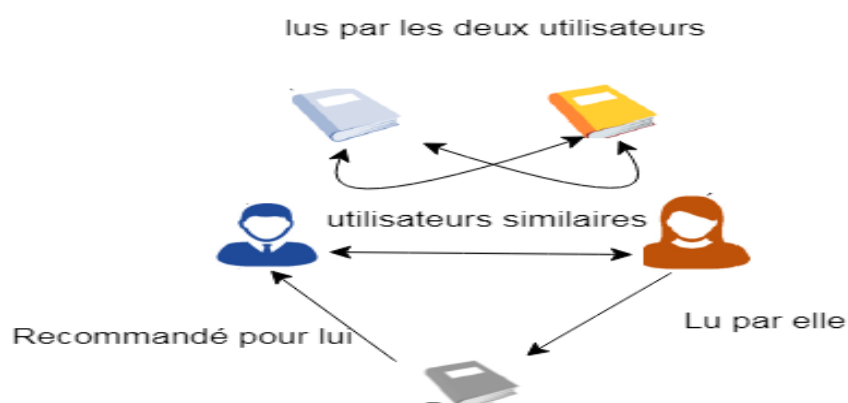


Figure 1. 2. Filtrage collaboratif.

Le filtrage collaboratif dépend des préférences exprimées par des utilisateurs sur des items. Ces préférences sont appelées évaluations et peuvent être représentées avec des échelles d'évaluation réelles ou entières, comme par exemple une évaluation de 1 à 5 étoiles. L'ensemble des préférences forme une matrice d'évaluations (de deux dimensions : Utilisateurs et Items) où chaque ligne représente un utilisateur

et chaque colonne représente un item. La similarité entre deux utilisateurs dépend de la similarité de l'historique des évaluations de ces deux utilisateurs.

Le Tableau 1.2 illustre un exemple simplifié d'une matrice d'évaluations pour trois (03) utilisateurs et (04) quatre films dans un système de recommandation de films, où les "?" indiquent que l'utilisateur n'a pas évalué le film (Tableau 1.2):

Utilisateur	Film 1	Film 2	Film 3	Film 4
Utilisateur 1	5	?	4	?
Utilisateur 2	?	3	?	2
Utilisateur 3	4	?	2	1

Tableau 1. 2. Exemple d'une matrice d'évaluations.

Dans cette matrice :

- L'**utilisateur 1** a attribué une note de 5 au "Film 1" et une note de 4 au "Film 3". Les films 2 et 4 n'ont pas été évalués par cet utilisateur.
- L'**utilisateur 2** a attribué une note de 3 au "Film 2" et une note de 2 au "Film 4". Les films 1 et 3 n'ont pas été évalués par cet utilisateur.
- L'**utilisateur 3** a attribué une note de 4 au "Film 1", une note de 2 au "Film 3", et une note de 1 au "Film 4". Le "Film 2" n'a pas été évalué par cet utilisateur.

Ces données d'évaluation peuvent être utilisées par un système de recommandation pour générer des recommandations personnalisées en prédisant les évaluations manquantes ou en recommandant des films similaires en fonction des évaluations existantes (Ekstrand et al., 2011).

3.1.1. La méthode basée sur le voisinage

Les systèmes de recommandations basés sur le voisinage partent du principe que les personnes similaires ont tendance à se référer ou à se connecter aux mêmes items. Ces systèmes sont employés pour prédire à quel point un utilisateur apprécierait des items qu'il n'a pas encore eu l'occasion de découvrir.

Elle met en œuvre deux méthodes différentes, à savoir la méthode basée **sur les utilisateurs** et celle basée **sur les items** (Ghazarian & Nematbakhsh, 2015). La méthode basée sur les utilisateurs consiste à trouver des utilisateurs similaires à l'utilisateur courant puis d'utiliser leurs évaluations pour prédire ce que l'utilisateur courant peut aimer. Les utilisateurs similaires à l'utilisateur courant, appelés *voisins* de cet utilisateur, sont ceux qui ont un comportement d'évaluation similaire à celui de l'utilisateur courant.

Les trois étapes de la méthode de recommandation basée sur les utilisateurs présentée par (Herlocker et al., 2004) sont les suivantes :

- **Etape 1. Calcul de la Similarité** : Dans cette étape, la similarité est calculée entre l'utilisateur cible et les autres utilisateurs du système. Elle se fait généralement à l'aide d'une mesure de similarité telle que la similarité cosinus ou le coefficient de corrélation de Pearson. L'objectif est d'identifier les utilisateurs ayant des préférences ou des comportements similaires à ceux de l'utilisateur cible.
- **Etape 2. Sélection du Voisinage** : Une fois que les scores de similarité sont calculés, un voisinage d'utilisateurs similaires est sélectionné. Ce voisinage se compose généralement d'un nombre fixe d'utilisateurs ayant les scores de similarité les plus élevés par rapport à l'utilisateur cible. La taille du voisinage est un paramètre important qui peut influencer la précision et la couverture des recommandations.
- **Etape 3. Génération de Recommandations** : Enfin, les recommandations sont générées en se basant sur les préférences des utilisateurs du voisinage sélectionné.

La méthode basée sur les items se concentre quant à elle plutôt sur les items que sur les utilisateurs. Cette technique vise à trouver les items les plus similaires en se basant sur les évaluations de l'utilisateur actif par rapport à l'historique des évaluations passées des utilisateurs. Si deux (02) items ont tendance à avoir les mêmes utilisateurs qui les préfèrent et les mêmes utilisateurs qui ne les préfèrent pas, alors ces items sont similaires. Les utilisateurs ont des préférences similaires pour les items similaires.

3.2. Le filtrage basé sur le contenu

Le Filtrage Basé sur le Contenu est une méthode de recommandation qui utilise les caractéristiques ou les propriétés des items (tels que des articles, des produits, des films, etc.) ainsi que les préférences passées d'un utilisateur pour générer des recommandations personnalisées. Cette approche repose sur l'idée que si un utilisateur a préféré certains items dans le passé, il serait également susceptible d'apprécier des items similaires, c'est-à-dire ayant des caractéristiques similaires, à ceux qu'il a déjà préférés. La figure 1.3 illustre la méthode de filtrage basé sur le contenu :

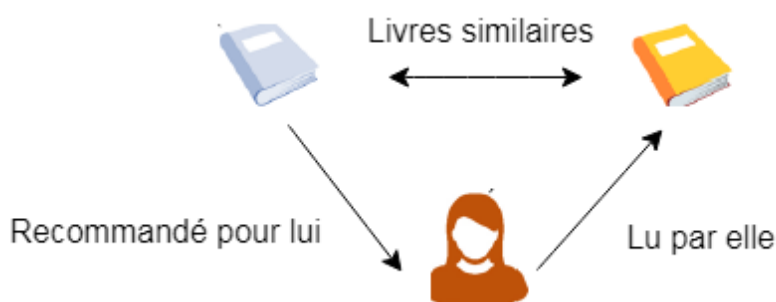


Figure 1. 3. Filtrage basé sur le contenu.

Concrètement, le Filtrage Basé sur le Contenu analyse les attributs ou les métadonnées des items, tels

que les mots-clés, les balises, les descriptions textuelles, les genres, etc. Ensuite, il crée un profil d'intérêt pour chaque utilisateur en examinant les caractéristiques des items qu'il a déjà évalués positivement. Ce profil d'intérêt est ensuite utilisé pour identifier d'autres éléments ayant des caractéristiques similaires, que l'utilisateur n'a peut-être pas encore explorés.

Les principales limites du Filtrage Basé sur le Contenu se résument en ces points(Puntheeranurak & Tsuji, 2007) :

- Il est nécessaire que les utilisateurs évaluent un nombre suffisant d'items, afin d'aider le système à créer un profil d'intérêts de l'utilisateur et à générer des recommandations précises.
- Il repose sur les caractéristiques du contenu, par conséquent, si deux items différents partagent des caractéristiques de contenu similaires, le moteur de recommandation ne peut pas les différencier.
- La méthode TF-IDF : Term Frequency–Inverse Document Frequency (fréquence de terme - fréquence inverse de document), une méthode de pondération souvent utilisée en recherche d'information et extraction de mots-clés n'est pas appropriée pour gérer les synonymes. Par exemple, les termes "véhicule" et "automobile" ne sont pas considérés comme interchangeables, même s'ils ont la même signification.

3.3. Le filtrage démographique

Ce type de systèmes suppose la possibilité de partitionner l'ensemble des utilisateurs en fonction de leur profil démographique(Krulwich & Burkey, 1996) (Pazzani, 1999). Les caractéristiques démographiques telles que le genre, le statut matrimonial, la langue, le pays et l'âge de chaque utilisateur détermineront à quelle classe il appartient(Burke, 2007). Ensuite, un ensemble de règles décide quelle recommandation effectuer en fonction de la classe à laquelle l'utilisateur appartient. Ce type d'approches est similaire aux techniques de classification ou de régression dans lesquelles les caractéristiques d'entrée sont les caractéristiques démographiques et la sortie est les préférences de l'utilisateur. Contrairement au filtrage collaboratif et au filtrage basé contenu, le filtrage démographique ne nécessite pas l'historique des évaluations des utilisateurs (Callvik & Liu, 2017). Elles ne sont généralement pas très performantes car les goûts des utilisateurs ne peuvent pas être déduits uniquement de leurs caractéristiques démographiques, mais elles peuvent ajouter une certaine puissance prédictive si elles sont combinées avec d'autres méthodes, par exemple dans des méthodes hybrides. Par exemple, le Tableau 1.3 présente des informations sur l'âge, le genre, le statut matrimonial, le pays et la langue maternelle.

Nom	Âge	Genre	Statut matrimonial	Pays	Langue maternelle
Ahmed	20	Masculin	Célibataire	Tunis	Arabe
Marie	19	Féminin	Célibataire	France	Arabe
Steve	40	Masculin	Mariée	France	Français
Selma	37	Féminin	Mariée	Algérie	Arabe

Tableau 1. 3. Exemple des caractéristiques démographiques.

3.4. Le filtrage basé sur la connaissance

Un système de recommandation basé sur la connaissance fonctionne dans un contexte spécifique où l'utilisateur demande un type de contenu particulier (Trewin, 2000). Cela ajoute une contrainte à laquelle la recommandation doit s'adapter. Ces méthodes sont particulièrement utilisées dans des applications où l'interaction avec l'utilisateur est rare, comme les systèmes de recommandation pour les voitures ou les forfaits de voyage, car dans la plupart des cas, l'utilisateur n'utilisera le système de recommandation qu'une ou très peu de fois. Ils visent à résoudre le problème du manque d'évaluations données par l'utilisateur en lui demandant de fournir certaines contraintes pour restreindre l'ensemble des recommandations possibles. Le filtrage basé sur la connaissance dispose de deux techniques de recommandation de base, à savoir le système de recommandation basé sur les Ontologies, et le système de recommandation basé sur le Raisonnement à Partir de Cas (RàPC):

3.4.1. Les ontologies

Une ontologie est une formalisation conceptuelle représentant les connaissances propres à un domaine particulier, comme l'éducation, le tourisme, la médecine, etc. Le web sémantique utilise les ontologies comme élément central pour modéliser les connaissances de manière compréhensible par les machines (Bahramian & Ali Abbaspour, 2015).

Concrètement, une ontologie décrit, à l'aide d'un langage formel, l'ensemble des concepts relatifs à un domaine ainsi que les relations qu'ils entretiennent entre eux. Elle permet ainsi de représenter formellement les objets, les propriétés, les événements et les relations caractéristiques d'un champ donné.

Les ontologies sont généralement composées de quatre (04) éléments principaux :

- **Des classes**, qui correspondent aux concepts clés du domaine et leurs attributs. Par exemple, dans le domaine médical, la classe "Médicament" avec des attributs comme le nom, la composition, etc.

- **Des instances**, qui représentent des occurrences spécifiques des classes. Par exemple, l'"aspirine" en tant qu'instance de la classe Médicament.
- **Des propriétés**, qui définissent les relations sémantiques entre les classes et instances. Par exemple, la propriété "traite" pour lier un médicament à une maladie.
- **Des règles**, qui décrivent des connaissances supplémentaires sur les concepts du domaine sous la forme condition-action.

L'intérêt des ontologies est double : elles permettent à la fois aux humains de modéliser formellement les connaissances d'un domaine, et aux machines d'interpréter sémantiquement les données et de raisonner grâce à ces connaissances formalisées. Elles sont donc très utiles dans de nombreux domaines comme la recherche d'information, l'intégration de données, la gestion des connaissances, etc. Néanmoins, leur construction reste complexe et doit être réalisée de manière rigoureuse.

3.4.2. Le Raisonnement à Partir de Cas (RàPC)

Le raisonnement à partir de cas (Case-Based Reasoning ou CBR en anglais) est une technique d'intelligence artificielle utilisée pour la résolution de problèmes et l'apprentissage lorsque des cas antérieurs sont disponibles (Perner, 2019). Le principe est de s'appuyer sur les solutions de problèmes similaires rencontrés dans le passé pour résoudre un nouveau problème. Cette approche de raisonnement automatisé consiste à définir le problème rencontré, rechercher dans la base de cas les exemples les plus proches, adapter leur solution au problème courant, puis enrichir la base en y intégrant ce nouveau cas résolu (Das et al., 2021).

Le cycle du RàPC comprend quatre (04) principales étapes :

- La recherche des cas les plus similaires à partir d'une requête,
- La réutilisation des solutions en les ajustant au problème,
- La révision en testant et en améliorant les solutions proposées,
- Et la mémorisation du nouveau cas pour de futurs raisonnements.

A force de résoudre et de sauvegarder de nouveaux cas, le système CBR apprend de nouvelles expériences. Un cas se compose typiquement de la description du problème, de sa solution, des résultats obtenus, et de la justification de la solution.

De nombreuses études ont exploré l'utilisation du RàPC dans les systèmes de recommandation éducative. Dans (Thai-Nghe et al., 2011), les auteurs développent un système de recommandation adaptatif de leçons électroniques utilisant le RàPC. Le système apprend en continu à partir des interactions de l'apprenant et adapte les recommandations en conséquence.

Dans (Bousbahi & Chorfi, 2015), nous trouvons un système de recommandation de MOOCs qui utilise le RàPC pour recommander des cours appropriés sur la base des préférences des apprenants.

Une étude (Duque Méndez et al., 2018) a présenté un système de recommandation visant à guider les apprenants dans le choix de ressources pédagogiques à partir d'une base de données. Ce système de recommandation s'appuie sur l'approche d'intelligence artificielle par raisonnement à partir de cas. En utilisant des cas antérieurs d'apprenants aux préférences et caractéristiques similaires.

Les auteurs ont développé un système hybride de recommandation de contenus éducatifs nommé COHRS, combinant les techniques de base de connaissances, le filtrage collaboratif et le RàPC. Le CBR permet de recommander du contenu similaire déjà consulté (Obeid et al., 2022).

L'apprentissage en ligne génère des quantités massives de contenus éducatifs sous forme de vidéos, documents, exercices interactifs, etc. Recommander de manière pertinente les ressources appropriées à chaque utilisateur dans cet océan de contenus est un défi majeur. Contrairement à d'autres systèmes de recommandation comme le filtrage collaboratif ou basé sur le contenu, un système RàPC n'a pas besoin de stocker et d'analyser un volume énorme de données sur les évaluations des ressources par les utilisateurs ou sur des profils d'utilisateurs spécifiques.

L'intérêt du RàPC est de pouvoir exploiter des expériences passées pour faire des recommandations personnalisées et pertinentes. Les limites résident dans la difficulté à trouver des cas passés suffisamment proches, et à adapter correctement leurs solutions. Pour progresser, il faudrait enrichir les descripteurs de cas et développer des algorithmes d'appariement et d'adaptation plus élaborés, tout en garantissant la confidentialité des données d'apprentissage antérieures. Le RàPC constitue néanmoins une approche prometteuse pour la recommandation de ressources éducatives sur-mesure.

3.5. Le filtrage hybride

Dans le domaine des systèmes de recommandation, de nombreuses techniques ont été développées pour générer des recommandations personnalisées pour les utilisateurs actifs. Parmi ces techniques, nous pouvons citer le filtrage collaboratif, le filtrage basé sur le contenu, le filtrage basé sur les données démographiques, le filtrage basé sur la connaissance, et d'autres. Cependant, malgré leurs avantages, ces techniques de filtrage présentent également diverses limitations et défis. Pour surmonter ces limitations et fournir des recommandations plus précises, les chercheurs se sont tournés vers l'approche de l'hybridation, qui consiste à intégrer plusieurs techniques de recommandation au sein d'un système unifié

L'approche hybride de filtrage a pour intention de fusionner les atouts des méthodes de recommandation expliquées précédemment, afin de tirer parti de leurs avantages mutuels. Plusieurs

méthodes ont été proposées pour amalgamer ces approches de base et créer un tout nouveau système hybride(Zhao et al., 2015).

4. Problèmes et limites des systèmes de recommandation

Les systèmes de recommandation basés sur les techniques décrites précédemment comportent un ensemble de limites et de défis que les auteurs ont relevé dans (Adomavicius & Tuzhilin, 2005) :

- **Problème de démarrage à froid (Cold Start Problem)** : Ce problème se produit lorsqu'un système de recommandation ne dispose pas suffisamment de données sur un nouvel utilisateur ou un nouvel item pour générer des recommandations précises. Cela peut rendre difficile la fourniture de recommandations pertinentes dans les premières interactions.
- **Problème de données rares (Data Sparsity Problem)** : Un système de recommandation souffre du problème de données rares quand le nombre d'items évalués par les utilisateurs est très faible par rapport au nombre d'items total présent dans le système, ce fait conduit à avoir une très faible densité dans la matrice d'évaluation utilisateurs/items. La majorité des utilisateurs n'interagissent qu'avec quelques items, ce qui crée un déséquilibre entre les données disponibles. Cela peut rendre difficile la génération de recommandations précises pour les utilisateurs ayant des préférences uniques ou moins populaires.
- **Montée en charge** : Les ensembles de données utilisés par les systèmes de recommandation peuvent être très vastes et comporter un grand nombre d'utilisateurs et d'items. Cela conduit à une augmentation de la dimensionnalité des données, ce qui peut rendre la recherche de relations significatives entre les utilisateurs et les items plus difficile.
- **Problème de nouveauté et de sérendipité (Novelty and Serendipity Problem)** : Les systèmes de recommandation ont tendance à recommander des items populaires et similaires à ce que l'utilisateur a déjà aimé. Cela peut limiter la découverte d'items nouveaux et inattendus, nuisant ainsi à la diversité et à la satisfaction de l'utilisateur.
- **Problème du mouton gris** : Les utilisateurs d'un système de recommandation peuvent avoir des goûts ou des préférences très spécifiques et inhabituelles, ce qui signifie qu'ils interagissent avec un ensemble restreint d'articles ou de contenus. Comme ces utilisateurs se trouvent aux limites ou à la frontière entre différents groupes d'utilisateurs (clusters), il peut être difficile de trouver d'autres utilisateurs similaires à eux en se basant uniquement sur les données d'interaction.

5. Les facteurs et raisons qui ont conduit les environnements d'apprentissage en ligne à intégrer des systèmes de recommandation

La massification des ressources éducatives disponibles en ligne (Manouselis et *al.*, 2010)(Nadolski et *al.*, 2009) a complexifié leur recherche et sélection par les enseignants (Drachsler et *al.*, 2007). Face à cet océan de ressources, les enseignants peinent à identifier celles qui sont pertinentes et de qualité pour leurs cours. Parallèlement, de nouvelles approches pédagogiques centrées sur l'apprenant comme la personnalisation des (Clerc et *al.*, 2015) (Viberg et *al.*, 2020) ou le co-design de ressources (Hernández-Leo et *al.*, 2018),nécessitent de sélectionner des contenus alignés aux besoins des apprenants. L'évolution rapide des pratiques induite par le numérique multiplie aussi les possibilités en termes de formats et d'activités, démultipliant les choix pour les enseignants (Kampov-Polevoi, 2010). C'est pour répondre à ces défis considérables de surcharge informationnelle, de complexité du choix des ressources pédagogiques adaptées et de personnalisation des parcours d'apprentissage, que se sont développés et intégrés les systèmes de recommandation de ressources éducatives au sein des environnements d'apprentissage en ligne.

Ces systèmes de recommandation visent à guider et à assister efficacement les enseignants dans ces tâches chronophages de recherche et de sélection des ressources, afin de gagner en efficacité (Bousbahi & Chorfi, 2015). En outre, le partage et la réutilisation des ressources entre enseignants doivent être encouragés. Leur objectif est de fournir aux enseignants des suggestions personnalisées de contenus et d'activités qui correspondent précisément aux objectifs pédagogiques, au niveau des apprenants, à leurs intérêts ainsi qu'au contexte et aux contraintes de l'environnement d'apprentissage.

L'apport de ces systèmes est donc de faire gagner du temps aux enseignants dans leur recherche de ressources, de leur présenter celles qui sont les mieux adaptées au contexte spécifique d'enseignement/apprentissage, et ainsi d'améliorer l'efficacité et la qualité des environnements d'apprentissage en ligne.

L'apport de l'intégration de ces systèmes au sein des plateformes d'apprentissage en ligne répond à plusieurs objectifs essentiels :

- ✓ **Personnalisation de l'apprentissage** : suggérer du contenu adapté aux connaissances, compétences, intérêts et objectifs de chaque apprenant(Drachsler et *al.*, 2007).
- ✓ **Guidage pédagogique** : guider les apprenants dans des parcours d'apprentissage pertinents via des recommandations (Nadolski et *al.*, 2009).
- ✓ **Engagement et motivation** : susciter l'intérêt et la motivation des apprenants grâce à des recommandations personnalisées(Khribi et *al.*, 2009).

- ✓ **Filtrage de l'information** : suggérer les ressources les plus pertinentes et de qualité parmi l'abondance d'information(Manouselis et *al.*, 2012).
- ✓ **Amélioration de l'efficacité** : augmenter la qualité d'apprentissage et l'efficacité des environnements e-Learning(Drachler et *al.*, 2008).
- ✓ **Analyse de l'apprenant** : collecter des données sur les interactions et les profiler pour améliorer les recommandations(Chen et *al.*, 2014).

6. Travaux connexes

Le domaine des systèmes de recommandation au sein des environnements e-Learning répond principalement aux besoins des apprenants, visant à fournir un contenu d'apprentissage personnalisé pour faciliter l'apprentissage.

Bien que les apprenants occupent incontestablement un rôle central dans le processus d'apprentissage, il est essentiel de reconnaître que les enseignants jouent également un rôle indispensable dans la dynamique de l'enseignement. Leurs compétences, leurs pratiques pédagogiques et leur approche de l'intégration des technologies éducatives influencent grandement l'efficacité des dispositifs de formation.

Ces dernières années ont vu une montée en puissance du développement de nombreux systèmes de recommandation dédiés à soutenir les enseignants tout au long du processus d'apprentissage. Que ce soit dans la conception de parcours pédagogiques, la recherche de ressources adaptées, le suivi personnalisé des apprenants ou l'analyse des activités éducatives, ces systèmes visent à accompagner les enseignants dans l'ensemble de leurs tâches d'encadrement.

En plus de fournir un gain de temps considérable, les recommandations permettent d'orienter les enseignants vers des ressources et des pratiques pertinentes au regard de leurs objectifs pédagogiques et de leurs compétences professionnelles. Elles ont aussi le potentiel de stimuler la réflexivité des enseignants sur leurs méthodes d'enseignement. Le développement de tels systèmes dédiés aux enseignants apparaît donc comme un axe de recherche prometteur pour améliorer la qualité et l'efficacité des dispositifs de formation en ligne.

Nous présentons dans cette section, quelques systèmes de recommandation adoptés dans le domaine du e-Learning.

- **Une architecture du système de Recommandation AGORA**

Dans (Prieto et *al.*, 2008), les auteurs présentent AGORA, une architecture de système de recommandation pour assister les enseignants dans la conception de ressources pédagogiques en e-Learning.

Le système utilise plusieurs composants : une ontologie modélisant les connaissances en termes de théories, méthodes et techniques d'enseignement/apprentissage ; un module de gestion des objets d'apprentissage pour le stockage et la récupération des ressources ; un moteur de recherche sémantique interrogeant des répertoires externes. Sur la base du profil de l'enseignant, de ses besoins pédagogiques et de l'ontologie, le système suggère des scénarios pédagogiques adaptés ainsi que des objets d'apprentissage pertinents. L'originalité est de cibler les recommandations vers les enseignants plutôt que les apprenants. Les premiers résultats montrent que le système propose des recommandations cohérentes avec le style d'enseignement déclaré par l'enseignant.

- **Recommander des objets d'apprentissage en fonction d'un modèle de contexte d'enseignant**

Dans (Bozo et *al.*, 2010), les auteurs proposent un modèle de métadonnées basé sur le contexte pédagogique des enseignants, en particulier le curriculum scolaire au Chili. Ce modèle comprend des concepts familiers pour les enseignants comme le niveau d'études, la matière, les compétences à acquérir.

Sur cette base, ils développent un système de recommandation hybride, combinant filtrage collaboratif et basé sur le contenu. Le profil des enseignants est défini à partir des concepts du modèle. La similarité entre profils permet de faire du filtrage collaboratif. Le contenu des ressources est également annoté avec les métadonnées.

L'approche vise à faciliter l'annotation des ressources par les enseignants, en se basant sur des concepts qu'ils maîtrisent déjà. Elle permet aussi d'améliorer la pertinence des recommandations, en considérant finement le contexte pédagogique. Les résultats sur des données réelles sont encore préliminaires.

En résumé, le travail est une approche originale pour la recommandation de ressources pédagogiques, centrée sur la modélisation fine du contexte des enseignants. Cela permet de diminuer l'effort d'annotation et d'améliorer la qualité des recommandations.

- **Un Système de Recommandation basé sur le style d'enseignement**

Au-delà des apprenants, les enseignants et formateurs sont également des utilisateurs cibles essentiels pour les systèmes de recommandation en e-Learning. En effet, les enseignants ont eux aussi besoin de découvrir et sélectionner les ressources pédagogiques les plus appropriées afin de développer leurs compétences et améliorer leurs pratiques.

Conscients de cet enjeu, les auteurs ont développé un système de recommandation spécifiquement dédié aux enseignants (Limongelli et *al.*, 2013). Leur approche innovante consiste à créer des profils

d'enseignants sur la base de leur style pédagogique dominant. Pour ce faire, ils ont utilisé un algorithme de clustering (K-means) qui catégorise les enseignants selon quatre (04) styles d'enseignement : *transmissif, incitatif, par simulation et par découverte*.

Chaque groupe résultant présente ainsi des attitudes communes en matière de pratiques éducatives. Par exemple, les enseignants au style transmissif préfèrent généralement les leçons magistrales et tutoriels. Ce clustering permet alors de recommander à chaque profil des ressources cohérentes avec ses préférences.

Bien que l'approche par clustering adoptée soit intéressante, le système développé présente certaines limites en matière de personnalisation. En effet, au sein d'un même groupe d'enseignants partageant le même style d'enseignements, les recommandations de ressources pédagogiques sont identiques pour tous.

De plus, le système ne couvre que les enseignants et ne propose aucune recommandation personnalisée pour les apprenants.

- **Un Système de Recommandation social basé sur la confiance**

Dans (Fazeli et al., 2014), les auteurs proposent un système de recommandation visant à aider les enseignants à trouver des ressources pédagogiques correspondant à leurs besoins et intérêts.

Ce système s'appuie sur des méthodes de filtrage collaboratif basées sur la confiance entre utilisateurs. L'idée est que les utilisateurs préfèrent recevoir des recommandations par des personnes en qui ils ont confiance. Pour pallier le problème de données éparées, les auteurs supposent que la confiance est transitive, ce qui permet d'établir des liens entre utilisateurs n'ayant pas de ressources évaluées en commun mais des amis communs.

L'originalité de cette approche est de calculer la confiance entre utilisateurs à partir de leurs évaluations de ressources. Les auteurs envisagent d'intégrer également les interactions entre utilisateurs. À ce stade, cette approche ne considère que les évaluations et non les activités ou profils des utilisateurs.

Un indice de confiance inspiré de l'indice H des publications est aussi proposé pour mesurer la fiabilité d'un utilisateur. Cependant, cette approche reste incomplète et n'a pas encore été évaluée à ce jour.

- **Un Système de recommandation basé sur les profils de compétences en TIC**

Les auteurs proposent un système de recommandation pour aider les enseignants à sélectionner des objets d'apprentissage appropriés depuis des entrepôts des objets d'apprentissage pour la conception des cours (Sergis & Sampson, 2015).

Le système est composé essentiellement de deux (02) modules :

- *Détermination du profil* de compétences en TIC de l'enseignant basé sur ses interactions passées avec les objets d'apprentissage.
- *Génération de recommandations* des objets d'apprentissage en utilisant le profil de compétences en TIC de l'enseignant pour sélectionner des voisins similaires et pondérer la pertinence des objets d'apprentissage candidats.

Pour cela, les auteurs ont utilisé la distance euclidienne pour identifier le groupe de voisins le plus approprié pour l'enseignant actif basé sur la similarité de leur profil de compétences, et chaque enseignant reçoit des recommandations basées sur les avis de pairs ayant le même profil de compétences.

- **Le Système de Recommandation 3A**

Dans (Tewari et al., 2015), les auteurs présentent un système de recommandation nommé 3A dédié aux enseignants dans le e-Learning. L'objectif est d'analyser les avis des apprenants sur le contenu pédagogique afin de recommander aux enseignants les portions précises des sujets qui sont difficiles à comprendre. La méthode utilise l'opinion mining pour extraire les caractéristiques (features) négatives dans les commentaires des apprenants, en utilisant un étiqueteur morphosyntaxique. Seuls les sujets ayant un ratio d'avis négatifs entre 1 et 2 sont analysés.

Le système 3A extrait alors les sous-sujets problématiques et génère des recommandations personnalisées pour chaque enseignant utilisant la technique de filtrage basé sur le contenu, l'incitant à améliorer les explications uniquement sur ces sous-parties.

L'objectif est de cibler les recommandations sur les sections à problèmes plutôt que le contenu global. Les auteurs présentent une implémentation du système avec une architecture de tables relationnelles. Ils affirment que cette approche permet d'optimiser la qualité des tutoriels en e-learning de façon collaborative.

Ce travail apporte un éclairage pertinent sur l'apport de techniques d'analyse de sentiment et de recommandation personnalisée pour assister les enseignants dans la création de contenus e-learning de qualité.

- **Un Modèle-Enseignant basé sur les réseaux sociaux pour soutenir la construction de cours**

Dans (Limongelli et al., 2015), les auteurs proposent un modèle-enseignant basé sur un réseau social pour supporter la construction de cours en e-Learning. Le modèle combine deux composantes : les styles d'enseignement selon la typologie de Grasha, et l'expérience pédagogique modélisée par un réseau

didactique dynamique. Ce réseau connecte les concepts enseignés, les ressources pédagogiques utilisées, et l'usage fait par la communauté enseignante. Il évolue en fonction des actions réelles des enseignants.

L'objectif est de représenter automatiquement le contexte d'usage des ressources pour faciliter le partage d'expérience et la réutilisation. La similarité entre enseignants permet de recommander des ressources adaptées. Cette approche socio-collaborative vise à soutenir les formateurs dans la construction de cours, sans effort supplémentaire de leur part. Elle ouvre des perspectives pour l'assistance intelligente aux enseignants en e-Learning.

- **Un Modèle de Recommandation des techniques d'enseignement-apprentissage**

Dans (Mota et *al.*, 2017), les auteurs présentent un modèle de système de recommandation pour recommander des techniques d'enseignement-apprentissage aux enseignants lors de la conception d'activités pédagogiques.

Le système repose sur une approche hybride combinant le filtrage collaboratif basé sur les choix passés des enseignants et une approche à base de connaissances utilisant une ontologie des techniques d'enseignement-apprentissage.

Les recommandations sont générées en calculant la similarité entre les objectifs pédagogiques de l'activité à concevoir et ceux des techniques d'enseignement-apprentissage candidats. Des règles d'association sont aussi utilisées pour recommander des combinaisons de techniques d'enseignement-apprentissage.

- **Le Système de Recommandation Mentor**

Les auteurs présentent Mentor, un système de recommandation hybride intégré à la plateforme LAMS pour assister les enseignants dans le processus de conception pédagogique. Le système recommande des scénarios pédagogiques existants similaires au contexte d'usage défini par l'enseignant. Les scénarios pédagogiques sont évalués selon plusieurs critères : stratégie pédagogique, domaine, niveau, modalités d'évaluation et de diffusion. Sur la base de l'appariement de ces critères et du profil de l'enseignant, Mentor suggère des scénarios pédagogiques que l'enseignant peut ensuite personnaliser.

L'approche combine les techniques de recommandation à base de cas et de filtrage collaboratif. Elle vise à faciliter le partage des bonnes pratiques pédagogiques via la réutilisation des scénarios pédagogiques. Une première expérimentation montre que les enseignants perçoivent l'utilité de Mentor pour rendre la conception pédagogique plus facile et rapide. Ils envisagent de réutiliser le système. Malgré

quelques limites, cette étude valide le potentiel d'un tel système de recommandation pour assister les formateurs dans leurs pratiques de conception pédagogique en e-learning (Karga & Satratzemi, 2018).

- **Le Système de Recommandation MoodleREC**

En 2020, l'auteur et son équipe présentent MoodleREC, un système de recommandation hybride implanté comme extension de la plateforme Moodle dans le but d'aider les enseignants à trouver des objets d'apprentissage pertinents lors de la création de nouveaux cours (De Medio et al., 2020).

MoodleRec combine des techniques de filtrage basé sur le contenu et de filtrage collaboratif. Le système permet d'interroger plusieurs entrepôts d'objets d'apprentissage et retourne une liste classée des objets d'apprentissage en fonction de la correspondance avec le sujet recherché.

L'enseignant voit l'usage des objets d'apprentissage dans d'autres cours similaires pour décider de les réutiliser. Une expérimentation en ligne montre un taux d'acceptation croissant des recommandations et un bon niveau de satisfaction des utilisateurs.

7. Synthèse

Plusieurs travaux ont exploré l'apport des systèmes de recommandation pour assister les enseignants dans leurs tâches de conception et de diffusion des cours en ligne.

Dans (Prieto et al. 2008), les auteurs ont proposé une architecture nommée AGORA permettant de recommander des scénarios pédagogiques cohérents avec le style d'enseignement de l'enseignant, mais sans personnalisation individuelle.

L'approche de (Bozo et al., 2009) permet d'offrir des avantages en termes de personnalisation de la recommandation de ressources pédagogiques, cependant, elle comporte des limites liées à sa spécificité, à l'annotation des ressources, à la complexité du modèle hybride et à la nécessité d'une évaluation plus approfondie pour en valider l'efficacité.

Dans (Limongelli et al. 2013), les auteurs ont classé les enseignants par styles d'enseignement pour orienter les recommandations de ressources, mais sans adaptation intra-groupe et en ne couvrant que les formateurs.

Dans (Fazeli et al. 2014), les auteurs ont avancé l'idée d'exploiter la confiance sociale pour pallier la difficulté des données éparses, mais sans intégrer concrètement l'activité des utilisateurs ni évaluer leur approche.

Les auteurs ont profilé les compétences TIC des enseignants pour recommander des ressources pertinentes, mais sans adapter les voisinages au type de ressource (Sergis & Sampson, 2015). D'autres

travaux comme (Tewari et al. 2015), (Limongelli et al. 2015), (Karga & Satratzemi, 2018) ou encore (De Medio et al. 2020) ont également apporté des contributions intéressantes, mais en présentant encore certaines limites techniques ou une validation insuffisante.

En analysant ces différents systèmes, nous avons tiré les conclusions suivantes :

- La majorité ne tirent pas pleinement profit de toutes les informations disponibles sur les apprenants, comme leurs connaissances, compétences, préférences d'apprentissage, etc. pour améliorer la conception du processus d'apprentissage.
- Certains ne personnalisent pas leurs recommandations, fournissant les mêmes ressources pédagogiques à tous les enseignants sans tenir compte de leurs différences.
- La plupart n'intègrent pas les informations de profil et les activités des apprenants dans le système de recommandation, alors que ces données pourraient nourrir utilement les suggestions faites aux enseignants.
- Certains ne prennent pas en compte les profils des enseignants eux-mêmes, leurs compétences, expériences et préférences pédagogiques.
- Aucun des systèmes mentionnés n'incorporent à la fois les profils des apprenants et des enseignants pour améliorer conjointement la qualité des recommandations. Pourtant, considérer ces deux dimensions pourrait permettre une personnalisation et un ciblage plus fin des suggestions.
- Chacun de ces systèmes apporte des contributions significatives, mais ils présentent également des limites en matière de personnalisation, de couverture des utilisateurs, ou de prise en compte d'autres types d'interactions.

Ces limites soulignent le besoin de développer un système de recommandation plus sophistiqué pour soutenir les enseignants dans le processus de conception et de création des cours en ligne véritablement personnalisées et adaptées aux profils des apprenant en tenant compte les besoins individuelles de chaque enseignant et apprenant (Tableau 1.4).

Citations	Système	Les données utilisées dans la recommandation	Technique de recommandation	Éléments recommandés
(Prieto et al., 2008)	Une architecture de système de recommandation AGORA	Profil de l'enseignant, besoins pédagogiques, ontologie	Ontologie	Scénarios pédagogiques, objets d'apprentissage
(Bozo et al., 2009)	Un Système de Recommandation des objets d'apprentissage en fonction d'un modèle de contexte d'enseignant	Modèle de métadonnées du contexte pédagogique	Filtrage basé sur le contenu Filtrage collaboratif	Objet d'apprentissage
(Limongelli et al.2013),	Un Système de recommandation basé sur	Style d'enseignement	K-means (clustering)	Ressources pédagogiques

	le style d'enseignement			
(Fazeli et al. 2014)	Un Système de recommandation social basé sur la confiance	Evaluations et relations entre utilisateurs	Filtrage collaboratif par confiance social	Ressources pédagogiques
(Sergis&Sampson, 2015).	Un Système de recommandation basé sur les profils de compétences en TIC.	Profil de compétences TIC des enseignants	distance euclidienne	Ressources pédagogiques
(Tewari et al. 2015)	Le Système de recommandation 3A	Avis des apprenants sur le contenu	Filtrage basé sur le contenu	Sous-parties de sujets problématiques
(Limongelli et al. 2015)	Un modèle d'enseignant basé sur les réseaux sociaux pour soutenir la construction de cours	les styles d'enseignement selon la typologie de Grasha, et l'expérience pédagogique	Calcul de similarité	Ressources pédagogiques
(Mota et al., 2017)	Le système de recommandation Mentor	Stratégie pédagogique, domaines	Raisonnement à base de cas Filtrage collaboratif	Scénario pédagogique
(Karga & Satratzemi, 2018)	Un modèle de recommandation des techniques d'enseignement-apprentissage	Objectifs pédagogiques de l'activité	Filtrage collaboratif Filtrage basé sur la connaissance	Techniques d'enseignement-apprentissage
(De Medio et al., 2020)	Le Système de recommandation MoodleREC	Entrepôts des objets d'apprentissage	Filtrage basé sur le contenu Filtrage collaboratif	Objet d'apprentissage

Tableau 1. 4. Synthèse des systèmes de recommandation des ressources pédagogiques dédiées aux enseignants

8. Evaluation des Systèmes de Recommandation

L'évaluation des systèmes de recommandation s'est développée au fil du temps pour refléter une compréhension plus nuancée de ce qu'implique une recommandation de qualité.

Dans(Shani & Gunawardana, 2011),les auteurs expliquent qu'initialement la plupart des systèmes de recommandation ont été évalués en fonction de leur capacité à prédire avec précision les choix de l'utilisateur. Bien que la précision des prédictions soit un critère important, elle ne constitue qu'un aspect de l'évaluation globale de la performance d'un système de recommandation.

Selon les auteurs, les évaluations des systèmes de recommandation peuvent être effectuées en utilisant deux (02) approches principales : l'analyse hors-ligne (off-line analysis) et l'expérimentation avec des utilisateurs réels (live user experiment)(Herlocker et al., 2004).

Il existe une classification alternative des méthodes d'évaluation des systèmes de recommandation, telle que décrite dans l'étude menée par (Erdt et al., 2015). Cette classification divise les méthodes d'évaluation en trois (03) catégories distinctes : les expérimentations hors-ligne (off-line), les études avec des utilisateurs (user studies) et les tests en conditions réelles (real life testing).

8.1. Evaluation off-line

L'évaluation des algorithmes des systèmes de recommandation est un aspect crucial de la recherche dans ce domaine. Une grande partie de cette évaluation se concentre sur l'analyse hors-ligne de la précision des prédictions que peuvent faire ces systèmes. Cette approche d'évaluation est essentielle pour comprendre la performance des systèmes de recommandation et pour les améliorer (Herlocker et *al.*, 2004).

L'analyse hors-ligne implique généralement l'utilisation de jeux de données historiques, où les prédictions générées par le système sont comparées aux véritables interactions passées des utilisateurs avec les éléments recommandés. Cela permet de mesurer la précision du système en termes de prédictions correctes par rapport aux préférences réelles des utilisateurs. Cette mesure de précision peut être réalisée de différentes manières, telles que le calcul de la précision, du rappel, de la F-mesure ou d'autres métriques de performance.

Les évaluations off-lines ont l'avantage d'être rapide, moins coûteuses et plus faciles à mettre en œuvre que les évaluations en ligne. Elles ne nécessitent pas de recueillir des données en temps réel à partir des utilisateurs, ce qui peut être complexe et onéreux.

Mais, il est important de noter que les évaluations offlines ont aussi leurs limites. Elles ne capturent pas toujours la véritable expérience de l'utilisateur dans un environnement en ligne réel, car elles ne tiennent pas compte de facteurs tels que la dynamique du comportement de l'utilisateur, les effets de réseau, les réactions en temps réel, etc.

Les évaluations off-lines ne fournissent pas toujours une évaluation complète des performances et de l'efficacité des systèmes de recommandation. Elles se concentrent souvent sur un aspect spécifique, tel que la précision ou la pertinence, et peuvent ne pas prendre en compte d'autres facteurs importants tels que la satisfaction de l'utilisateur, l'engagement ou l'impact à long terme.

Pour cela, il est souvent recommandé de compléter les évaluations off-lines par des évaluations en-ligne pour obtenir une image plus complète de la performance d'un système de recommandation.

8.2. Etude utilisateurs

L'étude utilisateurs est un processus itératif qui peut être mené à différentes étapes du développement d'un système de recommandation pour garantir une expérience utilisateur optimale. Elle permet de prendre en compte les besoins et les préférences des utilisateurs tout au long du processus de conception et d'amélioration. L'objectif principal étant d'améliorer la conception et l'ergonomie du système en se basant sur les retours des utilisateurs. Elle donne un aperçu de la satisfaction des utilisateurs et de l'utilité perçue

des recommandations. Les évaluations centrées sur l'utilisateur vont au-delà des évaluations traditionnelles centrées sur les données et prennent en compte l'impact des systèmes de recommandation sur le monde réel. Ces évaluations mesurent la satisfaction de l'utilisateur et prennent en compte des paramètres de qualité tels que l'utilité, la précision.

Pour mener une étude utilisateurs de manière approfondie, une démarche est entreprise, impliquant le recrutement attentif d'un groupe diversifié d'individus représentant la base d'utilisateurs potentiels (Knijnenburg et al., 2012). Ces participants sont ensuite invités à accomplir des tâches spécifiques au sein d'un environnement soigneusement contrôlé, et ce, sur une période relativement courte. Au cours de cette expérience, l'interaction entre les utilisateurs et le système de recommandation est scrupuleusement observée, permettant ainsi de recueillir une multitude d'informations pertinentes. Ces données incluent, entre autres, le temps requis par chaque participant pour mener à bien la tâche assignée, la qualité des résultats obtenus lors de cette mission, ainsi que des détails relatifs aux choix et aux comportements des utilisateurs tout au long de leur interaction avec le système. Cette méthodologie riche en informations s'avère essentielle pour évaluer la performance, l'efficacité et la convivialité du système de recommandation, tout en fournissant des perspectives cruciales pour son amélioration continue.

8.3. Evaluation on-line

L'évaluation on-line des systèmes de recommandation consiste à tester et à mesurer la performance d'un système de recommandation directement dans un environnement en ligne réel, avec de vrais utilisateurs (Manouselis et al., 2012). Contrairement aux évaluations off-lines qui sont basées sur des données historiques et des scénarios simulés, cette évaluation se déroule dans un contexte en temps réel.

L'un des points clés de l'étude menée dans (Herlocker et al., 2004) est que l'évaluation en-ligne des systèmes de recommandation permet de collecter des données sur les usages et les habitudes d'utilisation réels des utilisateurs. En observant comment les utilisateurs interagissent avec un système de recommandation dans un environnement en-ligne en temps réel, les chercheurs peuvent découvrir des informations précieuses sur la manière dont les utilisateurs découvrent, évaluent et sélectionnent des éléments recommandés.

De plus, cette approche permet de mettre en lumière des problèmes et des besoins non satisfaits que les utilisateurs rencontrent lorsqu'ils utilisent le système. Cela peut inclure des problèmes tels que des recommandations inappropriées, un manque de diversité dans les recommandations, des problèmes d'interface utilisateur, etc. Ces informations sont essentielles pour améliorer les systèmes de recommandation et les adapter aux besoins réels des utilisateurs.

9. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un état de l'art assez détaillé des systèmes de recommandation appliqués aux environnements d'apprentissage e-Learning. Nous avons passé en revue les principales techniques de recommandation telles que le filtrage collaboratif, le filtrage basé sur le contenu, le filtrage démographique, le filtrage basé sur la connaissance et le filtrage hybride, ainsi que leurs limites. Nous avons également identifié et analysé dix (10) travaux sur la recommandation de ressources pédagogiques dans le contexte du e-Learning. Ces travaux explorent diverses approches : filtrage collaboratif, basé sur le contenu, hybride, etc.

Nous avons aussi présenté les différentes méthodes d'évaluation des systèmes de recommandations. Cet état de l'art constitue une base intéressante pour positionner notre contribution visant à proposer un système de recommandation adapté au contexte pédagogique afin de soutenir les enseignants dans le processus de conception de scénarios pédagogiques, en termes de techniques employées et de méthodologie d'évaluation.

Chapitre Deux :

La Scénarisation Pédagogique

Chapitre Deux :

La Scénarisation Pédagogique

1. Introduction

La scénarisation pédagogique est une approche primordiale pour les designers pédagogiques dans la conception de formations, que ce soit dans l'enseignement traditionnel ou dans le cadre de la formation à distance et du e-Learning. Face à la diversité croissante des publics apprenants et des technologies éducatives, la structuration préalable des situations d'apprentissage est devenue une exigence incontournable.

L'objectif de ce chapitre est de fournir un panorama général des enjeux actuels de la scénarisation pédagogique.

Nous allons d'abord clarifier les concepts de scénario pédagogique et de scénarisation dans la première section, ainsi que le processus de conception de scénarios pédagogiques dans la troisième section.

Nous ferons le point sur les langages et outils logiciels existants tout en décrivant les approches formelles et semi-formelles ainsi que les logiciels les plus utilisés.

En fin, nous explorons une piste prometteuse pour l'avenir de la scénarisation : l'apport des systèmes de recommandation pour assister les pédagogues dans ce processus complexe d'ingénierie pédagogique.

2. Les Concepts de Scénario et de Scénarisation Pédagogique

A quoi se réfère précisément le concept de « scénario »? Il est important de définir clairement la notion de « scénario », qui est au cœur de nos travaux, pour savoir précisément à quoi elle se réfère.

Le concept de « scénario » est présent dans divers domaines d'activité humaine. Chaque fois qu'une activité suit un déroulement spécifique, le terme « scénario » est approprié pour désigner le processus à mettre en œuvre. Il est couramment utilisé dans les domaines du cinéma, de la gestion, de l'informatique, des télécommunications, de l'ergonomie et de l'éducation. Il est utilisé pour décrire la manière dont une activité va se dérouler ou s'est déroulée, que ce soit en matière de navigation, d'interaction, ou encore de pédagogie (Villiot-Leclercq & Pernin, 2006). Dans le domaine de l'éducation, des termes tels que « situation d'apprentissage », « séquence pédagogique », et « fiche pédagogique » sont utilisés de manière

interchangeable avec « scénario »(Villiot-Leclercq, 2007).

La scénarisation pédagogique est un processus qui consiste à modéliser les situations d'apprentissage et les scénarios pédagogiques. C'est une activité qui implique de l'ingénierie, de la description et de la spécification. Cette pratique est essentielle pour les enseignants et formateurs qui conçoivent des dispositifs de formation, que ce soit en présentiel, à distance ou en ligne. La scénarisation pédagogique est une méthode clé qui permet de concevoir et de planifier efficacement des stratégies d'enseignement et d'apprentissage.

D'après (Charlier et al., 2002), un scénario pédagogique est caractérisé par « *le résultat du processus de conception d'une activité d'apprentissage, processus s'inscrivant dans un temps donné et aboutissant à la mise en œuvre du scénario. Donc un scénario comprend des objectifs, une planification des activités d'apprentissage, un horaire, une description des activités des étudiants, des modalités d'évaluation qui sont définies, agencées et organisées au cours d'un processus de design* ».

Dans le but de définir dans ses grandes lignes un scénario pédagogique, J.P. Pernin a proposé la définition suivante : « *Le scénario d'apprentissage représente la description, effectuée a priori ou a posteriori, du déroulement d'une situation d'apprentissage ou unité d'apprentissage visant l'appropriation d'un ensemble précis de connaissances, en précisant les rôles, les activités ainsi que les ressources de manipulation de connaissances, outils, services et résultats associés à la mise en œuvre des activités*»(Pernin, 2004).

Selon P. Tchounikine, un scénario consiste en« *une description plus ou moins formelle d'une séquence d'enseignement définissant les objectifs pédagogiques cibles et les moyens à mettre en œuvre pour atteindre ces objectifs. Un scénario pédagogique décrit généralement les acteurs impliqués (apprenant, enseignant, tuteur, etc.), les ressources pédagogiques (documents, logiciels, etc.), les tâches que les apprenants doivent réaliser, les rôles des différents acteurs et les contraintes à respecter* » (Tchounikine, 2008).

Pour M. Lefevre, un scénario pédagogique est une approche de conception de l'enseignement qui implique de planifier et de structurer le processus d'apprentissage de manière systématique et cohérente. Cette approche vise à optimiser l'expérience d'apprentissage des apprenants en utilisant une variété d'outils et de stratégies pédagogiques pour atteindre les objectifs d'apprentissage spécifiques(Lefevre, 2009).

Une définition plus approfondie serait qu'«*un scénario pédagogique peut prendre plusieurs formes : texte, audio ou vidéo narrative décrivant le déroulement, et parfois les objectifs, les acteurs, les étapes, les consignes, les outils et documents utilisés ou à produire. Il peut prendre aussi la forme d'un modèle*

graphique représentant le processus d'enchaînement des activités. Il peut être spécifique à une matière ou générique, réutilisable dans plusieurs contextes. Il peut aussi être une partie de scénario (pattern) avec ou sans ressources intégrées pouvant être réutilisé et intégré comme module d'un scénario plus large » (Paquette & Léonard, 2014).

Une étude menée par C. Charnet, met en évidence que le scénario pédagogique cherche à stimuler le processus d'apprentissage en incorporant des ressources engageantes et appropriées. Il établit les intentions pédagogiques permettant d'atteindre les objectifs éducatifs et explicites au préalable les démarches à suivre (Charnet, 2019).

Le scénario pédagogique décrit la structuration d'une situation d'apprentissage visant l'atteinte d'objectifs pédagogiques précis. Il précise les différents éléments clés du déroulement :

- *Les acteurs impliqués* : apprenants, enseignants, tuteurs, etc. ;
- *Les ressources éducatives mobilisées* : documents, logiciels, vidéos, etc. ;
- *Les activités d'apprentissage* réalisées par les apprenants ;
- *L'organisation séquentielle et chronologique des activités* ;
- *Les modalités d'évaluation* et de validation des acquis ;
- *Les consignes et supports* fournis aux apprenants.

Le scénario peut prendre différentes formes de représentation (texte, modèle graphique, etc.) et différents niveaux de granularité. Certains scénarios sont génériques et réutilisables dans divers contextes, d'autres spécifiques à une discipline.

La scénarisation pédagogique vise une planification rigoureuse du processus d'enseignement-apprentissage. Elle constitue une étape clé de conception pédagogique, notamment dans le cadre de la formation en ligne. C'est l'ensemble du processus qui conduit à l'élaboration du scénario pédagogique. Elle comprend l'analyse du contexte, la définition des objectifs, le choix des activités, l'organisation des ressources, etc. (Henri et al., 2007).

La scénarisation pédagogique est plus large que le scénario lui-même, elle englobe les étapes en amont de l'analyse des besoins, de conception, de formalisation et de validation du scénario (Bakki, 2018).

En résumé, la scénarisation pédagogique est le processus complet qui conduit à la production du scénario pédagogique, en passant par différentes étapes de conception pédagogique et de formalisation. Le scénario est le document final issu de ce processus.

3. Le Processus de Conception de Scénarios Pédagogiques

D'après les définitions du scénario pédagogique précédemment présentées, la conception pédagogique d'un scénario consiste à élaborer une description précise et complète du déroulement de l'activité d'apprentissage qui sera suivie par les apprenants. Il s'agit de définir toutes les composantes et toutes les étapes du scénario pédagogique afin de créer un parcours structuré et cohérent permettant d'atteindre les objectifs pédagogiques visés.

Plus concrètement, concevoir le scénario implique de :

- Déterminer précisément les compétences et connaissances cibles à acquérir par les apprenants à l'issue de la formation. Ces objectifs pédagogiques orientent toute la conception du scénario ;
- Découper le parcours d'apprentissage en séquences ou modules cohérents et progressifs, structurés de manière logique ;
- Définir le type d'activités d'apprentissage à réaliser dans chaque séquence : exercices, études de cas, projets, exposés, débats, etc. Ces activités doivent être alignées avec les objectifs ;
- Préciser les ressources, supports, outils, médias qui seront nécessaires lors de chaque activité d'apprentissage ;
- Déterminer précisément le rôle de l'apprenant et celui du formateur à chaque étape du scénario ;
- Concevoir l'évaluation des acquis qui jalonne le parcours sous forme d'exercices, de projets, de questionnaires ou d'examens.

Conformément aux propos de F. Henri et ses collègues, nous considérons que la scénarisation ne se limite pas aux contenus, mais englobe également l'activité des apprenants et de tous les acteurs impliqués dans la formation complète afin de garantir une expérience d'apprentissage engageante et efficace pour l'apprenant(Henri et *al.*, 2007).

J.-P. Pernin décompose le processus de conception de scénarios pédagogiques en sept (07) étapes(Figure 2.1) (Pernin, 2007):

1. **La conception initiale** : La première étape du processus de conception implique la création d'un scénario abstrait et non contextualisé, qui est généralement réalisé par un ingénieur pédagogique doté des compétences en conception pédagogique. À ce stade, les scénarios peuvent être entièrement nouveaux ou élaborés à partir de scénarios ou de fragments de scénarios existants provenant d'une bibliothèque, qui peuvent être adaptés en fonction des nouveaux objectifs de formation ou du contexte d'utilisation
2. **La contextualisation pédagogique** : Consiste à créer un scénario qui est spécialement adapté aux besoins et contraintes du contexte dans lequel il sera utilisé. Pendant cette étape, un

formateur ou un tuteur apporte des précisions sur les paramètres liés à l'exploitation concrète du scénario, y compris les personnes impliquées, les ressources disponibles et les outils utilisés.

3. **Implémentation technique** : Cette phase vise à développer tous les outils et ressources nécessaires pour déployer concrètement le scénario. Des compétences en développement informatique, graphisme, intégration de plateformes sont mobilisées selon les besoins. Les ressources pédagogiques sont créées et intégrées dans l'environnement technologique dédié (LMS par exemple).
4. **Exécution du scénario** : Le scénario est mis en pratique dans la situation de formation. Les apprenants interagissent avec les ressources, activités et encadrants selon le déroulement pédagogique défini. Cette phase permet d'éprouver la pertinence et l'efficacité réelle du dispositif.
5. **Évaluation et adaptation** : Les retours d'usage du scénario en situation réelle sont analysés. Si des faiblesses ou des possibilités d'amélioration sont identifiées, le scénario est alors révisé et adapté en conséquence.
6. **Décontextualisation** : Le scénario finalisé et éprouvé sur le terrain est extrait de son contexte d'origine. On obtient alors un modèle de scénario générique réutilisable pour répondre à de nouveaux besoins de formation. Il est archivé dans une banque de ressources pédagogiques.
7. **Nouveau cycle** : Le scénario générique issu de l'étape précédente peut être repris comme point de départ d'un nouveau processus de conception visant à répondre à d'autres besoins de formation. Un nouveau cycle reprenant les étapes 1 à 6 peut alors commencer en adaptant ce scénario de base.

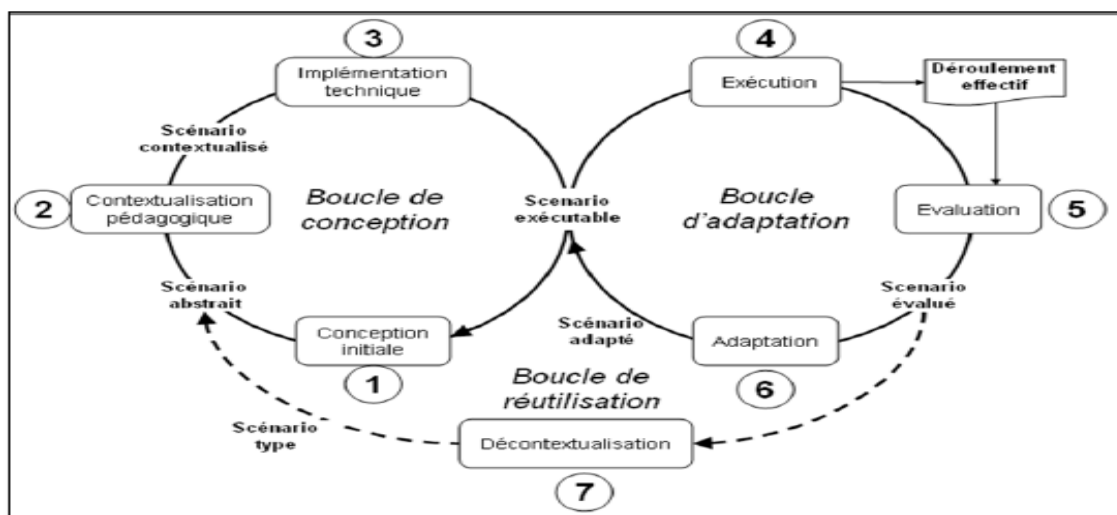


Figure 2. 1. Vue d'ensemble du cycle de vie d'un scénario (Pernin, 2007).

Pour illustrer les étapes du processus de conception d'un scénario pédagogique nous présentons l'exemple suivant d'après (Pernin & Lejeune, 2004a) :

- ✓ **Objectif** : Concevoir un scénario pédagogique pour un cours sur les fondamentaux de la programmation en Python pour des étudiants en 1ère année d'informatique.

- ✓ **Conception initiale** : Un ingénieur pédagogique définit les objectifs du scénario : acquérir les bases du langage Python, savoir déboguer un programme, réaliser des algorithmes simples. Il identifie les grandes étapes du scénario : introduction, bases du langage, boucles et conditions, débogage, mini-projet.
- ✓ **Contextualisation** : L'enseignant précise le contexte : cours de 24h, TD de 12h, pour 30 étudiants. Il choisit d'utiliser la plateforme Moodle et des exercices autocorrectifs.
- ✓ **Implémentation technique** : Les supports de cours, QCM d'évaluation, sujet du mini-projet sont créés. L'enseignant les intègre comme ressources dans un cours Moodle.
- ✓ **Exécution du scénario** : Les étudiants suivent les activités pédagogiques selon le scénario : cours, exercices, projet. L'enseignant supervise le déroulement.
- ✓ **Évaluation et adaptation** : Le taux de réussite sur le mini-projet est faible. L'enseignant décide d'introduire des activités supplémentaires de débogage pour mieux préparer les étudiants.
- ✓ **Décontextualisation** : Le scénario finalisé est archivé dans une banque de scénarios réutilisables pour des cours d'initiation à la programmation Python.
- ✓ **Nouveau cycle** : Le scénario générique est réutilisé l'année suivante, en l'adaptant à un public d'étudiants plus mature nécessitant moins d'accompagnement.

Cet exemple montre concrètement comment un scénario peut être construit, testé et amélioré de manière itérative en suivant les étapes clés du processus de conception.

4. Langages de Modélisation Pédagogique

Les langages de modélisation pédagogique, également appelés EML (Educational Modelling Language), sont des formalismes permettant de représenter des scénarios pédagogiques de manière abstraite, indépendamment de toute plateforme d'apprentissage (Paquette, 2014). Apparus dans les années 1990-2000 dans le contexte de l'émergence des plates-formes e-Learning, les EML permettent de décrire les composantes essentielles d'une situation d'apprentissage, activités, ressources, acteurs, ainsi que leurs relations (Guéraud et al., 2004). Ces langages adoptent généralement une approche visuelle basée sur des formalismes graphiques, des schémas ou des diagrammes.

Le développement de ces langages est motivé par plusieurs objectifs (Salmi, 2012) :

- ✓ Permettre aux pédagogues de modéliser des situations d'apprentissage variées faisant intervenir différentes activités, ressources et acteurs ;
- ✓ Offrir un langage commun pour décrire, partager et réutiliser des scénarios pédagogiques au sein d'une communauté éducative ;
- ✓ Assurer la transition entre la conception théorique d'un scénario et son opérationnalisation concrète dans un environnement informatique dédié à la formation (LMS) ;
- ✓ Rendre les scénarios pédagogiques interopérables entre différentes plateformes grâce à l'utilisation de standards ;

- ✓ De tels langages proposent généralement des concepts et une notation graphique ou textuelle pour modéliser les composantes clés d'un scénario : activités, rôles des acteurs, ressources, séquençage, etc. Certains langages visent également à automatiser le déploiement technique des scénarios. Les EML facilitent ainsi la réutilisation de scénarios pédagogiques innovants.

Parmi les langages de ce type d'EML, nous citons :

- ✓ UTL (Unified Teaching Language) : Langage à base de règles permettant de modéliser différentes approches pédagogiques (Lejeune, 2004) ;
- ✓ IMS-LD : C'est une spécification technique permettant de décrire formellement des scénarios pédagogiques de manière interopérable entre différentes plateformes (Martel et al., 2006) ;
- ✓ LDL (Learning Design Language) : C'est un langage graphique développé au LICEF qui permet de représenter les activités et objets pédagogiques sous la forme d'un réseau relationnel (Martel et al., 2006).
- ✓ LDLight : C'est une version allégée du langage LDL visant à simplifier la modélisation de scénarios pédagogiques (Ferraris et al., 2008).
- ✓ MOT+ : C'est un langage de modélisation pédagogique orienté-objet qui s'appuie sur une ontologie. Il permet d'exporter les scénarios modélisés au format IMS-LD (Paquette, 2022).

Ces langages et formalismes visent à représenter le scénario pédagogique de manière formelle et computable, tout en gardant une expressivité pédagogique suffisante. Le choix se fait en fonction des besoins et du contexte d'usage.

4.1. UTL

UTL (Unified Teaching Language) est un langage de modélisation pédagogique développé par une équipe de l'Université Fédérale du Ceará au Brésil. S'inscrivant dans la lignée des langages de modélisation pédagogique, UTL se distingue par son approche déclarative à base de règles qui le rapproche des langages de Workflow.

Il permet de modéliser un scénario pédagogique sous la forme d'un ensemble de règles définissant l'enchaînement des activités en fonction de conditions et d'événements. Contrairement aux approches procédurales, UTL offre ainsi une grande flexibilité pour adapter le déroulement du scénario en temps réel selon les besoins.

L'originalité d'UTL est de pouvoir modéliser différentes approches pédagogiques (behavioriste, constructiviste, socio-constructiviste, connectiviste) au sein d'un même langage, en variant simplement la structure des règles. UTL vise ainsi à dépasser le caractère rigide des scénarios pédagogiques (Lejeune, 2004).

4.2. IMS-LD

IMS-LD (Instructional Management System-Learning Design) est une spécification technique développée en 2006 par le consortium IMS Global Learning Consortium. Elle permet de représenter formellement des scénarios pédagogiques de manière interopérable entre différentes plateformes e-Learning.

Il permet de modéliser un scénario pédagogique en se concentrant sur la description des activités d'apprentissage, du déroulement du processus pédagogique et de l'exploitation des ressources. Grâce à son statut de standard maintenu par l'IMS Global Learning Consortium, IMS-LD est devenu une référence dans le domaine de la modélisation de scénarios pédagogiques et a servi de base à de nombreux autres langages.

Cependant, malgré cette influence, IMS-LD présente certaines limites soulignées dans la littérature. D'une part, il semble limité pour représenter finement des situations pédagogiques collaboratives et constructivistes, d'autre part, il s'agit d'une spécification complexe, difficilement appropriable par les enseignants. De plus, IMS-LD se concentre sur la description de scénarios sans traiter leur opérationnalisation. Son expressivité est donc restreinte à la modélisation abstraite de scénarios en XML (Martel et al., 2006).

4.3. LDL

Le LDL (Learning Design Language) est un langage de modélisation pédagogique développé au début des années 2000 au LICEF (Laboratoire en Informatique Cognitive et Environnements de Formation) de l'Université TÉLUQ (Martel et al., 2006). S'inscrivant dans le courant des langages de modélisation pédagogique EML (Educational Modeling Language), LDL permet de modéliser des scénarios pédagogiques sous la forme d'un réseau relationnel.

Concrètement, les scénarios sont modélisés par des graphes constitués de deux types de nœuds : les activités d'apprentissage et les objets pédagogiques (Bachir, 2022). Les liens entre ces nœuds symbolisent différents types de relations nécessaires à la cohérence du scénario : relations de précédence, de composition, de régulation, de disponibilité des ressources, etc.

LDL se distingue par sa notation graphique simple et flexible permettant de représenter visuellement la structure globale d'un scénario pédagogique. Il permet de modéliser aussi bien des situations d'apprentissage individuelles que collaboratives. Il favorise ainsi le partage et la réutilisation de modèles de scénarios au sein d'une équipe pédagogique (Martel et al., 2006).

4.4. LDLight

LDLight est un langage de modélisation pédagogique développé en 2012 au LICEF (Laboratoire en Informatique Cognitive et Environnements de Formation), dans la continuité des travaux sur LDL. Il se positionne comme une version allégée de LDL visant à simplifier la modélisation de scénarios pédagogiques par les enseignants.

LDLight conserve la modélisation graphique sous forme de réseaux relationnels propres à LDL. Cependant, il limite volontairement le nombre de concepts disponibles : seuls trois (03) types de nœuds (Activités, Acteurs, Ressources) et six (06) types de relations (Précédence, Intransit/Extransit, Régulation, Contrôle, Composition, Association) sont proposés.

L'objectif est de fournir un langage graphique facile d'utilisation permettant de représenter simplement la structure générale d'un scénario pédagogique. LDLight vise ainsi à trouver un compromis entre une expressivité pédagogique restreinte mais suffisante et une prise en main rapide par des enseignants novices (Ferraris et al., 2008).

4.5. MOT+

MOT+ (Modélisation par Objets Typés) est un langage de modélisation pédagogique développé dans les années 2000 à Montréal par l'Université du Québec sous la direction de G. Paquette (Paquette & Léonard, 2014). S'inscrivant dans le courant des langages de modélisation pédagogique, MOT+ propose une approche de modélisation orientée objet basée sur une ontologie de formation (Paquette, 2002).

MOT+ permet de représenter les connaissances, compétences, acteurs et activités d'apprentissage sous la forme d'objets typés, reliés par différents types de liens (composition, régulation, précédence, etc.). L'ontologie sur laquelle s'appuie MOT+ fournit une bibliothèque de concepts réutilisables facilitant la modélisation pédagogique.

L'originalité de MOT+ réside dans la possibilité d'exporter les scénarios modélisés vers le standard IMS-LD (Instructional Management System–Learning Design) afin de les rendre interopérables avec d'autres plates-formes. MOT+ se distingue ainsi par son expressivité pédagogique et ses capacités d'opérationnalisation des scénarios.

4.6. Synthèse

En résumé, chaque langage présente des forces et des faiblesses en termes d'expressivité pédagogique, de facilité d'utilisation, de capacité d'opérationnalisation, de standardisation et d'adoption par la communauté éducative. Le choix d'un langage dépendra des objectifs et des contraintes du contexte

d'usage. Dans le Tableau 2.1 nous présentons une comparaison synthétique et le positionnement de chaque langage.

Langage	Forces	Faiblesses
UTL	- Approche flexible à base de règles - Modélisation de différentes approches pédagogiques	- Relativement récent, adoption limitée - Complexité potentielle
IMS-LD	- Standard de référence - Interopérabilité entre plateformes - Grande expressivité	- Moins riche sémantiquement qu'IMS-LD - Ne permet pas l'opérationnalisation
LDL	- Notation graphique simple - Modélisation de situations collaboratives - Partage et réutilisation facilités	- Complexité d'utilisation - Lourdeur pour modéliser des situations collaboratives - Se limite à la modélisation abstraite
LDLight	- Facilité d'utilisation - Accessible aux non-experts	- Expressivité pédagogique limitée - Pas d'opérationnalisation
MOT+	- Approche orientée objet - Alignement avec le standard IMS-LD - Opérationnalisation des scénarios	- Complexité de mise en œuvre

Tableau 2. 1. Comparaison synthétique des différents langages de modélisation de type EML

5. Outils auteur pour la scénarisation pédagogique

Les environnements numériques dédiés à la scénarisation pédagogique représentent des outils technologiques novateurs qui s'avèrent essentiels pour les professionnels de l'éducation, allant des concepteurs pédagogiques aux enseignants et formateurs, en leur fournissant un éventail de capacités et de fonctionnalités avancées. Ils sont conçus dans le but de transformer l'acte d'enseigner et d'apprendre en exploitant les avantages du monde numérique. Ces environnements représentent une révolution dans la façon dont l'éducation est planifiée, dispensée, et suivie. Ils ouvrent la voie à des expériences d'apprentissage plus interactives, personnalisées, et motivantes, et offrent un soutien inestimable aux professionnels de l'éducation dans leur quête d'amélioration de l'efficacité de l'enseignement et de l'apprentissage. Ces outils ne se contentent pas de transférer l'éducation dans le monde numérique, mais ils la transforment profondément pour répondre aux besoins changeants des apprenants du 21^e siècle.

Ces environnements numériques offrent des fonctionnalités spécifiques permettant de (Karsenti & Bugmann, 2017) :

- Structurer visuellement le scénario : la plupart proposent une interface graphique et des outils pour organiser les différentes briques pédagogiques (cours, exercices, évaluations, etc.), ce qui facilite la visualisation d'ensemble ;
- Combiner différents types de ressources et d'activités : insertion de vidéos, documents, pages web, quiz, forums, travaux collaboratifs, etc., ce qui enrichit le scénario ;

- Editer les propriétés des ressources et activités : consignes, durée, nombre de tentatives, etc., ce qui permet de paramétrer précisément chaque élément ;
- Pré-visualiser le déroulement du scénario : pour vérifier la cohérence, la fluidité avant diffusion ;
- Travailler à plusieurs sur le scénario : certains incluent des fonctionnalités collaboratives pour co-construire ;
- Publier le scénario sous un format standard e-learning : SCORM, IMS-LD, etc. pour permettre la diffusion sur plateforme LMS ;
- Proposer des éléments d'interactivité et de gamification motivants.

La liste présentée ci-dessous donne un aperçu représentatif des différents types d'outils utilisés dans le domaine de la formation en ligne.

5.1. MOT

MOT est une notation graphique développée dans le cadre de la méthode MISA (Méthode d'Ingénierie des Systèmes d'Apprentissage) visant à guider la conception de formations en ligne (Paquette, 2002).

Il permet de modéliser visuellement un scénario pédagogique en définissant les différentes activités d'apprentissage et leurs relations (Figure 2.2). Les scénarios créés peuvent ensuite être opérationnalisés en les exportant dans un format compatible avec le standard IMS-LD.

Contrairement à MISA qui propose un processus complet mais très lourd de conception de dispositifs de formation à distance, MOT se concentre spécifiquement sur la modélisation pédagogique du scénario. De ce fait, MOT reste un outil plus accessible pour les enseignants concepteurs souhaitant formaliser leurs scénarios sous une forme standardisée, sans maîtriser toute la complexité de la démarche MISA.

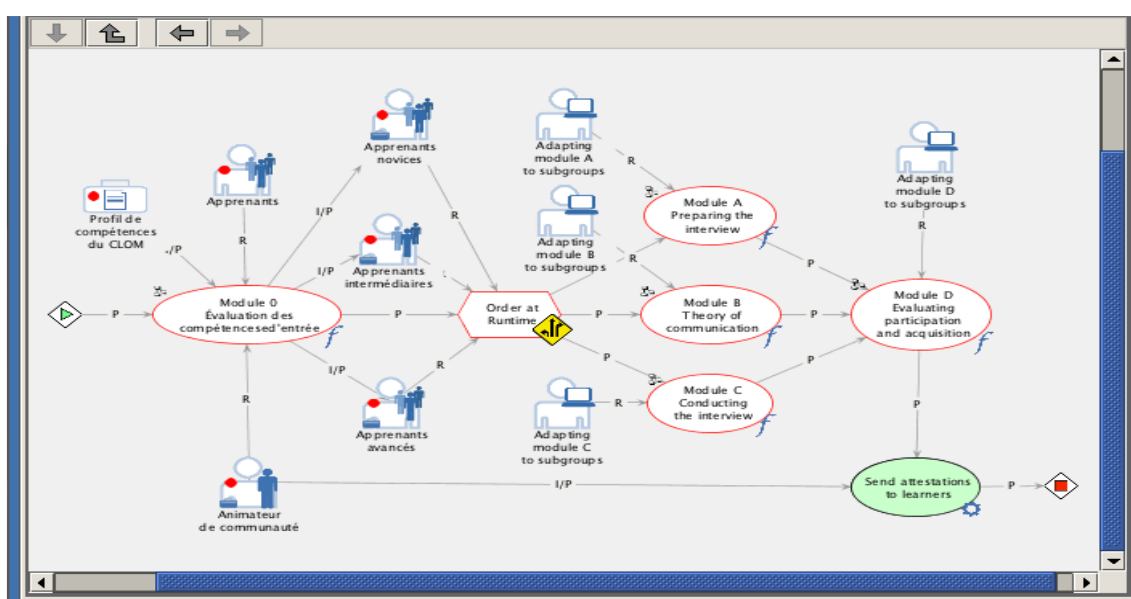


Figure 2. 2. Une interface de MOT (Paquette, 2002)

5.2. LAMS

LAMS (Learning Activity Management System) est un outil de scénarisation pédagogique développé par J. Dalziel en 2003 en Australie(MELCOE) (Dalziel, 2003).

LAMS permet aux enseignants de créer des scénarios pédagogiques en combinant différentes activités telles que l'assignation de contenu, des quiz, des discussions, des retours, etc. Ces activités sont glissées-déposées dans l'interface pour construire la séquence pédagogique (Figure 2.3). LAMS gère ensuite l'exécution du scénario et fournit des fonctionnalités de suivi en temps réel.

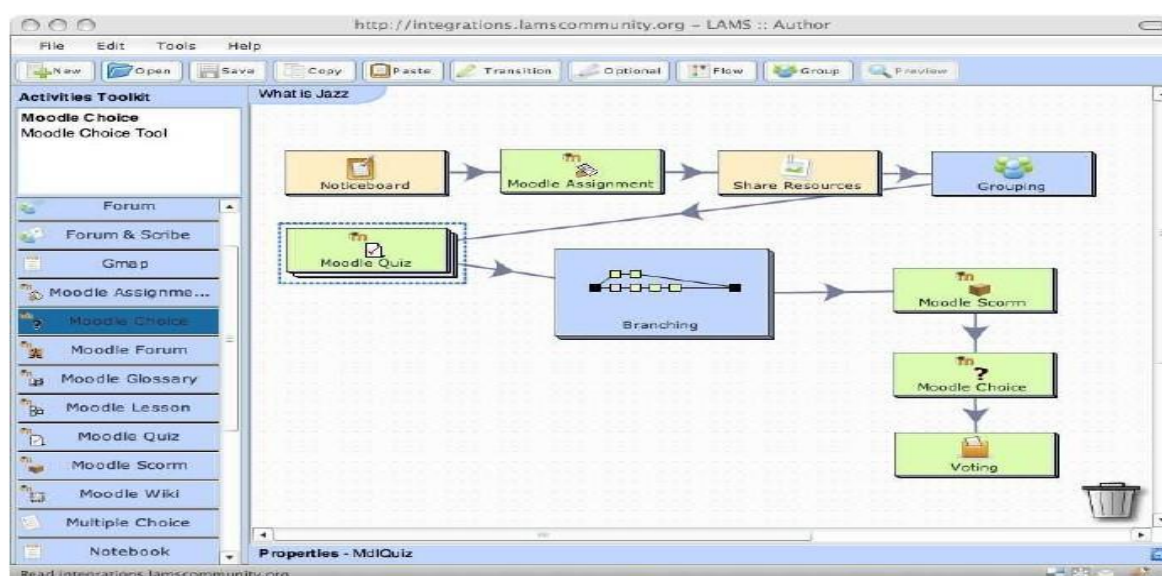


Figure 2. 3. Une interface de LAMS (Dalziel, 2003)

Les principales caractéristiques de LAMS sont :

- ✓ Une interface graphique intuitive de création de scénarios,
- ✓ Un ensemble d'activités pédagogiques prédéfinies,
- ✓ Des fonctionnalités collaboratives et de partage entre apprenants,
- ✓ Un moteur d'exécution des scénarios et un suivi en direct,
- ✓ La possibilité d'exporter les scénarios au format IMS-LD.

Bien que simple d'utilisation, LAMS ne permet pas de personnaliser finement les activités et se limite à celles prédéfinies. Il est cependant très utilisé dans les écoles pour sa prise en main rapide.

5.3. ASK-LDT

L'ASK Learning Designer Toolkit est un outil graphique de conception de scénarios pédagogiques qui se distingue par son interface interactive permettant de modéliser visuellement le déroulement des séquences d'apprentissage (Figure 2.4). En proposant des modèles réutilisables, il facilite grandement la

tâche des enseignants et formateurs dans la structuration de leurs cours. Cette fonctionnalité de capitalisation leur fait également gagner un temps précieux après la prise en main initiale de l'outil. Au-delà de l'aspect planification, l'ASK Learning Designer optimise le travail collaboratif en permettant un partage facile des scénarios produits.

Cependant, la diversité des fonctionnalités entraîne une relative complexité d'utilisation qui peut dérouter les utilisateurs débutants. Mais l'investissement finit par être rentabilisé pour ceux persévérant dans la maîtrise de toutes les potentialités. Grâce à une approche centrée sur l'expérience apprenant, les scénarios conçus via l'ASK Learning Designer visent in fine à placer la stimulation et l'engagement des étudiants au cœur des préoccupations. Cet outil s'impose ainsi pour les pédagogues souhaitant se concentrer prioritairement sur les aspects didactiques avant les contraintes techniques (Sampson et al., 2005).

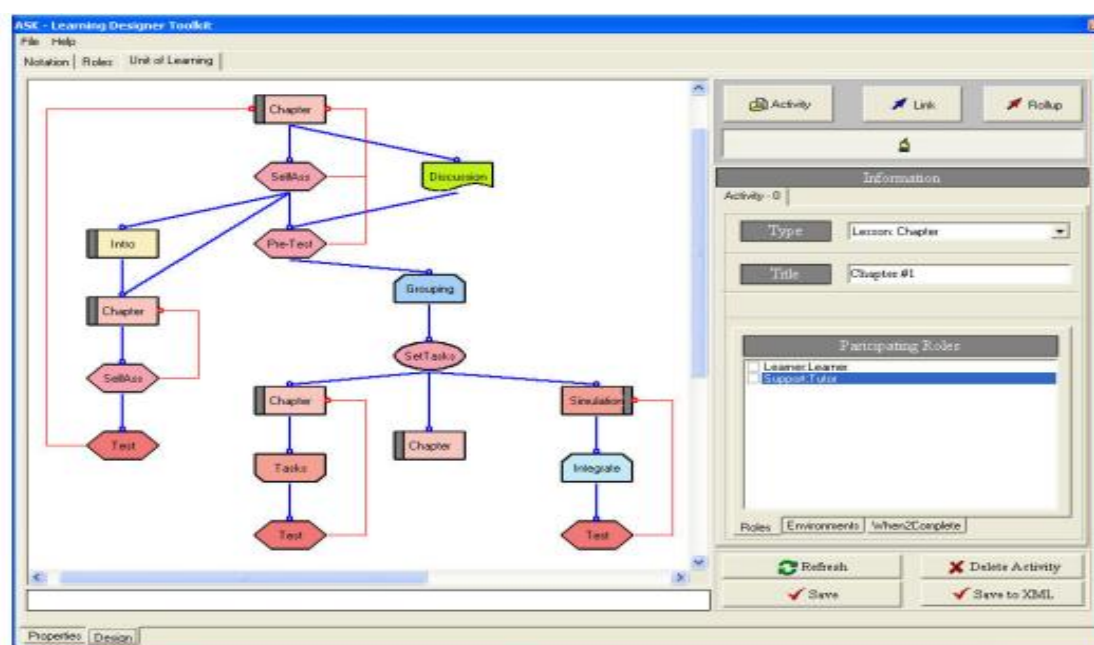


Figure 2.4. Une interface de ASK-LDT (Sampson et al., 2005)

5.4. Scénari Opale

Scénari Opale est un logiciel libre développé au sein du LIFC (Laboratoire d'Informatique de l'université de Franche-Comté) pour assister la scénarisation pédagogique (Croizat, 2007).

Opale permet aux enseignants et formateurs de concevoir des activités pédagogiques structurées sous la forme de scénarios (Figure 2.5). Ceux-ci intègrent les objectifs, prérequis, descriptions des tâches, relations temporelles entre activités, ainsi que les ressources utilisées.

Son interface graphique s'appuie sur une modélisation par langage de patron de scénario. Elle offre un éditeur visuel pour manipuler simplement les composants d'un scénario, qui peuvent être réutilisés d'un

scénario à l'autre. Il génère en sortie un fichier XML conforme au langage de modélisation pédagogique EML, ce qui en facilite l'interopérabilité.

D'après les travaux de A. Abedmouleh et ses collègues, Scénari Opale se distingue par sa capacité à factoriser les objets pédagogiques dans des bases de données, permettant le partage et la réutilisation des scénarios entre enseignants d'une même communauté (Abedmouleh et al., 2011).

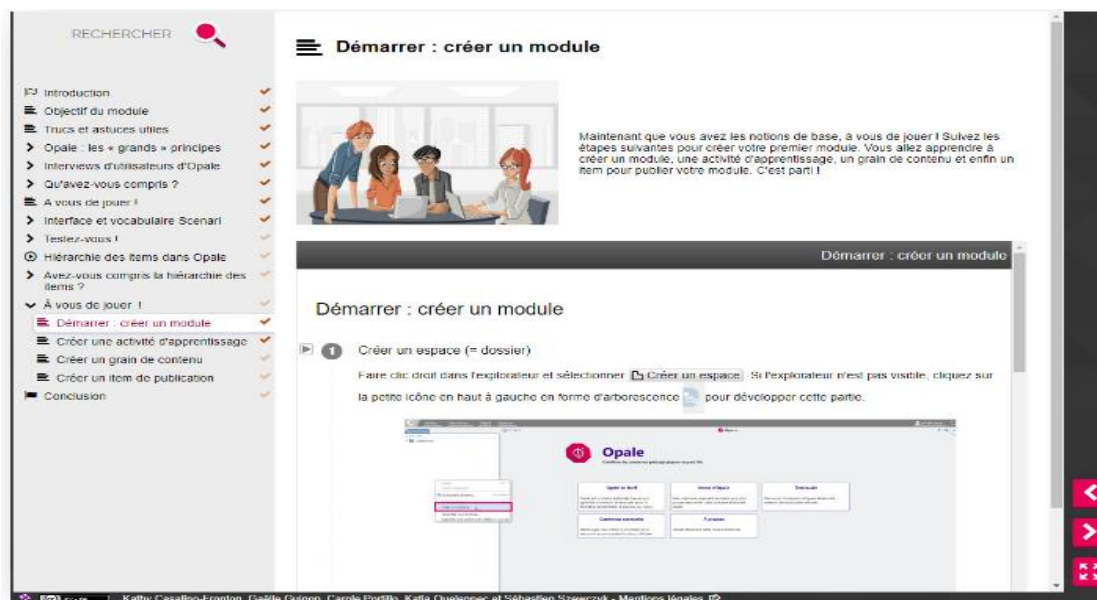


Figure 2. 5. Une interface de Scénari Opale (Abedmouleh et al., 2011).

5.5. CompendiumLD

CompendiumLD est un outil de scénarisation pédagogique semi-formel développé par M. Brasher et son équipe pour permettre aux enseignants sans connaissances informatiques particulières de concevoir des scénarios pédagogiques (Brasher et al., 2008).

Il permet de représenter un scénario sous la forme d'une carte conceptuelle comprenant les activités, les acteurs, les services, les outils et les ressources nécessaires. L'enseignant dispose d'un ensemble d'icônes représentant différents types d'activités d'apprentissage qu'il peut glisser-déposer et relier entre elles pour modéliser son scénario (Figure 2.6).

Cependant, CompendiumLD se limite à une description illustrative du scénario. Il ne permet pas d'exporter les scénarios sous un format exécutable ni de les rendre conformes à des standards comme IMS-LD. Il s'agit donc d'un outil purement descriptif ne dépassant pas le stade de la conception pédagogique. Son intérêt réside dans la simplicité d'utilisation pour des enseignants non-informaticiens. Mais il doit être complété par d'autres outils pour opérationnaliser les scénarios conçus.

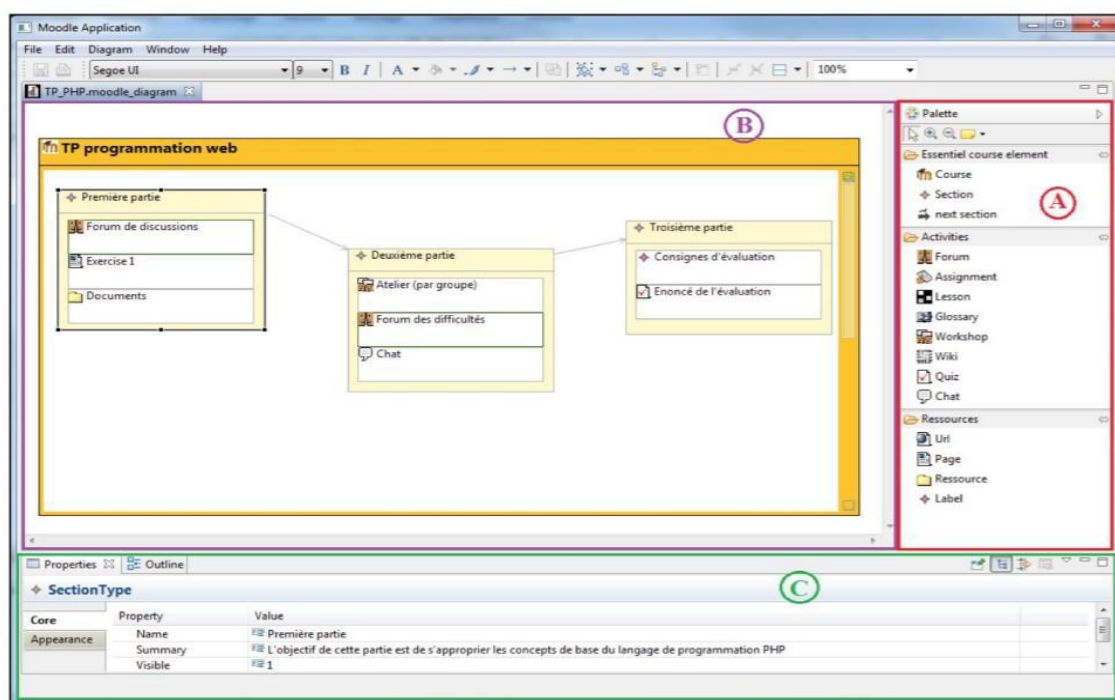


Figure 2. 7. Une interface de Mooditor (Abedmouleh, 2013)

5.7. CADMOS

Le logiciel CADMOS (Courseware Development Methodology for Open instructional Systems) est un outil de modélisation pédagogique graphique permettant de concevoir des scénarios d'apprentissage à la fois conformes au standard IMS-LD (niveaux A et B) et compatibles avec la plateforme LMS Moodle (Katsamani & Retalis, 2013)

L'atout majeur de CADMOS est de proposer une approche de modélisation par couches pour la scénarisation.

Il comprend deux (02) sous-modèles complémentaires :

- Le modèle conceptuel qui permet de décrire visuellement les activités d'apprentissage prévues dans le scénario ainsi que les types de ressources pédagogiques nécessaires à leur réalisation. Ce modèle conceptuel offre une vue d'ensemble schématique des tâches d'apprentissage et des supports associés (Figure 2.8).

- Le modèle de flux qui permet de décrire l'enchaînement et l'orchestration des activités en fonction des rôles attribués aux apprenants et aux enseignants. Ce modèle complète le modèle conceptuel en ajoutant la dimension procédurale et organisationnelle du déroulement du scénario.

Ainsi, par sa double modélisation, conceptuelle et procédurale, CADMOS constitue un outil complet de

scénarisation pédagogique, générant des scénarios réutilisables, interopérables et directement opérationnalisables sur les plateformes e-Learning.

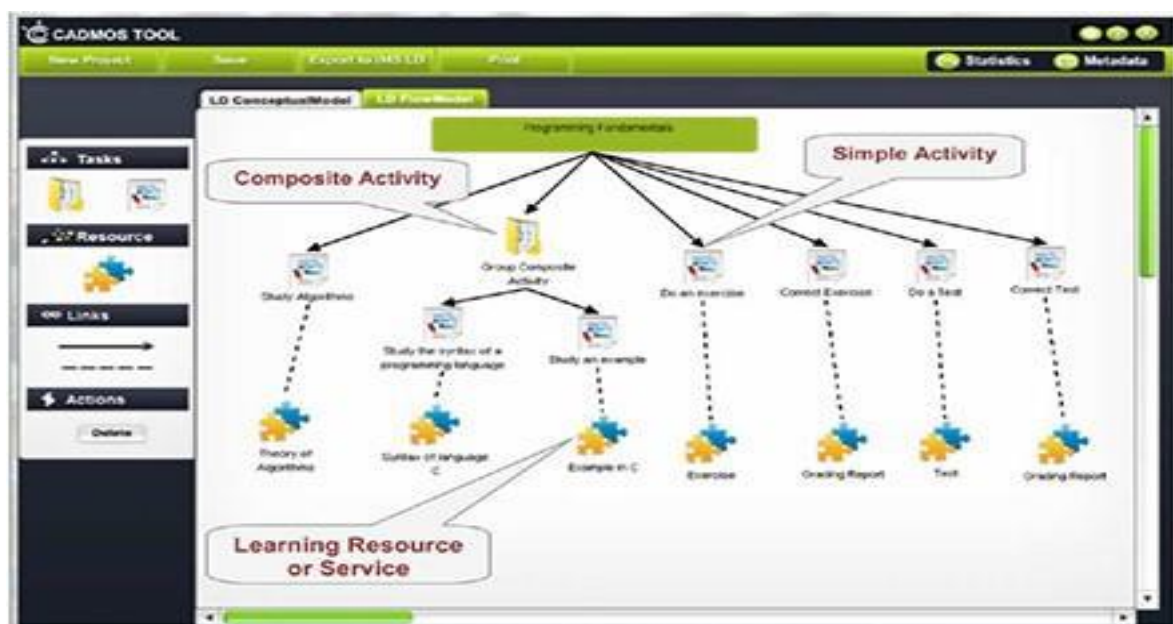


Figure 2. 8. Une interface de CADMOS (Katsamani&Retalis, 2013).

5.8. Pedago Maker

Le Pedago Maker est un outil de scénarisation pédagogique permettant de baliser et structurer visuellement les différentes phases d'un scénario pédagogique(Sharples et al., 2016).

Cet outil repose sur l'utilisation d'un code couleur et de symboles pour identifier les composantes clés d'un scénario pédagogique (Figure 2.9):

- ✓ Le *rose fluo* permet de délimiter les sections de présentation des objectifs, du contexte et des prérequis ;
- ✓ Le *bleu fluo* encadre les ressources éducatives nécessaires (documents, matériel, etc) ;
- ✓ Le *jaune fluo* identifie les activités d'apprentissage pour les apprenants ;
- ✓ Le *vert fluo* met en évidence les modalités d'évaluation formative et sommative ;
- ✓ Le symbole "*étoile*" marque les points d'attention pour l'enseignant ;
- ✓ Le symbole "*ampoule*" signale les adaptations ou différenciations prévues ;

L'utilisation du Pédago Maker pour la scénarisation pédagogique comporte de nombreux avantages :

- ✓ Il fournit une vue d'ensemble visuelle et structurée du scénario ;
- ✓ Il assure la présence de toutes les composantes clés d'un scénario ;
- ✓ Il favorise la cohérence interne du scénario en articulant ses différentes parties ;

- ✓ Il facilite la rédaction du scénario et sa communication aux autres acteurs ;
- ✓ Il rend le scénario plus concret et fonctionnel pour sa mise en œuvre.

C'est un outil graphique efficace pour concevoir, structurer et optimiser ses scénarios pédagogiques. Il aide à la réflexion sur les différentes dimensions à prendre en compte pour créer un scénario pédagogique de qualité.



Figure 2. 9. Une interface de Pedago Maker(Sharples et al., 2016).

6. Synthèse

La scénarisation pédagogique est essentielle pour structurer et organiser les parcours d'apprentissage. Les outils numériques dédiés apportent de nombreuses fonctionnalités aux concepteurs pédagogiques. Ces outils permettent de modéliser visuellement le scénario, combiner différents types de ressources et activités, paramétrer précisément chaque élément, pré-visualiser le déroulement et publier le scénario dans un format standard. Le Tableau 2.2 ci-dessous présente une étude comparaison non exhaustive des outils auteurs selon les trois (03) catégories proposées :

Catégorie	Outils	Fonctionnalités
Outils de modélisation graphique	- CompendiumLD - ASK-LDT - Pedago Maker	- Représentation visuelle schématique de la structure générale d'un scénario pédagogique - Modélisation graphique avec icônes - Structuration visuelle par code couleur
Outils d'opérationnalisation	- LAMS - Mooditor - CADMOS	- Interface intuitive et moteur d'exécution des scénarios - Génère le code exécutable des scénarios pour Moodle - Génère des scénarios compatibles IMS-LD et Moodle
Outils pour le collaboratif	- Scenari Opale - MOT	- Scénarisation fine d'activités collaboratives - Modélisation de scénarios collaboratifs standards IMS-LD

Tableau 2. 2. Comparaison des outils Auteurs

Ces outils sont plus spécifiquement dédiés à la modélisation de scénarios incluant des activités d'apprentissage collaboratives et des interactions entre apprenants.

Cette typologie en trois (03) catégories permet de mieux structurer la diversité des outils selon leur finalité principale dans le processus de scénarisation.

Ces outils facilitent le travail des enseignants concepteurs et améliorent la qualité des scénarios pédagogiques en termes de structuration, visualisation, réutilisabilité et interopérabilité. Ils représentent une évolution majeure dans le processus de scénarisation pédagogique.

7. Apport des systèmes de recommandation pour la scénarisation

La scénarisation pédagogique est une approche de conception de formations qui consiste à définir en amont les objectifs, le déroulé et les modalités d'une situation d'apprentissage. Elle est utilisée dans l'enseignement supérieur et la formation professionnelle depuis les années 1990. Cependant, son usage s'est largement répandu et complexifié avec l'avènement du numérique et de la formation à distance ou hybride.

De nombreuses recherches récentes se sont intéressées aux scénarios d'apprentissage numériques et à leur ingénierie (conception, adaptation, réutilisation, contextualisation, opérationnalisation, capitalisation). En effet, l'élaboration de tels scénarios est devenue une tâche complexe nécessitant des compétences multidisciplinaires du fait de la multiplication des technologies numériques et des innovations pédagogiques.

Plusieurs travaux publiés au cours des dernières années ont montré que la scénarisation pédagogique devait prendre en compte la diversité des méthodes d'apprentissage (collaboratif, par projet, classe inversée...), des modalités d'apprentissage (présentiel, distanciel, synchrone, asynchrone) ainsi que l'évolution des ressources technologiques (plateformes LMS, outils collaboratifs, classes virtuelles, réalité augmentée...) pour proposer des scénarios pertinents et efficaces (Albero, 2014) (Dumont & Berthiaume, 2016) (Lameul & Loisy, 2014) (Tricot, 2020).

D'autres recherches ont également porté sur la capitalisation et le partage des scénarios d'apprentissage entre enseignants afin de favoriser leur réutilisation et leur adaptation à différents contextes (El-Hmoudova, 2014) (Lebis et al., 2017) (Pernin & Lejeune, 2004b). Malgré ces avancées, la scénarisation pédagogique numérique reste un champ de recherche majeur en sciences de l'éducation.

Face à cette complexité croissante, des systèmes de recommandation ont été développés depuis les années 2010 pour assister les concepteurs pédagogiques. Le principe est de leur recommander des ressources pédagogiques, des activités d'apprentissage ou des stratégies adaptées en fonction du

contexte et des objectifs visés (Bakki, 2018) (Drachsler et al., 2015)(Laforcade & Laghouaouta, 2019).

Certains travaux ont porté plus spécifiquement sur la recommandation de scénarios pédagogiques complets ou de fragments réutilisables pour faciliter leur conception(Chaabouni, 2017) (Karampiperis et al., 2014) (Mahdi, 2021) (Paquette et al., 2022) (Popineau, 2023). D'autres ont exploré la possibilité d'adapter automatiquement les scénarios en fonction du profil des apprenants (Chachoua, 2019) (Laforcade & Laghouaouta, 2019) (Miladi, 2016) (Sebaha & Mahmood Hussaan, 2014).

L'usage de ces systèmes de recommandation dans la scénarisation pédagogique numérique semble donc une piste prometteuse pour répondre à la complexité croissante de conception des scénarios d'apprentissage médiatisés. Ils permettent d'assister les enseignants en leur suggérant des choix pertinents et réutilisables en fonction du contexte.

Plus précisément, dans (Mangaroska & Giannakos, 2018), les auteurs distinguent trois usages potentiels des systèmes de recommandation dans le processus de scénarisation:

- ✓ Recommandation d'activités d'apprentissage adaptées aux objectifs pédagogiques du scénario,
- ✓ Recommandation de ressources pédagogiques (contenus, supports) en adéquation avec les activités prévues,
- ✓ Recommandation de scénarios pédagogiques similaires à celui en cours de conception pouvant servir de source d'inspiration.

En effet, comme V. Connes l'a montré, les algorithmes de recommandation permettent de suggérer des ressources éducatives pertinentes en fonction des objectifs définis par l'enseignant(Connes, 2023). Ils facilitent ainsi le choix d'activités et de supports adaptés aux compétences visées. De plus, d'après des auteurs, l'analyse des données d'usage dans les plateformes éducatives peut générer des recommandations de séquences pédagogiques validées pour des contextes similaires(Coulombe & Psyché, 2022), ce qui aide à maintenir l'engagement des apprenants et à proposer des expériences d'apprentissage plus variées.

De plus, les systèmes de recommandation prennent en compte les besoins, les styles d'apprentissage et les niveaux de compétence des apprenants. Cette personnalisation du contenu est essentielle pour répondre aux attentes individuelles des apprenants et pour adapter la complexité des scénarios en fonction de leurs capacités.

Plusieurs travaux ont exploré leur apport potentiel.

D'abord, les systèmes de recommandation peuvent suggérer des ressources pédagogiques (documents, vidéos, etc.) et des activités d'apprentissage (exercices, discussions, etc.) pertinentes à

intégrer dans un scénario donné (Drachsler et *al.*, 2009); (Viberg et *al.*, 2018). En considérant les objectifs pédagogiques du scénario, le profil des apprenants et des métadonnées sur les ressources, le système peut recommander les plus adaptées.

Dans (Soualah Alila, 2015), l'auteur a conçu un système de recommandation pour suggérer des scénarios pédagogiques réutilisables centrés sur les connaissances. Le système prend en compte le contexte spatio-temporel de l'apprenant, l'évolution de son profil et l'adaptation dynamique des modules durant l'apprentissage dans un environnement mobile.

Dans (Bourkhouk et *al.*, 2016), les auteurs se concentrent sur la conception d'un système d'apprentissage en ligne personnalisé en se basant sur un modèle psychologique qui catégorise les styles d'apprentissage. Le système proposé génère des recommandations de scénarios individualisés pour chaque apprenant.

Le travail de recherche de S. Bhaskaran et son équipe vise à développer un système de recommandation capable de générer des scénarios pédagogiques personnalisés pour les apprenants en e-learning. L'objectif est de fournir à chaque utilisateur des parcours adaptés et pertinents en fonction de son style d'apprentissage, de ses compétences et de ses préférences. Pour cela, une approche de clustering "diviser pour régner" est utilisée afin d'analyser automatiquement les interactions des apprenants avec les ressources et activités pédagogiques (Bhaskaran et *al.*, 2021).

La combinaison des recommandations de ressources et d'activités avec une approche de scénarisation adaptative permet de personnaliser finement les parcours d'apprentissage (ER-Radi et *al.*, 2023). Sur la base du profil et des préférences de l'apprenant, le système sélectionne les ressources et agence les activités de manière dynamique au sein du scénario pour s'adapter en temps réel.

En examinant ces différents travaux sur l'apport des systèmes de recommandation pour la scénarisation pédagogique, nous pouvons faire le constat suivant :

- ✓ Les systèmes de recommandation peuvent suggérer des ressources et des activités pertinentes à intégrer dans les scénarios, en fonction des objectifs, du profil des apprenants et des métadonnées ;
- ✓ Certains travaux permettent de recommander des scénarios complets existants, pour en réutiliser certaines parties selon les besoins ;
- ✓ La combinaison (recommandation de ressources + scénarisation adaptative) permet une personnalisation fine et dynamique des parcours d'apprentissage ;
- ✓ Différentes techniques sont explorées : filtrage collaboratif, ontologies, clustering, etc. ;

- ✓ L'analyse des interactions apprenant-système est utilisée pour améliorer la pertinence des recommandations ;
- ✓ Ces systèmes visent à faciliter le travail des enseignants dans la conception de scénarios, en leur suggérant des éléments réutilisables efficaces ;
- ✓ Ils permettent également une personnalisation et une adaptation dynamique des parcours pour les apprenants durant la formation ;
- ✓ Nous pouvons donc dire que les recommandations montrent un potentiel prometteur pour supporter et enrichir les pratiques de scénarisation pédagogique dans les environnements d'apprentissage en ligne.

Les systèmes de recommandation peuvent jouer un rôle clé dans la transformation et l'amélioration de l'éducation. En effet, ils permettent de mieux scénariser et personnaliser les parcours pédagogiques. Grâce à l'analyse des données sur les apprenants, les enseignants et les ressources éducatives, les algorithmes de recommandation sont capables de suggérer des contenus et des activités adaptés au profil et aux besoins de chaque utilisateur. Cela rend l'apprentissage plus efficace et motivant. De plus, ils facilitent le partage et la réutilisation des contenus entre enseignants, ainsi, Ils font gagner du temps dans la préparation des scénarios d'apprentissage en leur proposant des ressources pédagogiques existantes pertinentes.

8. Conclusion

Nous avons exploré dans ce chapitre les différents aspects de la scénarisation pédagogique, et nous pouvons dresser un bilan des acquis mais aussi des défis qui restent à relever dans ce domaine.

Nous avons étudié les différents points de vue sur le concept de scénario pédagogique et la scénarisation pédagogique ainsi que le processus de conception de scénarios pédagogiques. Nous avons ensuite présenté un état de l'art sur les langages et les outils de modélisation pédagogique. Enfin, l'émergence des systèmes de recommandation ouvre des perspectives prometteuses pour assister les pédagogues et les concepteurs pédagogiques dans cette tâche complexe de scénarisation. En leur suggérant des ressources et des activités pertinentes, ces systèmes pourraient faciliter la conception de scénarios adaptés aux différents contextes éducatifs.

L'enjeu est de fournir aux concepteurs de formations des méthodes et des outils leur permettant d'élaborer des scénarios pédagogiques de qualité, adaptés aux objectifs, aux publics apprenants et aux possibilités offertes par les technologies éducatives contemporaines.

PARTIE II

CONCEPTION, MISE EN Œuvre ET RESULTATS EXPERIMENTAUX

Chapitre Trois :

Un Système de Recommandation Basé Sur Le Raisonnement à Partir de Cas et le Partitionnement par Propagation d’Affinité

Chapitre Trois :

Un Système De Recommandation Basé Sur Le Raisonnement à Partir de Cas et le Partitionnement par Propagation d’Affinité

1. Introduction

Forts des assises théoriques présentées dans les chapitres précédents, nous présentons dans ce chapitre notre principale contribution et nous décrivons son originalité et ses spécificités. Nous proposons une nouvelle approche de recommandation de scénarios pédagogiques adaptatifs, destinée à assister efficacement les enseignants concepteurs dans leur processus de conception pédagogique.

En effet, la conception de scénarios pédagogiques, également appelée "scénarisation", constitue une activité complexe pour les enseignants. Elle fait référence à l'ensemble des tâches de modélisation et de formalisation d'une situation d'apprentissage, dans le but d'en guider efficacement la mise en œuvre.

Cependant, les enseignants ne disposent bien souvent ni du temps, ni de l'expérience, ni des compétences techniques requises pour développer des scénarios optimaux à chaque nouvelle séquence d'enseignement. Ils se retrouvent contraints à réinventer des scénarios "**à partir de zéro**" au risque de reproduire des erreurs ou maladresses déjà commises par le passé.

Face à ce constat, l'objectif de notre travail est d'assister les enseignants dans leur processus de conception de scénarios pédagogiques. Nous proposons une approche centrée sur la recommandation de scénarios existants, réutilisables et déjà validés dans des contextes similaires. L'idée est de leur fournir des modèles pertinents issus de bonnes pratiques antérieures, tout en permettant une personnalisation ou une adaptation fine au contexte d'apprentissage cible.

La démarche adoptée repose sur un système de recommandation hybride désigné CBRS (Case-Based Recommender System), capable de suggérer aux enseignants les scénarios pédagogiques les plus appropriés en fonction de leurs objectifs et préférences.

2. Descriptions de l’approche

La scénarisation fait référence à l'ensemble des activités de modélisation d'une situation d'apprentissage visant à guider sa mise en œuvre.

Notre approche repose sur le concept de réutilisation de scénarios pédagogiques existants, stockés dans une base de cas suite à leur usage antérieur avéré, afin d'éviter aux enseignants d'avoir à créer leurs

scénarios entièrement à partir de zéro. Ils peuvent ainsi s’appuyer sur des modèles validés, faciles à adapter selon leurs besoins spécifiques.

La contribution principale de nos travaux est le développement d’un système de recommandation hybride désigné CBRS (Case-Based Recommender System). Ce système analyse un corpus de scénarios antérieurs conçus pour un domaine donné (informatique), afin d’en extraire les plus adaptés aux préférences d’un nouvel enseignant et de les lui proposer sous forme de modèles réutilisables clé-en-main (Gasmi & Bouhadada, 2023).

Cette approche présente de multiples bénéfices :

- Gain de temps grâce à l’exploitation de scénarios existants ;
- Elle facilite et accélère la conception en permettant de personnaliser un modèle existant ;
- Et elle favorise le partage et la réutilisation des bonnes pratiques entre enseignants ;

Chaque scénario recommandé pourra ensuite être contextualisé par l’enseignant en fonction de ses objectifs, du public apprenant et d’autres paramètres locaux. Le système prend même en compte le feedback des enseignants sur les recommandations initiales pour affiner les suggestions.

Sur le plan technologique, notre approche s’appuie sur le raisonnement à partir de cas (RàPC), une technique d’intelligence artificielle (IA) exploitant des expériences passées sous forme de cas pour résoudre de nouveaux problèmes. Concrètement, le système CBRS compare la requête d’un enseignant (objectifs, public cible...) aux cas antérieurs dans la base de scénarios, identifie les plus similaires grâce à une mesure de similarité, puis recommande celui ayant déjà fait ses preuves dans un contexte jugé proche.

Ainsi, les scénarios pédagogiques sont considérés comme des «**cas**» caractérisés par un ensemble structuré de propriétés interrogeables par le système pour déterminer les recommandations les plus pertinentes.

L’originalité de CBRS est d’intégrer également un partitionnement des scénarios par propagation d’affinité, permettant d’optimiser le temps de recherche et de ne sonder que les cas candidats vraiment similaires.

Au final, le framework proposé comporte cinq (05) modules interconnectés que sont :

1. Génération des préférences des enseignants et des apprenants ;
2. Sélection et recommandation des scénarios appropriés ;
3. Réutilisation et adaptation des scénarios suggérés ;
4. Déploiement du scénario personnalisé ;

5. Évaluation des résultats.

Ces modules sont enchaînés dans un flux séquentiel où chaque maillon de la chaîne exploite les données fournies par le module en amont, y applique son traitement spécifique, puis transmet le résultat au module suivant. Cette orchestration permet de faire évoluer progressivement le scénario pédagogique, depuis la requête initiale ambiguë jusqu’à l’obtention d’un scénario finalisé parfaitement adapté au besoin exprimé à l’origine. L’enchaînement global de ces étapes est illustré dans la Figure 3.1.

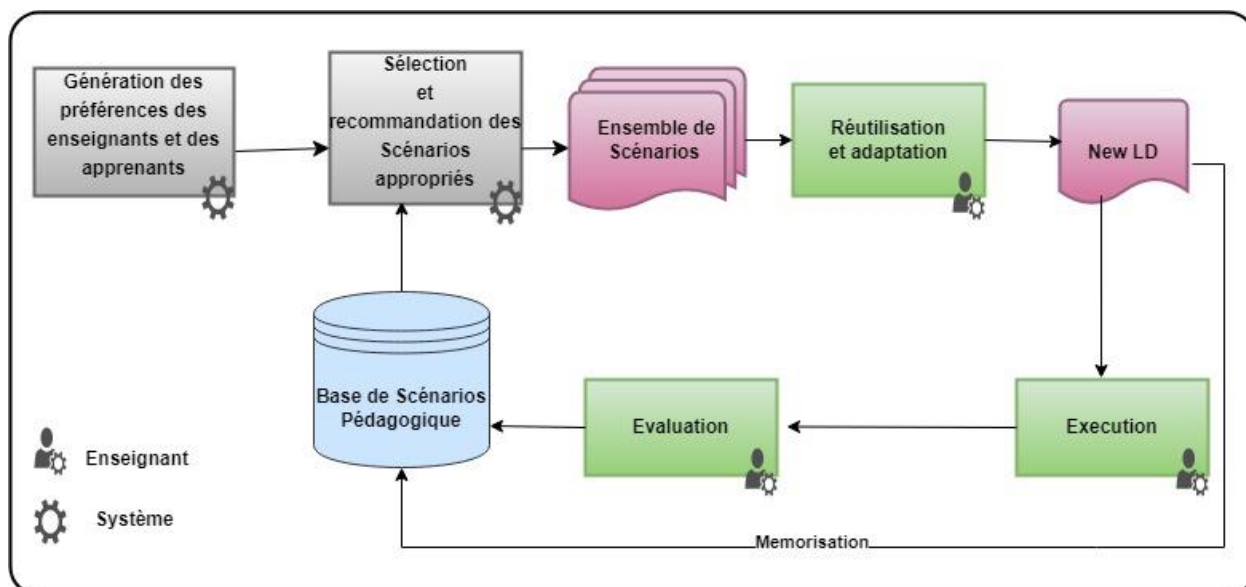


Figure 3. 1. Architecture générale de l'approche(Gasmi & Bouhadada, 2023).

L'idée est de clarifier le séquençage des modules et leur enchaînement qui fait évoluer le scénario. La reformulation insiste aussi sur l'adéquation finale du scénario recommandé avec le besoin initial.

2.1. Phase 1 : Génération des préférences des enseignants et des apprenants

Cette phase décrit la première étape du processus, à savoir la "génération du style d'apprentissage des apprenants et des préférences des enseignants". Ce module vise à capturer les préférences pédagogiques des enseignants, ainsi que les styles d'apprentissage privilégiés des apprenants (Figure 3.2).

Le système invite chaque enseignant à formuler une requête contenant : les objectifs du cours, son titre, le profil des apprenants cible (niveau), ainsi que le type d'évaluation souhaité. Cette requête exprime les intentions et les préférences pédagogiques de l'enseignant pour le cours considéré.

De leur côté, les apprenants sont invités à remplir un questionnaire adapté d'après le modèle VAK (Visuel, Auditif, Kinesthésique) de Fleming(Fleming & Baume, 2006).Ce modèle permet de déterminer la ou les modalités privilégiées par chaque apprenant pour percevoir et assimiler les informations. Par exemple, certains sont plus à l'aise avec du contenu visuel et graphique plutôt qu'avec des vidéos.

Les réponses des enseignants (requêtes) et des apprenants (questionnaire VAK) sont analysées par le système qui en déduit alors :

- les préférences pédagogiques de chaque enseignant ;
- le profil de chaque apprenant, reflétant ses styles d'apprentissage préférés (voir section 3).

Ces informations capitalisées sur les utilisateurs guideront par la suite le système dans la recommandation de scénarios et ressources pédagogiques personnalisés.

2.2. Phase 2 : Selection et Recommandation

Le processus de recommandation s'appuie sur un fonctionnement en deux phases principales (Figure 3.2):

- Une phase hors-ligne de pré-traitement
- Une phase de génération de recommandations en-ligne, s'appuyant sur les résultats de la phase précédente

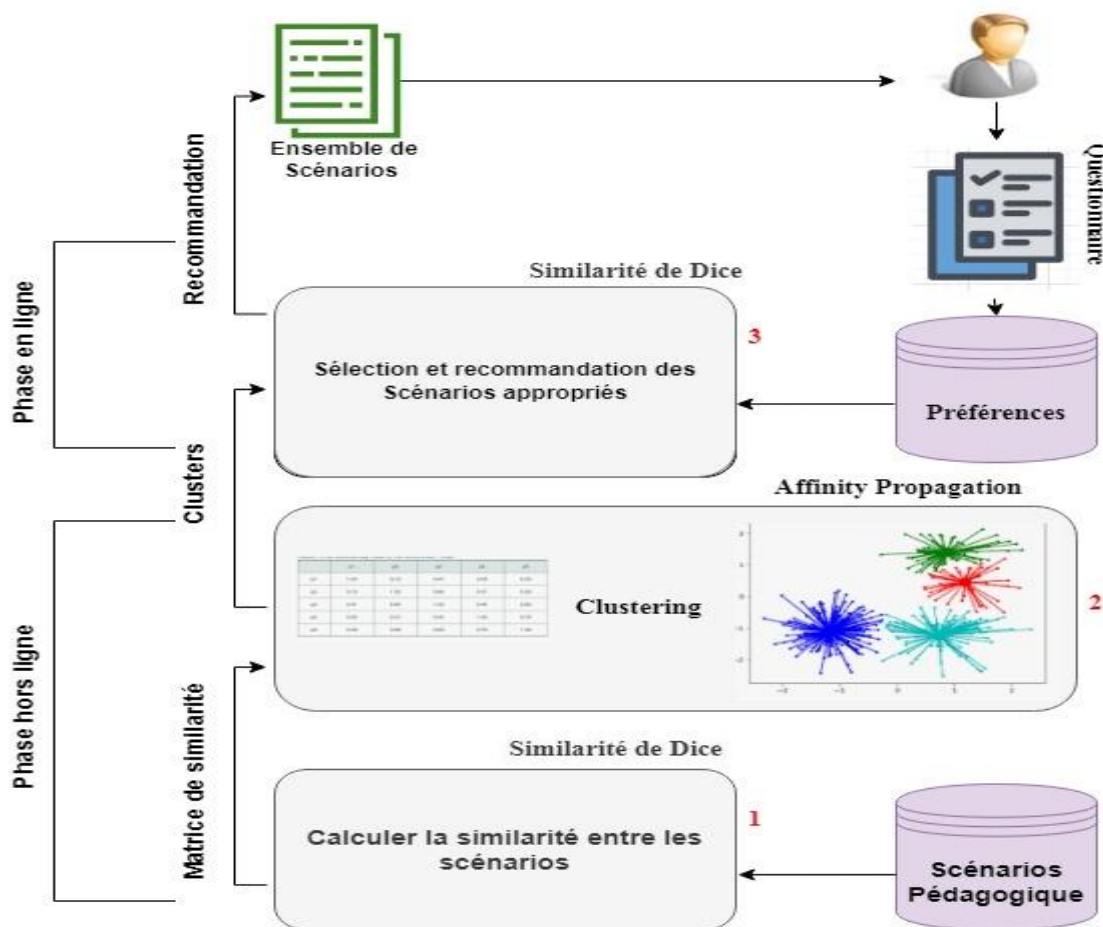


Figure 3. 2. Processus de sélection et Recommandation.

Des études comme celles dans (Karga & Satratzemi, 2018), ont montré la supériorité du Partitionnement par propagation d’affinité sur les techniques de classification non supervisée de parcours d'apprentissage.

- Phase de pré-traitement hors-ligne

Cette phase commence par le calcul de la matrice de similarité entre tous les scénarios stockés dans la base de connaissances. La similarité de Dice comme indiqué dans l'équation 3.1 (Cha, 2007) est utilisée pour

comparer les scénarios deux à deux sur la base de leurs attributs discrets (objectifs, activités, ressources etc.) et produire un score entre 0 et 1.

$$S(LD_i, LD_j) = \frac{2 \sum_{i=1}^N LD_i \cdot LD_j}{\sum_{i=1}^N LD_i + \sum_{i=1}^N LD_j} \quad (3.1)$$

Où :

- $S(LD_i, LD_j)$: Score de similarité entre les scénarios pédagogiques LD_i et LD_j .
- LD_i : Ensemble des attributs discrets du scénario pédagogique i .
- LD_j : Ensemble des attributs discrets du scénario pédagogique j .
- N : Nombre total de caractéristiques (attributs).

La matrice de similarité résultante sert d'entrée à l'algorithme de partitionnement par affinité (Affinity Propagation) qui regroupe automatiquement les scénarios similaires au sein de partitions appelées clusters, sans avoir besoin de préciser le nombre souhaité de clusters. Au sein d'un même cluster, la similarité moyenne entre scénarios est élevée.

Le choix de cet algorithme présente de nombreux avantages: rapidité, robustesse et détermination automatique du nombre optimal de clusters. Il est très utilisé pour partitionner des données complexes de façon non supervisée (Frey & Dueck, 2007).

Cette méthode traite chaque scénario comme un nœud distinct au sein d'un graphe. L'objectif principal est de regrouper ces nœuds (scénarios) en clusters, en se basant sur leur similarité, sans avoir besoin de spécifier à l'avance le nombre de clusters.

Le fonctionnement de cet algorithme repose sur l'échange de deux types de messages numériques entre les nœuds, de manière récursive :

- **Messages de Responsabilité ($r(i,k)$)** : Ces messages sont envoyés de chaque nœud i vers un nœud candidat k . Ils représentent la convenance du nœud k à être l'exemplaire représentatif du cluster incluant le nœud i . Ces messages sont calculés en considérant la similarité entre les nœuds et en évaluant à quel point un nœud particulier est adapté pour être le centre (ou exemplaire) d'un cluster par rapport aux autres candidats potentiels.
- **Messages de Disponibilité ($a(i,k)$)** : Ces messages sont transmis du nœud candidat k vers le nœud i . Ils indiquent dans quelle mesure il serait approprié pour le nœud i de choisir le nœud k comme son exemplaire. Ces messages tiennent compte non seulement de la convenance du nœud k pour le nœud i mais aussi de l'intérêt général des autres nœuds à choisir k comme leur exemplaire.

Le processus d'échange de messages se poursuit à travers plusieurs itérations, durant lesquelles les

messages de responsabilité et de disponibilité sont ajustés en fonction des réponses reçues. Au fil des itérations, un consensus émerge progressivement, menant à la formation naturelle de clusters. Chaque cluster se forme autour d'un exemplaire, qui est un nœud choisi comme le plus représentatif pour ce groupe. Ce qui distingue particulièrement cette méthode, c'est sa capacité à déterminer automatiquement le nombre optimal de clusters, en fonction des caractéristiques inhérentes des données.

En contexte pédagogique, cet algorithme permet de regrouper efficacement des scénarios basés sur des attributs tels que les objectifs, les activités et les ressources éducatives. Cela facilite la recommandation et la personnalisation des scénarios pour les enseignants et les apprenants, en assurant que les groupes formés sont homogènes et pertinents, reflétant ainsi des stratégies d'enseignement et d'apprentissage cohérentes.

Cette phase de calculs intensifs hors-ligne permet de pré-organiser les scénarios pédagogiques par groupes de similarité, optimisant ainsi le temps de sélection en phase de recommandation. Elle n'a besoin d'être répétée que lors de l'enrichissement substantiel des scénarios stockés.

- Phase de recommandation En-ligne

La génération de recommandations en ligne pour chaque nouvel enseignant s'appuie sur le paradigme du Raisonnement à Partir de Cas (RàPC).

Concrètement, la requête initiale de l'enseignant exprimant ses préférences pédagogiques (objectifs, public cible, modalités d'évaluation, etc...) constitue le "**nouveau cas**" à traiter.

Le raisonnement à base de cas (RàPC) va alors chercher dans la "**base de cas**" de scénarios pédagogiques existants, ceux qui correspondent le mieux à cette requête. Grâce à la phase de pré-traitement par clustering, les scénarios sont déjà organisés en partitions (clusters) de forte similarité interne. Nous pouvons se concentrer sur la comparaison entre la requête et les clusters eux-mêmes plutôt qu'avec chaque scénario individuel, accélérant ainsi le processus.

La similarité de Dice(Cha, 2007), est utilisée pour comparer cette requête aux clusters existants et identifier rapidement le plus pertinent, contenant des scénarios potentiellement adaptés au besoin. Seuls les scénarios de ce cluster font ensuite l'objet d'une comparaison détaillée.

Les scénarios les plus proches de la requête sont extraits du cluster sélectionné. Ils constituent des "**cas candidats**", c'est-à-dire des scénarios pouvant répondre au besoin avec quelques adaptations mineures éventuelles.

Ces scénarios sont triés par similarité décroissante puis recommandés à l'enseignant sous forme d'une liste ordonnée, accompagnés d'indications pour leur adaptation finale au contexte pédagogique cible.

L'originalité de cette approche réside dans la fusion de deux paradigmes d'intelligence artificielle : le partitionnement par affinité (Affinity Propagation Clustering) et le raisonnement à partir de cas (Case-Based Reasoning ou CBR). Cette combinaison donne naissance à un algorithme hybride (Figure 3.3) efficace pour la recommandation de scénarios pédagogiques adaptés aux enseignants et au profil des apprenants.

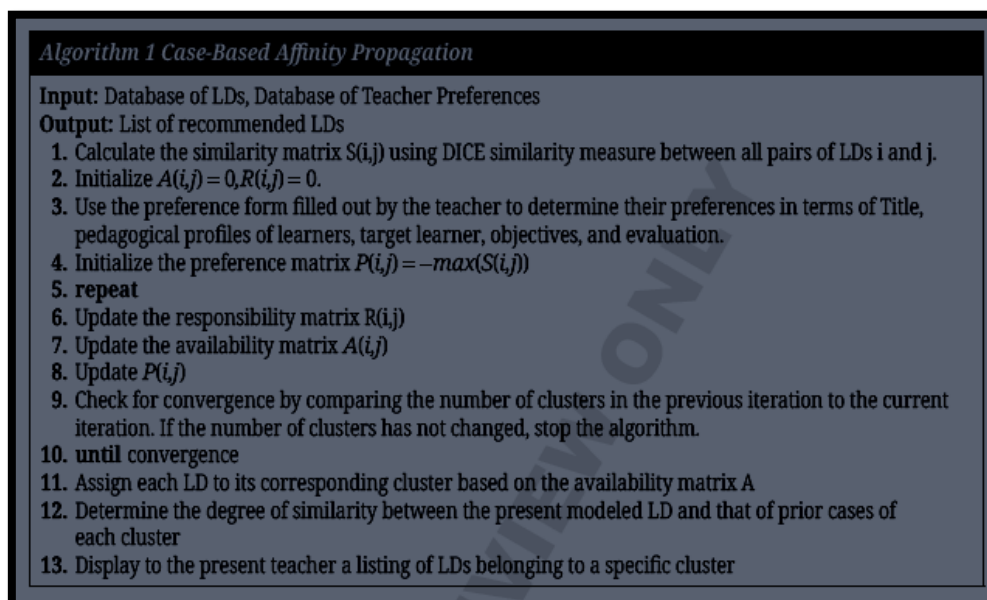


Figure 3. 3. Algorithme de sélection et recommandation

Cet algorithme est employé dans le processus de conception par réutilisation. L'enseignant, lors de l'élaboration de son scénario, a la possibilité de reprendre des scénarios préexistants, qui sont sélectionnés et recommandés par cet algorithme.

Cette approche présente deux avantages majeurs : d'une part, elle réduit considérablement l'espace de recherche lorsqu'une nouvelle requête est soumise au système ; d'autre part, elle accroît la probabilité d'identifier rapidement des cas candidats pertinents, car les cas voisins sont stockés dans les mêmes clusters.

2.3. Réutilisation et Adaptation

Une fois les scénarios les plus adaptés ont été recommandés par le système, s'ouvre la phase de réutilisation et d'adaptation par les enseignants. L'objectif est de construire le scénario final qui sera réellement déployé en situation d'apprentissage.

Plusieurs options s'offrent alors à l'enseignant :

- Réutiliser tel quel l'un des scénarios recommandés, sans aucune modification. Cette option s'applique lorsqu'un des scénarios proposés correspond parfaitement aux intentions pédagogiques et au contexte d'enseignement ;

- Modifier partiellement un scénario recommandé avant réutilisation. Par exemple, l'enseignant peut ne conserver que certaines activités ou séquences pertinentes et les intégrer dans un tout nouveau scénario qu'il construit. Cette approche par réutilisation modulaire de "briques" de scénarios accélère la conception ;
- Adapter intégralement un scénario recommandé pour l'aligner aux particularités de son contexte. L'enseignant peut alors modifier des paramètres comme le séquençage des activités, les ressources utilisées, les consignes, etc. Le système le guide dans cette tâche en fournissant les profils d'apprentissage des apprenants cibles. Des indicateurs textuels et visuels l'aident à adapter les activités en adéquation avec les styles cognitifs identifiés (visuel, auditif) ;

L'originalité de notre démarche réside dans le fait que le scénario final n'est pas figé. La structure adaptative du modèle de scénarisation employé permet également de réviser le scénario "**en cours de route**", en fonction des résultats intermédiaires observés pendant son déroulement.

Cette capacité à réutiliser, adapter et faire évoluer les scénarios collaboratifs proposés, tant en amont qu'en aval de leur exécution, assure une personnalisation maximale des situations d'apprentissage pour les apprenants.

2.4. Exécution et évaluation

Les étapes 4 et 5 du processus global correspondent à l'exécution concrète du scénario pédagogique co-construit par le système et l'enseignant, ainsi qu'à son évaluation.

Lors de la mise en œuvre du scénario dans une situation d'apprentissage réelle, de nombreuses données de traces d'utilisation sont collectées, reflétant l'activité des apprenants : temps passé sur chaque activité, scores aux évaluations formatives, contenus des productions collectives, erreurs fréquentes, etc. Ces traces quantitatives et qualitatives sont précieuses pour permettre à l'enseignant, assisté par le système, d'évaluer à posteriori la pertinence et l'efficacité du scénario déployé.

Un indicateur automatisé est calculé, le **taux de réussite** global au scénario. Il correspond au pourcentage d'apprenants ayant validé le scénario avec succès, c'est-à-dire ayant obtenu au moins 80% de bonnes réponses aux évaluations sommatives selon le seuil défini par l'enseignant.

La formule (SR(x)_i) utilisée pour le calcul du taux de réussite individuel d'un apprenant (x) à une matière (i) est la suivante (3.2):

$$SR(x)_i = \frac{\text{Nombre de bonne réponses}}{\text{Nombre total de questions}} \quad (3.2)$$

La formule 3.3 utilisée pour déterminer le taux de réussite de l'apprenant (x) dans chaque sujet est la suivante:

$$SR(x) = \frac{\sum_i^n SR(x)}{N} \quad (3.3)$$

Où :

N est le nombre total d'évaluations.

Un taux de réussite global faible peut indiquer un défaut dans le scénario pédagogique, comme un séquençage inadéquat ou des activités de remédiation insuffisantes. L'enseignant est alors invité à réviser le scénario pour le rendre plus efficace avant réutilisation future.

Le taux de réussite global au scénario est un indicateur clé pour évaluer l'efficacité d'un environnement d'apprentissage numérique (EAN). En effet, plusieurs études récentes ont montré que cet indicateur est fortement corrélé à l'engagement et à la motivation des apprenants.

Dans une étude, D.Adindaa montré que le sentiment de compétence ressenti par les apprenants lorsqu'ils réussissent les activités clés d'un scénario pédagogique numérique joue un rôle essentiel dans la motivation à poursuivre le processus d'apprentissage (Adinda, 2020). Avec un taux de réussite global de 80% sur les évaluations sommatives comme seuil, cela valide et renforce ce sentiment de compétence.

Ainsi, par rapport à d'autres indicateurs, comme le temps passé sur la plateforme ou le nombre de connexions qui ne prennent pas en compte la réussite effective aux activités pédagogiques, le taux de réussite global au scénario est un meilleur reflet de l'efficacité d'un EAN selon les recherches actuelles.

3. Modélisation de l'Apprenant

Le modèle de l'apprenant (Learner Model en anglais) est une représentation symbolique des connaissances, des compétences et même parfois des caractéristiques affectives d'un apprenant humain, stockée dans un système informatique (Figure 3.4)(Self, 1990).

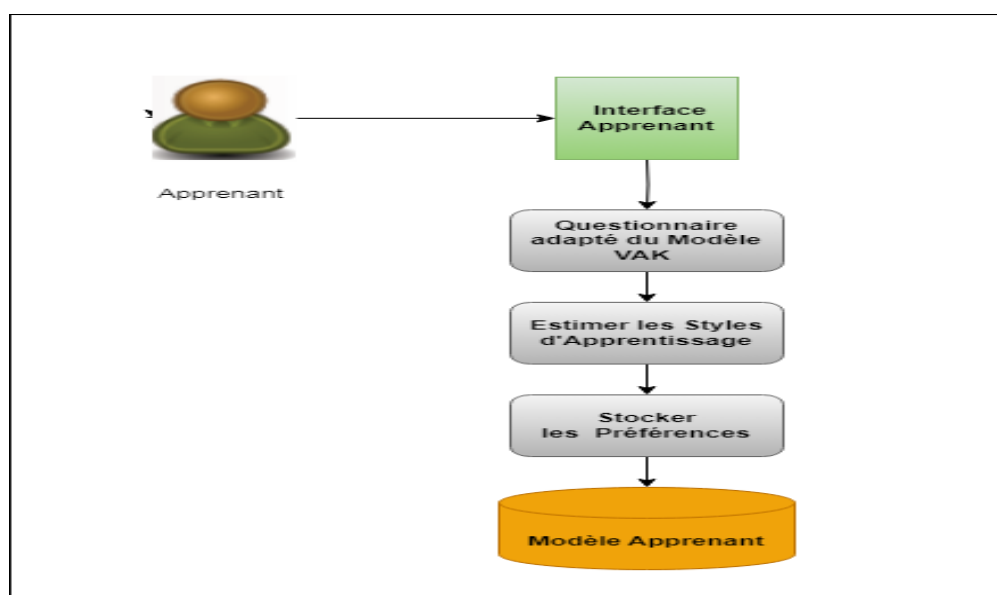


Figure 3. 4. Modèle de l'apprenant.

Selon B.P. Woolf, l'objectif d'un modèle de l'apprenant est de représenter précisément l'état cognitif et les capacités d'un apprenant humain afin de permettre la personnalisation et l'adaptation d'un environnement d'apprentissage numérique. Le modèle de l'apprenant vise ainsi à capturer les particularités de chaque apprenant au niveau des connaissances acquises, des erreurs commises, des styles d'apprentissage, etc.(Woolf, 2010).

D'après M.C. Desmarais et R.S. Baker, la modélisation de l'apprenant joue un rôle central dans les systèmes tutoriels intelligents, les systèmes adaptatifs et les environnements informatiques pour l'apprentissage humain. Le modèle de l'apprenant permet de suivre les progrès de l'élève, de diagnostiquer ses forces et faiblesses, et d'adapter l'enseignement en conséquence par le biais d'un modèle pédagogique (Desmarais & Baker, 2012).

Dans cette optique, la prise en compte des styles d'apprentissage individuels des apprenants au sein du modèle présente des intérêts majeurs. Un style d'apprentissage se définit comme « *la manière dont chaque personne commence à se concentrer sur une information nouvelle et difficile, la traite et la retient* » (Ramde, 2022). Plus précisément, il reflète les stratégies cognitives préférentielles et les méthodes privilégiées de chacun pour percevoir et traiter l'information lors d'une situation d'apprentissage.

L'intégration de dimensions comme les styles d'apprentissage dans le modèle de l'apprenant permettra donc de profiler plus finement chaque apprenant sur le plan cognitif.

De multiples modèles et questionnaires ont été développés pour évaluer les styles d'apprentissage, comme le modèle VAK de N. Fleming classant les individus en trois catégories : Visuel, Auditif et Kinesthésique (Fleming & Baume, 2006).

Selon de récentes revues de littérature, la prise en compte des styles d'apprentissage dans la conception pédagogique présenterait de nombreux bénéfices (Bakki et al., 2017) (Jena, 2020):

- Amélioration de la motivation et de l'engagement des apprenants ;
- Meilleure rétention des connaissances acquises ;
- Gains significatifs en termes de performances éducatives.

C'est pourquoi l'intégration des styles d'apprentissage dans la modélisation de l'apprenant apparaît incontournable pour aller vers une personnalisation pédagogique réellement centrée sur les individus.

Bien que le questionnaire VAK soit un outil répandu pour évaluer les styles d'apprentissage préférentiels (Fleming & Baume, 2006), nous avons fait le choix dans nos travaux de ne conserver que les dimensions **visuelle** et **auditive**, et de supprimer la composante kinesthésique.

Ce choix se justifie par le fait que notre approche cible la recommandation de scénarios pédagogiques pour des formations en-ligne. Or les possibilités d'intégrer des activités faisant appel au style

d'apprentissage kinesthésique (manipulations, expériences tactiles et motrices, etc) sont limitées dans un environnement numérique distant (Graf et *al.*, 2009).

De récentes études, comme celle de L. Bouarour, a montré que les styles visuel et auditif étaient prépondérants dans les préférences d'apprentissage des apprenants engagés dans les formations en-ligne asynchrones(Bouarour, 2019).

C'est pourquoi nous axons dans notre modèle de l'apprenant sur ces deux dimensions, en supprimant le style kinesthésique moins pertinent dans notre contexte d'apprentissage médiatisé à distance. Les scénarios pédagogiques recommandés mettront ainsi l'accent sur des ressources graphiques et auditives pour répondre aux préférences cognitives identifiées.

Notre questionnaire comporte 16 questions (voir Annexe A) permettant d'évaluer et de déterminer les préférences. Ce questionnaire a été révisé et adapté afin de n'évaluer que les styles d'apprentissage visuel et auditif. Les questions évaluant les besoins du style d'apprentissage basé sur le mouvement et la manipulation ont été retirées de ce questionnaire amendé.

Par exemple :

- ✓ Je retiens mieux lorsque j'utilise des schémas et des graphiques (question associée au visuel)
- ✓ J'ai besoin d'explications orales et de discussions pour bien comprendre (question associée à l'auditif)

La modélisation de l'apprenant dans notre système de recommandation s'appuie sur l'identification des styles d'apprentissage préférentiels sur ses deux dimensions principales :

- **La dimension visuelle**

Les apprenants avec une préférence dominante pour ce style assimilent mieux une information présentée sous forme graphique : schémas, organigrammes, cartes conceptuelles, illustrations, etc. Ces formats exploitent le canal visuel.

A partir du questionnaire de préférences sur les styles d'apprentissage complété par chaque apprenant, nous calculons le degré de préférence de l'individu pour le style visuel ($degPrefStylestyVisuel$) par la formule 3.4 comme suit :

$$degPrefStylestyVisuel(x) = \frac{NombreReponsesStyleVisuel(x)}{NombreTotalQuestions} \quad (3.4)$$

Où :

x : l'apprenant concerné

NombreReponsesStyleVisuel(x) : nombre de réponses de l'apprenant x indiquant une préférence pour le style visuel

NombreTotalQuestions : nombre total de questions du questionnaire (fixé à 16)

- **La dimension auditive**

Cette catégorie d'apprenants préfère assimiler les informations nouvelles par le canal auditif : explications orales, podcasts audio, discussions, etc.

Le degré de préférence de l'apprenant (x) pour le style auditif est calculé par la formule 3.5:

$$\text{DegPrefStylestyAuditif}(x) = \frac{\text{NombreReponsesStyleAuditif}(x)}{\text{NombreTotalQuestions}} \quad (3.5)$$

Où :

NombreReponsesStyleAuditif(x) correspond au nombre de réponses de x indiquant une préférence marquée sur le plan auditif.

Chaque item du questionnaire est une affirmation relative aux préférences d'apprentissage.

Exemples d'items :

- Je retiens mieux quand j'utilise des schémas et des graphiques. (item visuel)
- J'ai besoin d'explications orales et de discussions pour bien comprendre. (item auditif)

Chaque item est catégorisé au préalable comme évaluant soit le style visuel (V) soit le style auditif (A).

Pour un apprenant (x) ayant répondu au questionnaire :

NombreReponsesStyleVisuel(x) compte le nombre de ses réponses "Oui" à des items de catégorie V.

NombreReponsesStyleAuditif(x) compte le nombre de ses réponses "Oui" à des items de catégorie A.

Les degrés de préférence DegPrefStyleVisuel(x) et DegPrefStyleAuditif(x) sont calculés par les formules (3.4) et (4.5) déjà fournies.

On fixe le seuil de significativité à **0.5** sur une échelle de 0 à 1. Un score supérieur à 0.5 pour un style indique une préférence marquée.

Ces indicateurs quantitatifs sont précieux pour orienter par la suite le système dans le choix des ressources et des mises en activité à suggérer aux enseignants lors de la recommandation de scénarios pédagogiques personnalisés. L'objectif étant de cibler les canaux de perception privilégiés par les publics-cibles.

4. Conclusion

Une nouvelle façon de personnalisation des environnements e-Learning est l'utilisation des systèmes de recommandation pour suggérer les ressources d'apprentissage les plus appropriées aux enseignants.

Dans les environnements e-Learning, les systèmes de recommandation ont été utilisés, pour la recommandation des objets d’apprentissage qui s’adaptent aux besoins et préférences des apprenants. Cependant, d’autres ressources peuvent aider les enseignants dans leurs processus de conception des scénarios d’apprentissage.

Dans ce chapitre, une nouvelle approche de recommandation des scénarios pertinents a été proposée. L’approche proposée vise à assister les enseignants dans le processus de scénarisation pédagogique en se basant sur le concept de réutilisation de scénarios préexistants.

Dans le prochain chapitre seront abordées la mise en œuvre et la validation de l’approche proposée.

Chapitre Quatre :

Mise-en-Œuvre Et Validation de l'Approche

Chapitre Quatre :

Mise-en-Œuvre et Validation de l'Approche

1. Introduction

Nous présentons dans ce chapitre les résultats d'une expérimentation menée dans un contexte éducatif réel. L'objectif est de mesurer la pertinence, la qualité et l'utilité des ressources recommandées par le système de recommandation.

Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons la mise-en-œuvre des différents aspects que nous avons abordés dans le chapitre précédent. Nous commençons par la présentation des outils utilisés dans la réalisation du système développé. Nous présentons par la suite quelques interfaces et fonctionnalités du système CBRS.

Dans la deuxième partie, nous abordons les expérimentations qui ont été menées pour valider notre approche.

2. Description du système développé

2.1. Outils de développement

Afin d'opérationnaliser notre proposition du système CBRS, nous avons mis en œuvre une plateforme logicielle exploitant diverses technologies complémentaires :

- **Le langage PHP** constitue l'ossature principale côté serveur du système. Sa capacité à générer dynamiquement des pages web interactives en interrogeant des bases de données en fait un choix privilégié(Defrance, 2006).
- **JavaScript** est utilisé extensivement côté client pour enrichir l'interactivité de l'interface et collecter les actions des utilisateurs afin d'adapter les recommandations(Charnay et *al.*, 2005). La bibliothèque JQuery apporte un surcroît de modularité à notre code JavaScript (Defrance, 2013).
- **MySQL** fournit le système de gestion de base de données relationnelles (SGBD) permettant de stocker et d'interroger le corpus de scénarios pédagogiques et les métadonnées associées(Defrance, 2006).
- **Les feuilles de style CSS** sont mises à contribution pour harmoniser la présentation graphique des différents composants d'interface(Daspet et *al.*, 2012).

- **L'éditeur DreamWeaver** a facilité le développement visuel de certaines pages ainsi que l'intégration générale des technologies pré-citées(DeFrance, 2006).

Ces technologies permettent de proposer aux utilisateurs du système CBRS, qu'ils soient enseignants ou apprenants, une interface web ergonomique, conviviale et facile à utiliser.

Derrière cette interface intuitive se trouvent des traitements informatiques complexes, totalement transparents pour l'utilisateur : analyse sémantique des scénarios, calcul de similarité, partitionnement par affinité, sélection des recommandations les plus pertinentes, etc. Tous ces mécanismes complexes de recommandation, de réutilisation et d'adaptation des scénarios pédagogiques s'opèrent en arrière-plan.

L'interfaçage de technologies web standardisées et interopérables (HTML/CSS, PHP, JavaScript, MySQL, etc.) assure non seulement cette accessibilité multi-devices évoquée, mais également une évolutivité durable du système. En effet, ce choix d'architectures logicielles ouvertes et pérennes garantit la possibilité de faire aisément évoluer le système CBRS, que ce soit en termes de fonctionnalités, de volumétrie de scénarios traités ou de types de terminaux supportés.

2.2. Acteurs humains intervenant dans le système CBRS

Le système de recommandation CBRS propose trois (03) principaux espaces conçus pour les différents acteurs-clés. Il offre à chaque acteur un environnement spécifique pour répondre à ses besoins dans le processus d'apprentissage. L'interaction de ces espaces permet un fonctionnement fluide et une expérience optimisée pour tous les utilisateurs.

Chaque acteur accède au système via une page d'accueil personnalisée, grâce à une adresse email et un mot de passe définis lors de l'inscription.

- **L'administrateur** : C'est le premier responsable du système. Il dispose de son propre espace de suivi où il peut superviser et gérer le travail des autres acteurs et contrôler l'ensemble du processus de recommandation et d'apprentissage.
- **L'apprenant** : Une fois que l'administrateur a validé sa demande d'inscription, il peut se connecter au système. Lors de sa première connexion, il complète son profil en renseignant des informations personnelles supplémentaires. Il devra passer ensuite un test d'évaluation pour déterminer son style d'apprentissage. À partir de là, l'apprenant a accès aux diverses fonctionnalités proposées dans son espace personnel.
- **L'enseignant** : Il accède quant à lui à un espace dédié. Via cette interface, il peut concevoir et réutiliser des scénarios pédagogiques, partager des ressources d'apprentissage, programmer des séances pédagogiques, et créer des évaluations. L'espace enseignant vise à faciliter le design pédagogique et la mise en œuvre de parcours adaptés aux apprenants.

3. Objectifs et Fonctionnalités de l'outil

Le système CBRS répond à plusieurs objectifs :

- *Assister les enseignants dans la conception de scénarios pédagogiques* : Le but premier de CBRS est de fournir une aide efficace aux enseignants dans le processus de scénarisation, en leur proposant des modèles de scénarios réutilisables qu'ils pourront adapter à leur contexte spécifique. Le système vise à réduire leur charge cognitive en les guidant dans la structuration des activités d'apprentissage ;
- *Permettre la capitalisation et le partage de bonnes pratiques* : Grâce à sa base de cas contenant des scénarios validés dans diverses situations, CBRS encourage la mutualisation et la réutilisation des meilleures pratiques pédagogiques entre enseignants-concepteurs ;
- *Personnaliser les scénarios en fonction des profils apprenants* : Le système génère des recommandations de scénarios alignés sur les styles d'apprentissage dominants des publics cibles (visuel, auditif). L'objectif est de proposer des mises en activité et des ressources adaptées aux préférences cognitives de chaque apprenant ;
- *Permettre l'évolution dynamique des scénarios* : La structure adaptative des scénarios générés par CBRS autorise également leur modification à la volée au cours de leur déroulement, pour intégrer de nouvelles ressources ou activités en fonction des besoins émergeant en situation ;
- *Evaluer l'efficacité des scénarios déployés* : Des indicateurs automatisés sont calculés par le système à partir de traces d'utilisation, fournissant un retour d'expérience à l'enseignant sur la performance du scénario, notamment via le taux de réussite global des apprenants.

A travers ces objectifs, le système CBRS vise in fine à enrichir qualitativement les situations d'apprentissage proposées aux apprenants, en combinant réutilisation, personnalisation et évaluation dynamique des scénarios pédagogiques.

3.1. Présentation de quelques interfaces du système CBRS

Nous présentons une démonstration des principales fonctionnalités du système CBRS. La page d'accueil illustrée dans la Figure 4.1 constitue la porte d'entrée dans le système. Elle permet à l'utilisateur de s'identifier et d'accéder aux différentes fonctionnalités selon son profil.

L'interface a été conçue de manière épurée, avec une charte graphique sobre et intuitive. La navigation est facilitée grâce à un menu latéral fixe présent sur toutes les pages. Les boutons d'action sont clairement identifiés et positionnés de façon cohérente.

Nous détaillerons par la suite les interfaces relatives aux fonctionnalités-clés : la recherche de scénarios pédagogiques dans la base de cas, la recommandation de nouveaux scénarios personnalisés, la réutilisation des scénarios recommandés.

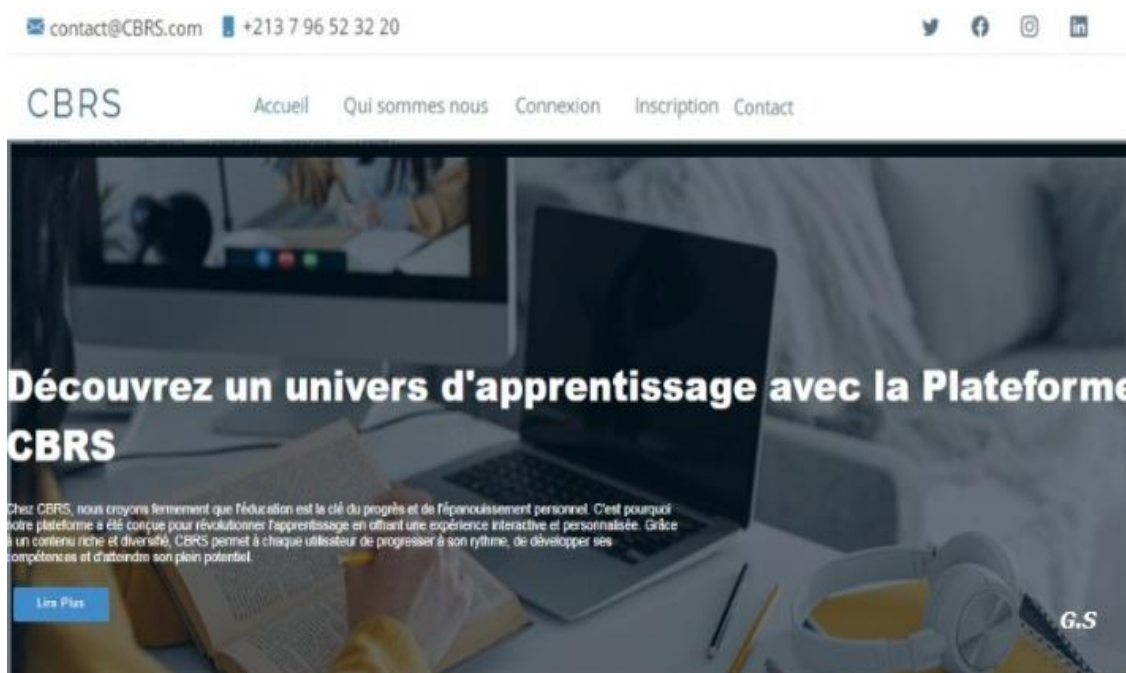


Figure 4. 1. Page d'accueil du système CBRS.

Pour pouvoir accéder au système, l'enseignant ainsi que l'apprenant devront s'inscrire en renseignant le formulaire dans l'interface d'inscription (Figure 4.2). Cette interface, accessible aussi bien aux enseignants qu'aux apprenants après authentification, leur permet de renseigner les données nécessaires à la création de leur profil avant de pouvoir utiliser l'ensemble des fonctionnalités du système.

Figure 4. 2. Formulaire d'inscription sur CBRS.

Dès que l'enseignant termine son inscription, il accède à son espace (Figure 4.3). Cette fenêtre représente l'espace principale de l'enseignant où il peut accéder à toutes ses fonctionnalités. Il permet aussi à l'enseignant de personnaliser son profil.

Cet écran constitue le point d'entrée vers l'ensemble des fonctionnalités dédiées à l'enseignant au sein du système.

L'enseignant dispose d'un tableau de bord récapitulant les principales actions qu'il peut réaliser : gestion de son profil, recherche dans la base de scénarios pédagogiques, consultation des scénarios, création et partage de nouveaux scénarios, etc.

En haut à droite, l'enseignant a accès à la gestion détaillée de son profil personnel. Il peut compléter et modifier des informations le concernant : photo, description, compétences, intérêts, etc. La mise-à-jour de ces détails est importante car ils sont utilisés par le système CBRS pour personnaliser les recommandations de scénarios pédagogiques.

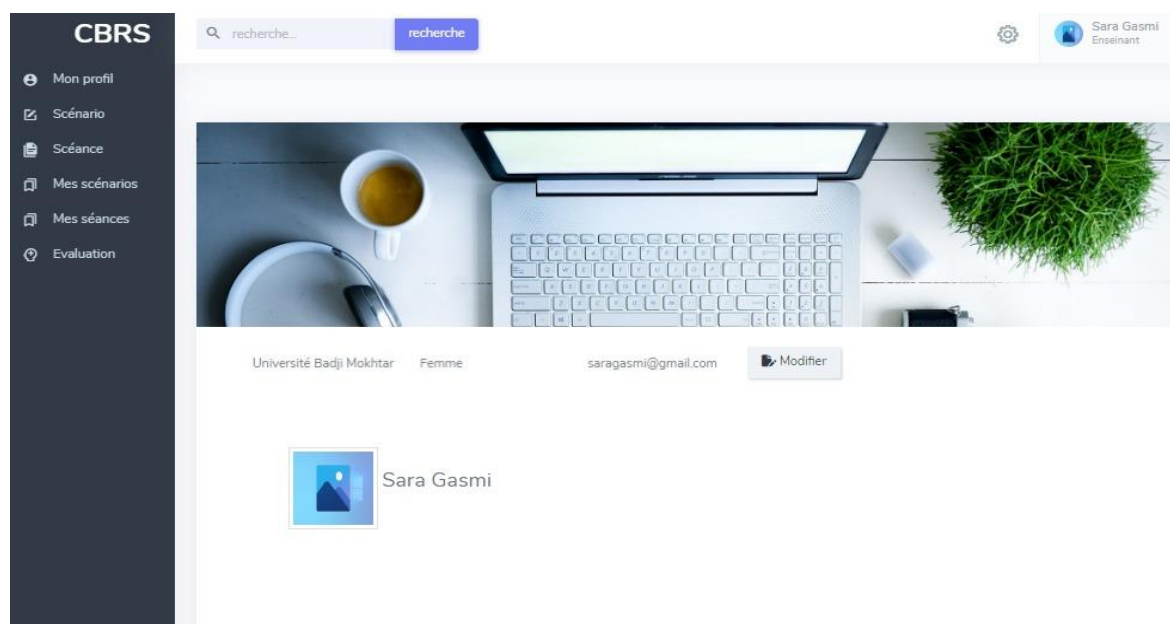


Figure 4. 3.Interface Profil enseignant

Sur cette page, le système recommande à l'enseignant un ensemble de scénarios pédagogiques classés selon la similarité calculée auparavant. Il permet aussi à l'enseignant de consulter les scénarios recommandés et de les réutiliser.

Les scénarios sont classés par ordre décroissant de pertinence prédite, permettant à l'enseignant d'identifier rapidement les recommandations les plus adaptées. Chaque scénario est accompagné d'un résumé de ses caractéristiques : objectifs pédagogiques, apprenant cible, types d'évaluation, etc.

L'enseignant peut cliquer sur un scénario recommandé pour en consulter la fiche détaillée.



Figure 4. 4. Interface de recommandation.

Cette interface permet à l'enseignant de réutiliser les scénarios pédagogiques recommandés personnalisés par le système CBRS. Elle présente la structure complète du scénario (Figure 4.5) avec ses objectifs, pré-requis, ressources et activités d'apprentissage. Un bouton "**Modifier**" permet de l'importer directement dans l'espace de l'enseignant pour le réutiliser et l'adapter à ses propres besoins. Lors de cette étape de modification, l'enseignant a notamment la possibilité d'enrichir le scénario en ajoutant des ressources pédagogiques supplémentaires correspondant au profil des apprenants (Figure 4.6). Par exemple, si le système a identifié certains apprenants avec un style d'apprentissage visuel, l'enseignant pourra leur attribuer davantage d'images, de schémas ou de cartes conceptuelles.

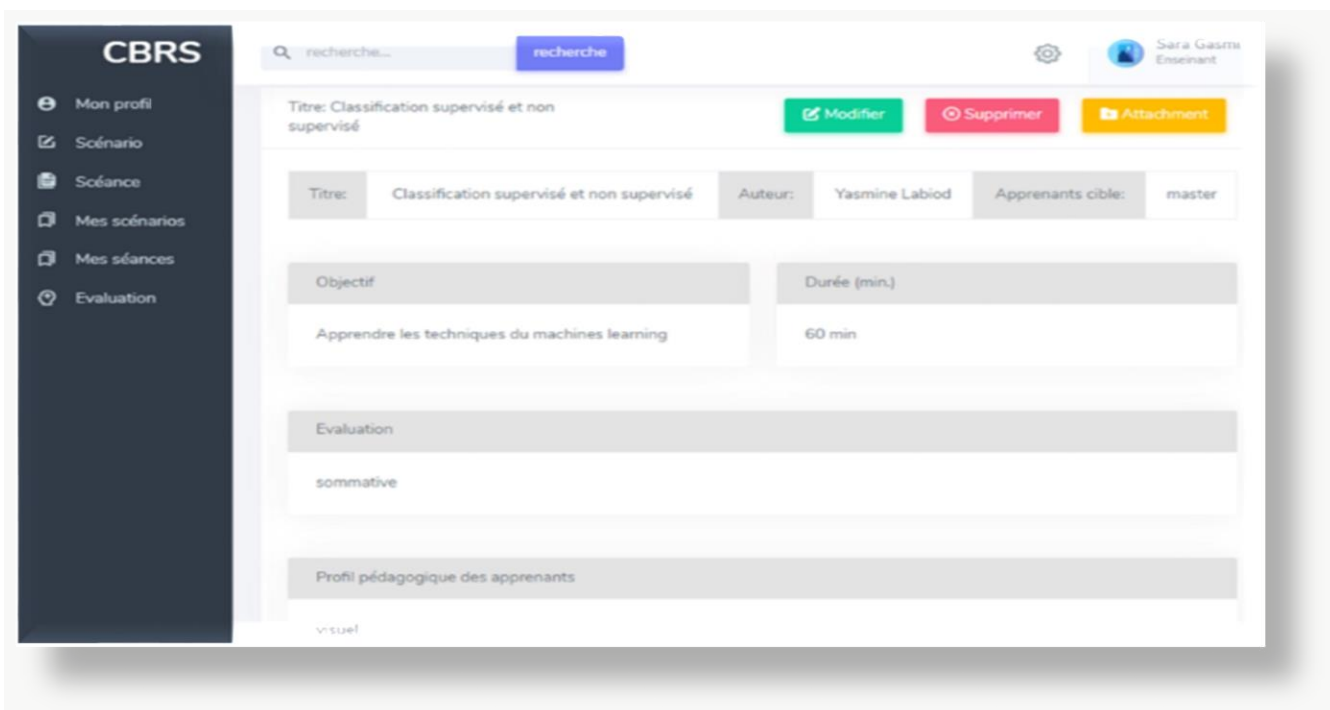


Figure 4. 5. Interface de réutilisation des scénarios recommandés.

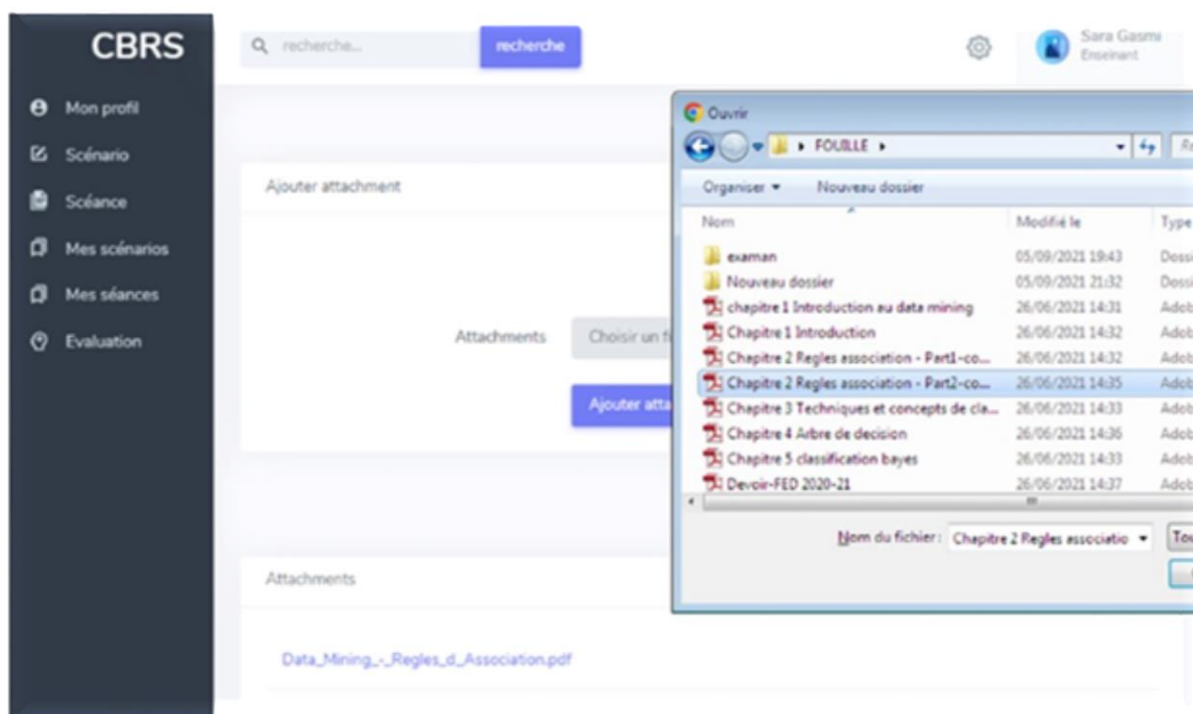


Figure 4. 6. Interface de création des scénarios d'apprentissage personnalisé.

La figure 4.7 présente l'interface qui permet aux apprenants de répondre au questionnaire détaillé concernant l'identification de leurs styles d'apprentissage privilégiés. Ce questionnaire est basé sur le modèle VAK. En répondant à une série de questions, les apprenants pourront ainsi savoir s'ils préfèrent

apprendre en regardant (supports visuels, schémas, vidéos) ou en écoutant (supports audios, explications orales). Le questionnaire permet de mesurer la dominance de chaque style au niveau de chaque apprenant. Les résultats de ce test sont communiqués au système afin de permettre une personnalisation des scénarios pédagogiques recommandés en fonction des préférences cognitives identifiées.

Test : style d'apprentissage

Pour chacune des affirmations suivantes, vous devez choisir entre deux propositions (a ou b).

1. Je peux mieux me rappeler des choses que:

A : je lis

B : j'entends

2. Lorsque j'ai quelque chose de nouveau à apprendre, je peux mieux le retenir :

A : si quelqu'un me l'explique

B : si quelqu'un me le montre

3. Lorsque j'essaie de me rappeler de quelqu'un, j'ai tendance à me souvenir :

A : des visages mais j'oublie les noms

B : mieux de ce que j'ai fait et non ce que j'ai vu ou parlé de

4. Lorsque l'enseignant me donne des directives, je m'en souviens mieux si :

A : c'est démontré par un exemple

B : c'est verbalisé

5. Lorsque j'essaie de me concentrer, je peux être :

Figure 4. 7. Le QCM relatif aux styles d'apprentissage.

Une fois que l'apprenant ait finalisé son inscription sur la plateforme CBRS, il accède à sa page personnelle illustrée par la Figure 4.8

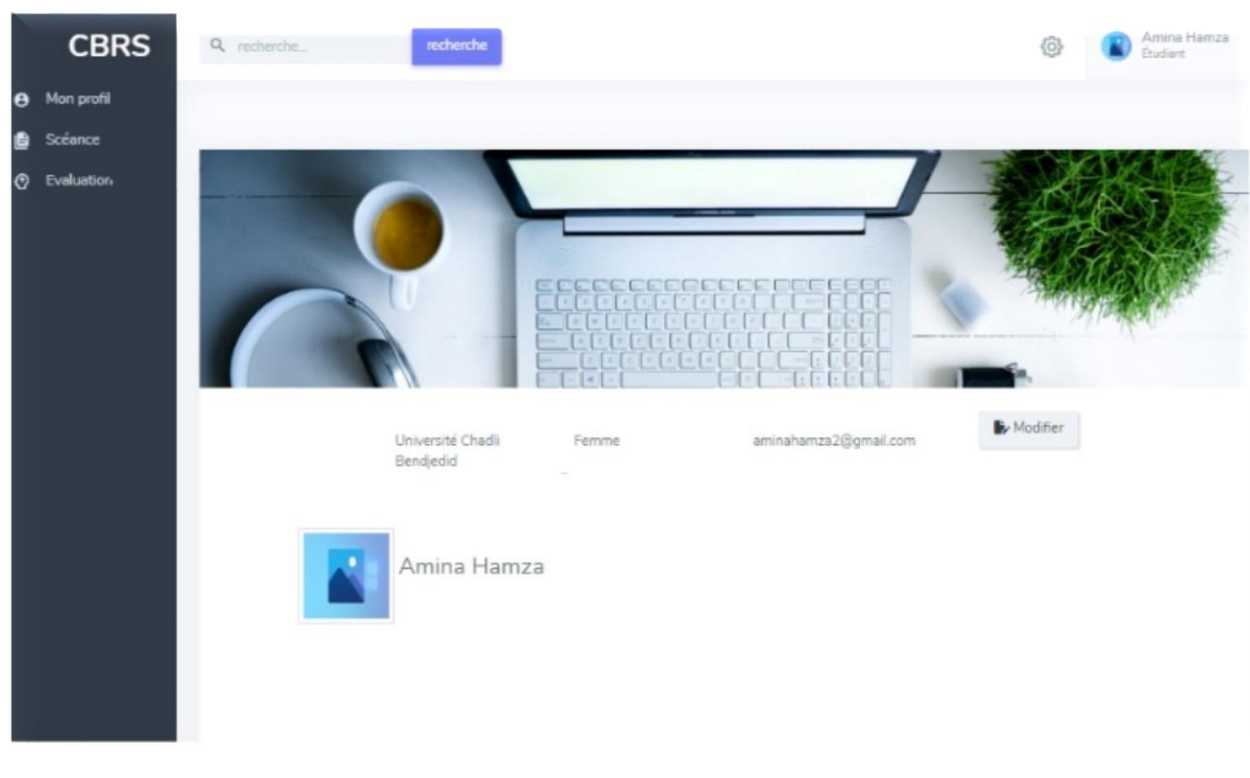


Figure 4. 8. Interface profil apprenant.

4. Expérimentation

4.1. Expérimentation 1 : Évaluation avec des utilisateurs réels

Afin de pouvoir valider l'approche proposée, une expérimentation a été menée en collaboration avec des enseignants et des étudiants en informatique de l'Université Chadli Bendjedid, à El-Tarf (Algérie) et de l'Université Badji-Mokhtar de Annaba (Algérie).

L'objectif est de tester la perception de la pertinence des recommandations fournies par notre système CBRS, basé sur l'approche proposée.

Cette expérimentation a été utilisée pour valider notre stratégie dans un environnement d'apprentissage concret. Au total, 421 participants des départements d'informatique des deux universités ont été concernés par l'expérimentation, dont 389 apprenants et 32 enseignants.

L'expérimentation a été menée durant six (06) mois, de septembre 2022 à février 2023, sur les unités d'apprentissage suivantes du cycle de Master et de Licence : Réseaux et Sécurité Informatique, Data Mining, Rédaction Scientifique, Algorithmique, Génie Logiciel et Structure Machine. Les enseignants ont été invités à créer leurs scénarios pédagogiques, à publier leurs supports de cours et à interagir avec les apprenants sur la plateforme CBRS, en accord avec les styles d'apprentissage préférés des apprenants

présents. Avec une charge d'étude totale de 140 heures, les 32 enseignants engagés ont créé 123 scénarios pédagogiques et 120 ressources d'apprentissage.

Les apprenants ont été invités à passer des examens, télécharger des ressources, répondre à des questions sur leurs préférences d'apprentissage et consulter les ressources depuis la plateforme.

- **Le Questionnaire**

Afin d'évaluer l'efficacité et la satisfaction des utilisateurs vis-à-vis des recommandations fournies par CBRS, nous avons opté pour un questionnaire basé sur l'outil ResQue (Recommender Systems' Quality of User Experience) développé par P. Pu et ses collaborateurs (Pu et al., 2011). ResQue permet de mesurer de manière assez complète l'expérience utilisateur avec un système de recommandation. Il prend en compte à la fois la perception de la qualité par l'utilisateur (utilisabilité, utilité, interface, qualité d'interaction, etc.), sa satisfaction globale vis-à-vis du système, mais également l'influence de ces facteurs sur les intentions comportementales des utilisateurs (réutiliser le système à l'avenir, en parler à ses connaissances, etc.).

L'originalité de ResQue réside dans cette approche centrée sur l'utilisateur qui va au-delà des mesures techniques traditionnelles comme la précision ou la diversité des recommandations. Le questionnaire multi-dimensionnel permet d'obtenir une vue d'ensemble de l'acceptabilité et l'adoption réelle du système de recommandation par les utilisateurs finaux. Les résultats fournissent donc des informations précieuses et assez pertinentes pour améliorer l'expérience utilisateur et optimiser l'intégration du système dans son contexte d'usage.

L'utilisation de ResQue comme cadre d'évaluation des systèmes de recommandations offre plusieurs avantages par rapport à d'autres méthodes d'évaluation. En comparaison, les autres cadres d'évaluation se concentrent principalement sur des mesures techniques comme la précision et la pertinence plutôt que sur l'expérience utilisateur. Cela peut ne pas fournir une vue complète de l'efficacité du système de recommandation, et pourrait ne pas donner une image complète de la façon dont le système de recommandation fonctionne du point de vue de l'utilisateur.

ResQue comprend 60 questions. La version originale (en anglais) est présentée dans l'annexe B. Ses auteurs proposent une version simplifiée de ce questionnaire comprenant seulement 15 questions (marquée avec une * dans l'annexe B). Afin de valider l'approche proposée, nous avons sélectionné 18 questions du questionnaire ResQue auxquelles nous avons rajouté 02 questions supplémentaires pour mesurer la cohérence avec ce que nous souhaitons valider.

Le questionnaire a été conçu via l'outil Google Forms et diffusé auprès des enseignants par voie électronique. L'utilisation d'un formulaire en ligne présente plusieurs avantages : facile à créer et à

partager, permettant de toucher rapidement un large public cible, une collecte automatisée des réponses dans un tableur pour traitement statistique. Le choix de cet outil s'inscrit dans une logique pratique et efficace pour réaliser notre enquête auprès des enseignants de manière simple, rapide et fiable.

Pour caractériser les réponses des enseignants, nous avons utilisé une échelle de Likert à 5 points, allant de 1 (**Pas du tout d'accord**) à 5 (**Tout à fait d'accord**)

Une échelle de Likert à 5 points est une échelle de mesure utilisée dans les questionnaires et sondages pour quantifier les opinions ou les attitudes des répondants. Nous proposons une affirmation ou question aux répondants (par exemple : "*Je suis satisfait du système de recommandation*").

Il leur est demandé d'exprimer leur degré d'accord ou de désaccord avec cette affirmation sur une échelle allant typiquement de 1 à 5 points :

- **Pas du tout d'accord**
- **Plutôt pas d'accord**
- **Ni en désaccord, ni en accord (position neutre)**
- **Plutôt d'accord**
- **Tout à fait d'accord**

Chaque répondant sélectionne la réponse qui correspond le mieux à son opinion personnelle.

En attribuant des nombres, cela permet de quantifier les réponses et de pouvoir les analyser statistiquement (moyennes, distributions, comparaisons, corrélations etc).

Dans notre cas, une échelle de Likert à 5 points permet de traduire "numériquement" le degré d'**accord** ou de **satisfaction** des enseignants vis-à-vis des différents aspects du système de recommandation (utilité, facilité d'utilisation, qualité des recommandations etc.).

Cela fournit des données quantitatives qui peuvent être analysées statistiquement pour évaluer la perception globale du système par les utilisateurs.

Échelle ResQue	Questions
(Q1) Attitude	<ul style="list-style-type: none"> - Dans l'ensemble, je suis satisfait du système de recommandation ? - Je suis convaincu par les ressources qui me sont recommandées ? - J'ai confiance dans le fait que les scénarios pédagogiques recommandés me plairont ? - Le système de recommandation est digne de confiance ? - Quel niveau de satisfaction avez-vous avec les scénarios pédagogiques que vous avez conçus en utilisant le système ?* - Dans l'ensemble, êtes-vous satisfait de l'utilisation du système ?*
(Q2) Qualité des Ressources Recommandées	<ul style="list-style-type: none"> - Les scénarios pédagogiques qui m'ont été recommandés correspondaient à mes intérêts ? - Les recommandations reçues sont mieux adaptées à mes intérêts que ce que pourrait me conseiller un ami ? - Les scénarios pédagogiques recommandés sont originaux et intéressants ? - Le système de recommandation m'aide à découvrir de nouveaux scénarios pédagogiques ?

(Q3) Adéquation de l'Interface	<ul style="list-style-type: none"> - L'interface du système de recommandation fournit suffisamment d'informations ? - La présentation de l'interface est attractive et adéquate ? - Je me suis familiarisé très rapidement avec le système de recommandation ? - Il m'a été facile de faire en sorte que le système me recommande différentes choses ? - Il est facile pour moi d'informer le système si un élément recommandé me déplaît/me plaît ?
(Q4) Utilité Perçue	<ul style="list-style-type: none"> - Les scénarios pédagogiques recommandés m'ont effectivement aidé à trouver la ressource idéale ? - Je me sens soutenu pour trouver ce qui me plaît grâce à l'aide du système de recommandation ?
(Q5) Intentions Comportementales	<ul style="list-style-type: none"> - J'utiliserai de nouveau ce système de recommandation ? - Je parlerai de ce système de recommandation à mes amis ? - Je consulterais les scénarios pédagogiques recommandés si j'en ai l'opportunité ?

Tableau 4. 1. Le Questionnaire ResQue.

• **Résultats du questionnaire**

Les résultats du questionnaire révèlent que les enseignants ont une perception globalement positive de l'outil CBRS. Plus précisément, l'analyse des 20 questions montre que les valeurs moyennes des réponses se situent entre 3 et 4,88 sur une échelle de 1 à 5, ce qui dénote une appréciation favorable du CBRS par les enseignants (Figure 4.9).

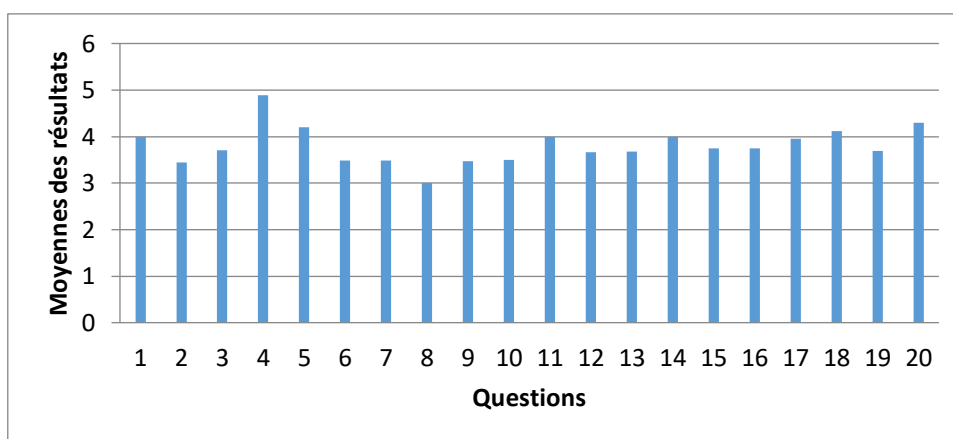


Figure 4. 9. Moyennes des résultats du questionnaire

Les écarts-types relatifs à ces moyennes varient de 0,4 à 1,11 (Figure 4.10), indiquant une certaine cohérence dans les réponses obtenues.

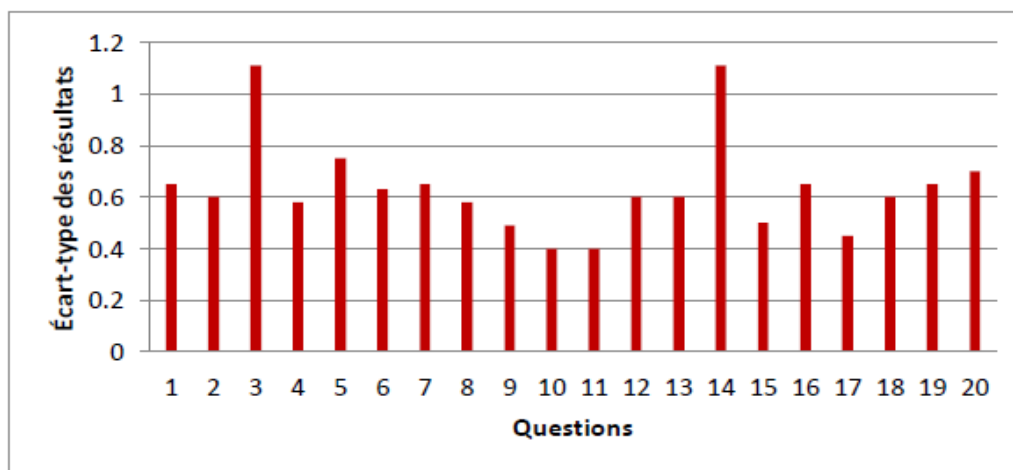


Figure 4. 10. Écart-type des résultats du questionnaire.

Ces résultats traduisent un accord des enseignants sur le fait que le CBRS simplifie le processus de conception pédagogique. Ils considèrent également que cet outil leur fournit des ressources utiles et fiables pour créer leurs scénarios, comme l'illustre la Figure 4.11 (Questions 1, 2, 3 et 4 avec des moyennes respectives de **4.53**, **4.02**, **3.95** et **4.5**).

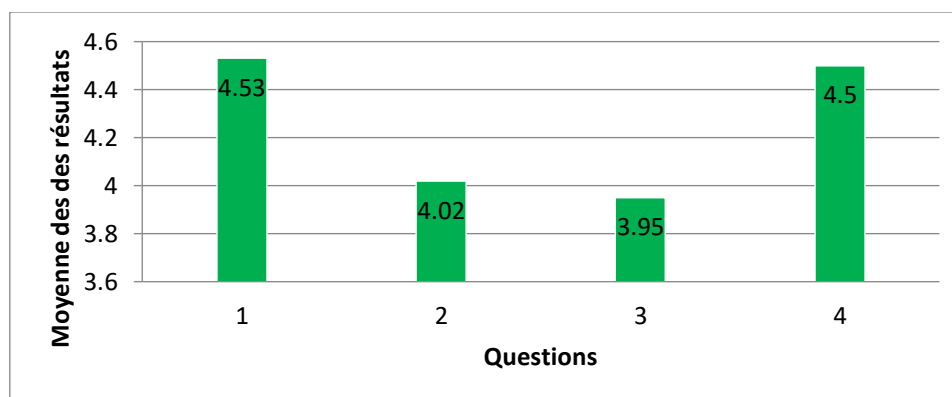


Figure 4. 11. Moyennes des résultats du questionnaire groupés par questions.

En résumé, cette analyse montre que les enseignants perçoivent positivement l'apport du CBRS en termes de simplification et d'enrichissement des pratiques pédagogiques. Les fonctionnalités de recommandation de ressources de cet outil semblent répondre à leurs attentes.

Enfin, pour évaluer la fiabilité du questionnaire, nous avons calculé le coefficient **Alpha de Cronbach**(Cronbach & Shavelson, 2004).Le coefficient Alpha de Cronbach est une mesure statistique utilisée pour évaluer la fiabilité (ou cohérence interne) d'un questionnaire ou d'une échelle de mesure psychométrique. Ces informations sont utilisées pour prendre des décisions sur la validité du questionnaire et déterminer s'il s'agit d'un outil fiable.

Le coefficient **Alpha de Cronbach (α)** est calculé à l'aide de l'équation 4.1 :

$$\alpha = \frac{k}{(k-1)} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^k \sigma_{Yi2}}{\sigma_{X2}} \right) \quad (4.1)$$

Où :

k : représente le nombre d'items ou de questions dans le questionnaire.

σ_{X^2} : représente la variance des scores totaux de tous les participants au questionnaire.

σ_{Yi^2} : représente la variance des scores pour un item (question) i en particulier.

Un coefficient Alpha de Cronbach élevé indique que les questions du questionnaire sont fortement corrélées entre elles. La valeur obtenue de 0,914 pour notre questionnaire indique qu'il était très fiable et présentait un niveau élevé de cohérence interne.

Ces résultats valident ainsi l'utilité perçue du système CBRS par les enseignants pour soutenir leur processus de conception pédagogique. Ils confirment que CBRS leur fournit des scénarios pédagogiques

adaptés et réutilisables qui simplifient la tâche de scénarisation. Le questionnaire présente également une forte cohérence interne, ce qui renforce la fiabilité de cette évaluation. En fin, cette expérimentation préliminaire apporte des éléments prometteurs quant à l'apport de CBRS pour l'assistance des enseignants dans leur processus de conception de parcours d'apprentissage. Des travaux supplémentaires sont nécessaires pour permettre d'approfondir ces résultats et d'affiner encore le système.

- **Discussion**

Les résultats montrent que les enseignants sont fortement d'accord pour dire que l'utilisation de CBRS améliorera leurs performances dans le processus de conception pédagogique et qu'il est considéré comme très précieux. L'approche suggérée a été validée à l'aide des résultats du questionnaire. Les enseignants qui utilisent CBRS ont exprimés leur satisfaction à son égard. En effet, environ 90% des questions du questionnaire ont obtenu des résultats supérieurs à la moyenne (moyenne de 4).

Ces résultats constituent une indication prometteuse pour l'adoption de CBRS par les enseignants et son utilisation potentielle future. Ainsi, les résultats montrent que la plupart des enseignants ont trouvé les recommandations qui leur ont été faites appropriées. Nous pouvons conclure que les recommandations suggérées par le système pour les scénarios pédagogiques sont pertinentes et satisfont les objectifs assignés initialement.

Un autre avantage de CBRS est qu'il intègre à la fois les préférences des apprenants et des enseignants pour améliorer le processus de conception pédagogique, puisqu'il prend en compte les besoins des utilisateurs, contrairement aux études similaires mentionnées précédemment (Limongelli et al., 2013) (Fazeli et al., 2014) (Sergis & Sampson, 2015), qui mettent davantage l'accent sur les techniques de filtrage collaboratif utilisant uniquement les profils des enseignants.

Particulièrement, les résultats de l'évaluation semblent indiquer que le système de recommandation est utile et essentiel pour fournir aux enseignants un soutien dans leur pratique de conception de scénarios pédagogiques. Il répond à leurs attentes et facilite leur travail de scénarisation.

Cette expérience préliminaire valide ainsi le concept et ouvre des perspectives prometteuses quant à l'apport de CBRS. Des travaux futurs sur un échantillon plus large permettraient d'approfondir ces résultats et d'optimiser encore le système. L'objectif à terme est de fournir un outil d'assistance efficace aux enseignants pour concevoir des parcours d'apprentissage adaptés et engageants.

4.2. Expérimentation 2 : Analyse Off-line

L'objectif de cette deuxième expérience est d'évaluer les performances de l'approche de recommandation proposée par rapport à d'autres approches existantes. Les performances du système de

recommandation sont évaluées sur un ensemble de données collectées à partir de CBRS durant près de six (06) mois.

Cette étude fournit un outil utile pour identifier les forces et les faiblesses du système de recommandation et de déterminer ses performances par rapport à d'autres systèmes. Elle aide également à identifier les points faibles à améliorer et à orienter les développements et optimisations futurs.

- **Dans quelle mesure le système de recommandation proposé est-il précis par rapport à d'autres systèmes ?**

La réponse à cette question peut être obtenue en comparant un système de recommandation à d'autres. La précision de l'approche proposée sera comparée uniquement à trois (03) algorithmes de base, à savoir *le filtrage basé sur le contenu*, *la recommandation aléatoire* et *la recommandation basée sur la popularité*, car il est difficile de comparer un système de recommandation sans matrice de notation utilisateur avec toute méthode de recommandation standard.

Le premier algorithme recommande des éléments dont le contenu est similaire à celui des éléments avec lesquels l'utilisateur a interagi dans le passé et aux propriétés des éléments eux-mêmes. Les recommandations sont faites en calculant la similarité entre les éléments et en recommandant les éléments les plus similaires à un utilisateur. Le deuxième algorithme suggère des éléments aux utilisateurs de manière aléatoire, sans tenir compte de leurs préférences ou de toute autre information les concernant, et le troisième recommande les éléments les plus populaires à tous les utilisateurs, quels que soient leurs préférences individuelles.

La précision de chaque algorithme est évaluée dans cette expérience à l'aide du **F1-score**(Herlocker et al., 2004).Le score F1 est la moyenne harmonique de la **précision** et du **rappel**, qui sont deux mesures d'évaluation importantes pour les systèmes de recommandation. La **précision** mesure la proportion d'items recommandés que l'utilisateur a trouvés pertinents, tandis que le **rappel** mesure la proportion d'items pertinents qui ont été recommandés avec succès à l'utilisateur. Une recommandation pertinente est une recommandation jugée intéressante pour l'utilisateur sur la base de son comportement passé ou de ses commentaires explicites.

Le **F1-score** est calculé à l'aide de la formule 4.2 suivante :

$$F1 = \frac{2 * (\text{précision} \times \text{rappel})}{(\text{précision} + \text{rappel})} \quad (4.2)$$

Cette évaluation comparative permettra donc de quantifier objectivement la capacité de CBRS à fournir des recommandations précises et pertinentes aux enseignants par rapport à différentes techniques basiques. Les résultats obtenus guideront les pistes d'amélioration futures du système.

5. Résultats

Le tableau 4.2 montre les résultats de l'étude hors-ligne. Il représente les scores F1 moyens obtenus sur les quatre (04) algorithmes.

Méthode	Précision	Rappel	F1-Score
<i>Filtrage base contenu</i>	0.63	0.43	0.51
<i>Random</i>	0.40	0.45	0.42
<i>Recommandation basée sur la popularité</i>	0.41	0.49	0.45
<i>Méthodeproposée</i>	0.98	0.97	0.97

Tableau 4. 2. Les scores F1moyens sur les quatre (04) algorithmes.

Nous pouvons constater que les performances de l'approche proposée dépassent celles des trois (03) méthodes de base en examinant attentivement les résultats de **précision** et de **rappel** présentés dans le Tableau 4.2.

C'est un résultat positif, cela indique que CBRS fournit des recommandations plus précises et personnalisées aux enseignants, comme le montre la Figure 4.12.

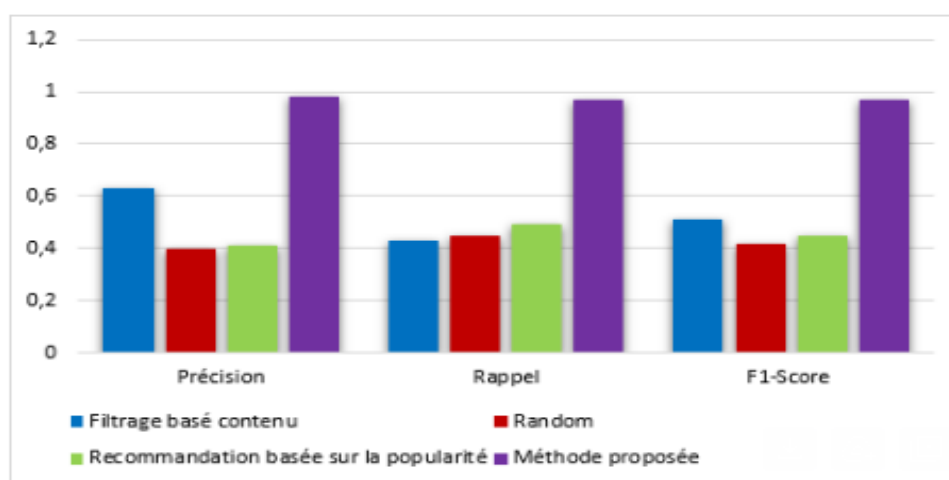


Figure 4.12. Résultats de l'étude hors-ligne.

Les résultats ont montré que la technique proposée surpasse largement les trois (03) algorithmes de base en termes de performance.

Dans notre travail, nous avons suggéré d'appliquer la technique de recommandation basée sur les cas pour améliorer l'efficacité des recommandations. Le choix de cette stratégie offre divers avantages par rapport à d'autres techniques de recommandation :

- Elle permet de fournir des recommandations plus personnalisées aux utilisateurs en tenant compte de leurs préférences individuelles. En revanche, les méthodes de base fournissent

souvent des recommandations génériques basées sur les items populaires ou fréquemment consultés.

- Elle permet de prendre en compte le contexte dans lequel un utilisateur fait une demande de recommandation en incorporant des informations contextuelles.
- Elle offre une meilleure gestion des problèmes de démarrage à froid en identifiant des cas ou des éléments similaires et en faisant des recommandations. En revanche, les méthodes de base peuvent avoir du mal à fournir des recommandations en l'absence de données historiques.
- Elle est conçue pour s'adapter aux changements des préférences des utilisateurs et de la disponibilité des éléments au fil du temps. Par exemple, si les préférences d'un utilisateur changent, elle peut modifier les recommandations en conséquence. Les techniques de base, en revanche, sont souvent statiques et nécessitent des modifications régulières pour rester à jour.

Dans l'ensemble, l'approche proposée surpasse les méthodes de base car elle fournit des recommandations plus personnalisées, est plus adaptable aux préférences des enseignants et peut gérer les problèmes de démarrage à froid de manière plus efficace.

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'implémentation et l'évaluation du système CBRS de recommandation de scénarios pédagogiques. Les expérimentations réalisées avaient pour objectif de valider la fiabilité et l'efficacité de notre approche de recommandation basée sur le raisonnement à partir de cas (RàPC) et de mesurer la satisfaction des utilisateurs vis-à-vis du système.

Les résultats obtenus ont montré un impact positif significatif sur le niveau de satisfaction des enseignants. Globalement, l'évaluation indique que le système de recommandation est utile et pertinent pour assister les enseignants dans leur pratique de conception de scénarios pédagogiques. Il répond à leurs attentes en termes de personnalisation et facilite leur travail de scénarisation.

Nous avons également comparé les performances de notre approche par rapport à d'autres algorithmes de recommandation de référence. Les résultats ont clairement démontré l'efficacité de notre démarche sur les méthodes basiques testées. Notre approche surclasse les algorithmes de base car elle fournit des recommandations plus personnalisées, s'adapte mieux aux préférences individuelles des enseignants et gère de manière plus efficace le problème du démarrage à froid.

Au-delà de ces résultats prometteurs, des travaux futurs pourraient explorer des pistes d'amélioration comme l'enrichissement de la base de cas, l'intégration d'autres critères de similarité ou l'ajout de capacités d'apprentissage automatique. L'évaluation du système par un plus grand nombre d'utilisateurs et

sur une période plus longue permettrait également de consolider ces conclusions préliminaires encourageantes.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Conclusion et Perspectives

Située à la confluence de l'ingénierie pédagogique, de l'intelligence artificielle et des interactions humain-machine, cette thèse dresse la problématique émergente de la personnalisation des parcours d'apprentissage à l'ère du numérique.

L'objectif principal étant de proposer une approche de recommandation pour assister les enseignants dans le processus complexe de conception de scénarios pédagogiques. Face à la massification des ressources éducatives numériques et à l'hétérogénéité croissante des publics apprenants, la nécessité de personnaliser et d'adapter les situations d'apprentissage constitue un enjeu de taille. La recommandation de scénarios pédagogiques réutilisables apparaît ainsi comme une piste prometteuse pour guider les pédagogues dans l'élaboration de parcours sur-mesure, des systèmes de recommandation dans le domaine de l'ingénierie pédagogique.

Comment les technologies de recommandation peuvent-elles concrètement enrichir, simplifier et systématiser le travail des enseignants pour leur permettre de créer des expériences d'apprentissage vivantes et engageantes pour leurs étudiants ?

Cette question fondamentale a guidé nos recherches. L'objectif sous-jacent est de poser des jalons supplémentaires vers le développement de systèmes pédagogiques adaptatifs capables de transformer qualitativement les pratiques d'enseignement et d'apprentissage grâce à l'intelligence artificielle (IA).

Notre principale contribution consiste au développement d'un système de recommandation hybride baptisé CBRS, basé sur une approche combinant Raisonnement à partir de Cas (RàPC) et Partitionnement par Propagation d'Affinité. Concrètement, le système compare le besoin exprimé par l'enseignant aux scénarios antérieurs stockés dans une base, et lui recommande les plus similaires et les plus pertinents. La technique d'Affinité Propagation permet d'accélérer cette recherche en structurant les scénarios par groupes de similarité.

CBRS présente plusieurs apports originaux :

- Il offre un gain de temps appréciable aux enseignants en leur fournissant des modèles de scénarios réutilisables déjà validés, leur évitant ainsi de tout re-concevoir.
- La prise en compte fine du contexte pédagogique par une caractérisation riche des scénarios, et pas seulement de leur contenu textuel, enrichit la pertinence des recommandations.

- L'interactivité avec l'enseignant dans la boucle de rétroaction permet d'adapter progressivement les propositions pour correspondre précisément au besoin initial.

Les expérimentations menées auprès d'enseignants et d'étudiants en informatique ont permis de valider l'approche proposée. Les résultats du questionnaire de satisfaction révèlent une perception très positive du système CBRS par les différents utilisateurs. Ils adhèrent et confirment son utilité et sa facilité d'usage pour concevoir des scénarios pédagogiques personnalisés. L'évaluation des performances par comparaison avec des algorithmes de référence met également en évidence la fiabilité de notre approche de recommandation.

En conclusion, cette thèse nous aura permis de poser les bases théoriques et technologiques d'un système innovant d'aide à la scénarisation pédagogique dans les environnements e-learning. Les résultats obtenus stimulent de nouvelles perspectives pour approfondir cette recherche.

Plusieurs axes de perfectionnement et de futures recherches peuvent être envisagés pour prolonger le présent travail :

- L'enrichissement qualitatif et quantitatif de la base de scénarios pédagogiques constitue un enjeu majeur. L'ajout de nouveaux scénarios provenant de différents contextes éducatifs permettrait d'accroître la diversité des recommandations.
- Une caractérisation encore plus fine de ces scénarios via des métadonnées supplémentaires enrichirait également la pertinence des suggestions.
- De nouveaux algorithmes d'appariement et d'adaptation pourraient être explorés, par exemple en intégrant des techniques d'apprentissage automatique supervisé. L'objectif serait d'affiner les mécanismes de recherche de cas similaires et de personnalisation des scénarios recommandés.
- Des indicateurs additionnels reflétant l'apprentissage effectif des apprenants pourraient compléter l'évaluation actuelle centrée sur la satisfaction des enseignants. Cela apporterait un nouvel éclairage sur l'impact réel des scénarios générés sur l'engagement et la réussite des apprenants.
- Tester l'approche sur un large panel d'utilisateurs et sur une période plus étendue consoliderait la validation du système, tout en identifiant de nouvelles fonctionnalités potentielles répondant aux besoins du terrain. Cet aspect d'expérimentation en situation réelle sur le long terme revêt une importance capitale.
- Exploiter les données issues des réseaux sociaux des apprenants (centres d'intérêt, préférences, style d'apprentissage, etc.) pour affiner les recommandations de scénarios pédagogiques et mieux les personnaliser.
- Permettre aux apprenants d'échanger et de commenter les scénarios pédagogiques recommandés via un réseau social dédié, afin d'obtenir un retour qualitatif supplémentaire pour améliorer le système.

Ces perspectives de recherche stimulantes confirment la nécessité de poursuivre les études autour des systèmes de recommandation dédiés à la scénarisation pédagogique dans le e-learning. Les avancées dans ce domaine portent la promesse de transformer qualitativement les modalités d'enseignement et d'apprentissage à l'ère du numérique.

Bibliographie

Bibliographie

- Abedmouleh, A. (2013). *Approche Domain-Specific Modeling pour l'opérationnalisation des scénarios pédagogiques sur les plateformes de formation à distance*. Thèse de Doctorat. Université du Maine.
- Abedmouleh, A., Laforcade, P., Oubahssi, L., & Choquet, C. (2011). Operationalization of learning scenarios on existent learning management systems-The Moodle case-study. *International Conference on Software and Data Technologies*, p 143-148.
- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 17(6), p 734-749.
- Aggarwal, C. C. (2016). *Recommender systems (Vol. 1)*. Springer: The Textbook. Springer International Publishing, 139–166.
- Albero, B. (2014). La pédagogie à l'université entre numérisation et massification. Apports et risques d'une mutation. In: De Boeck.
- Bachir, S. (2022). *Towards University 4.0: A Model-Driven-Engineering Method to Design Educational Cyber Physical Systems*. Thèse de doctorat. Université de Pau et des Pays de l'Adour.
- Bahramian, Z., & Ali Abbaspour, R. (2015). An ontology-based tourism recommender system based on spreading activation model. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40, 83-90.
- Bakki, A., Oubahssi, L., George, S., & Cherkaoui, C. (2017). Approche et outils pour assister la scénarisation pédagogique des cMOOCs. 8^{ème} conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain, 185-196.
- Bakki, A. c. (2018). *Modèle et outil pour soutenir la scénarisation pédagogique de MOOC connectivistes*. Thèse de Doctorat. Université Ibn Zohr (Agadir), Maroc.
- Bednarz, N., Rinaudo, J.-L., & Roditi, É. (2015). La recherche collaborative. *Carrefours de l'éducation*(1), 171-184.
- Belkin, N. J., & Croft, W. B. (1992). Information filtering and information retrieval: Two sides of the same coin? *Communications of the ACM*, 35(12), 29-38.
- Bhaskaran, S., Marappan, R., & Santhi, B. (2021). Design and analysis of a cluster-based intelligent hybrid recommendation system for e-learning applications. *Mathematics*, 9(2), 197.
- Bouarour, L. (2019). *Impact de la digitalisation sur les activités de la Gestion des Ressources Humaines Cas: L'opérateur mobile DJEZZY (Direction Dar El Beida)*. Thèse de doctorat Université Mouloud Mammeri.
- Bourkhouk, O., El Bachari, E., & El Adnani, M. (2016). A personalized e-learning based on recommender system. *International journal of learning and teaching*, 2(2), 99-103.
- Bousbahi, F., & Chorfi, H. (2015). MOOC-Rec: a case based recommender system for MOOCs. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 195, 1813-1822.
- Bozo, J., Alarcón, R., & Iribarra, S. (2010). Recommending learning objects according to a teachers' context model. *European Conference on Technology Enhanced Learning*.

- Brasher, A., Conole, G., Cross, S., Weller, M., Clark, P., & White, J. (2008). CompendiumLD—a tool for effective, efficient and creative learning design.
- Broisin, J., & Hérouard, C. (2019). Design and evaluation of a semantic indicator for automatically supporting programming learning.
- Burke, R. (2007). Hybrid web recommender systems. *The adaptive web: methods and strategies of web personalization*, 377-408.
- Callvik, J., & Liu, A. (2017). Using demographic information to reduce the new user problem in recommender systems.
- Cha, S.-H. (2007). Comprehensive survey on distance/similarity measures between probability density functions. *City*, 1(2), 1.
- Chaabouni, M. (2017). *Assistance à la réutilisation de scénarios d'apprentissage: une approche guidée par l'évaluation du contexte d'usage à base d'indicateurs*. Thèse de Doctorat. Université du Maine.
- Chachoua, S. (2019). *Contribution à l'évaluation de l'apprenant et l'adaptation pédagogique dans les plateformes d'apprentissage: une approche fondée sur les traces*. Thèse de Doctorat. Université de La Rochelle.
- Charlier, B., Daele, A., & Deschryver, N. (2002). Vers une approche intégrée des technologies de l'information et de la communication dans les pratiques d'enseignement. *Revue des sciences de l'éducation*, 28(2), 345-365.
- Charnay, D., Chaléat, P., & Rouet, J.-R. (2005). *PHP/MySQL et JavaScript*. Eyrolles.
- Charnet, C. (2019). *Comment réaliser une formation ou un enseignement numérique à distance? De Boeck Supérieur*.
- Chen, J.-M., Chen, M.-C., & Sun, Y. S. (2014). A tag based learning approach to knowledge acquisition for constructing prior knowledge and enhancing student reading comprehension. *Computers & Education*, 70, 256-268.
- Cheng, W., Yin, G., Dong, Y., Dong, H., & Zhang, W. (2016). Collaborative filtering recommendation on users' interest sequences. *PloS one*, 11(5), e0155739.
- Chourib, I. (2022). *Raisonnement à base de cas pour l'aide au diagnostic médical: application AVC* Ecole nationale supérieure Mines-Télécom. Thèse de doctorat. Atlantique Bretagne Pays de la Loire.
- Clerc, F., Lefevre, M., Guin, N., & Marty, J.-C. (2015). Mise en place de la personnalisation dans le cadre des MOOCs. 7^{ème} Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain-EIAH'2015, 2-5 Juin 2015, Agadir, Maroc.
- Connes, V. (2023). *Recommandation de Ressources Éducatives Libres dans le projet X5GON*. Thèse de Doctorat. Nantes Université.
- Cordier, A., Lefevre, M., Champin, P.-A., Mille, A., Georgeon, O. L., & Mathern, B. (2014). Connaissances et raisonnement sur les traces d'interaction. *Revue d'Intelligence Artificielle.*, 28(2-3), 375-396.
- Coulombe, C., & Psyché, V. (2022). Vers une ingénierie des environnements numériques d'apprentissage pilotée par les données. *Apprendre et enseigner sur le Web: quelle ingénierie pédagogique?*, 205.
- Cronbach, L. J., & Shavelson, R. J. (2004). My current thoughts on coefficient alpha and successor procedures. *Educational and psychological measurement*, 64(3), 391-418.

- Crozat, S. (2007). Bonnes pratiques pour l'exploitation multi-usages de contenus pédagogiques: la raison du calcul est toujours la meilleure. *Environnements informatisés et ressources numériques pour l'apprentissage: conception et usages, regards croisés*, 255-286.
- Dado, M., & Bodemer, D. (2017). A review of methodological applications of social network analysis in computer-supported collaborative learning. *Educational Research Review*, 22, 159-180.
- Dalziel, J. (2003). Implementing learning design: The learning activity management system (LAMS). Interact, Integrate, Impact: Proceedings of the 20th Annual Conference of the Australasian Society for Computers in Learning in Tertiary Education. Adelaide, 593-596.
- Das, R., Zaheer, M., Thai, D., Godbole, A., Perez, E., Lee, J.-Y., . . . McCallum, A. (2021). Case-based reasoning for natural language queries over knowledge bases. *arXiv preprint arXiv:2104.08762*.
- De Medio, C., Limongelli, C., Sciarrone, F., & Temperini, M. (2020). MoodleREC: A recommendation system for creating courses using the moodle e-learning platform. *Computers in Human Behavior*, 104, 106168.
- Defrance, J.-M. (2006). *PHP/MySQL avec Dreamweaver 8*. Editions Eyrolles.
- Drachler, H., Hummel, H., & Koper, R. (2007). Recommendations for learners are different: Applying memory-based recommender system techniques to lifelong learning.
- Drachler, H., Hummel, H. G., & Koper, R. (2008). Personal recommender systems for learners in lifelong learning networks: the requirements, techniques and model. *International Journal of Learning Technology*, 3(4), 404-423.
- Drachler, H., Verbert, K., Santos, O. C., & Manouselis, N. (2015). Panorama of recommender systems to support learning. *Recommender systems handbook*, 421-451.
- Dumont, A., & Berthiaume, D. (2016). *La pédagogie inversée: Enseigner autrement dans le supérieur par la classe inversée*. De Boeck Supérieur.
- Duque Méndez, N. D., Rodríguez Marín, P. A., & Ovalle Carranza, D. A. (2018). Intelligent personal assistant for educational material recommendation based on CBR. *Personal Assistants: Emerging Computational Technologies*, 113-131.
- Ekstrand, M. D., Riedl, J. T., & Konstan, J. A. (2011). Collaborative filtering recommender systems. *Foundations and Trends® in Human-Computer Interaction*, 4(2), 81-173.
- EI-Hmoudova, D. (2014). MOOCs motivation and communication in the cyber learning environment. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 131, 29-34.
- El Mawas, N., Tal, I., Moldovan, A. N., Bogusevschi, D., Andrews, J., Muntean, G.-M., & Muntean, C. H. (2018). Final frontier game: A case study on learner experience. CSEDU-10th International Conference on Computer Supported Education.
- ER-Radi, N.-e., Boukare, M., & Azzimani, T. (2023). L'apprentissage adaptative et l'évaluation formative: Une combinaison puissante pour améliorer l'apprentissage universitaire. *Innovation, Technologies, Education et Communication*(6).
- Erdt, M., Fernandez, A., & Rensing, C. (2015). Evaluating recommender systems for technology enhanced learning: a quantitative survey. *Ieee transactions on learning technologies*, 8(4), 326-344.
- Fazeli, S., Drachler, H., Brouns, F., & Sloep, P. (2014). Towards a social trust-aware recommender for teachers. *Recommender Systems for Technology Enhanced Learning: Research Trends and Applications*, 177-194.

- Ferraris, C., Martel, C., & Vignollet, L. (2008). LDL for collaborative activities. In *Handbook of visual languages for instructional design: Theories and practices* (pp. 224-251). IGI Global.
- Fleming, N., & Baume, D. (2006). Learning Styles Again: VARKing up the right tree! *Educational developments*, 7(4), 4.
- Frey, B. J., & Dueck, D. (2007). Clustering by passing messages between data points. *science*, 315(5814), 972-976.
- Galan, B. (2017). *La méthode d'enseignement à distance dans le développement de la compétence rédactionnelle en langue étrangère*. Wydawnictwo Uniwersytetu Śląskiego.
- Galmard, R. (2021). *Cadre généralisé de planification tactique de projets de remise à niveau de navires* Ecole Polytechnique. Thèse de Doctorat. Université du Québec à Montreal (UQAM) (Canada).
- Gasmi, S., & Bouhadada, T. (2023). Empowering Teachers in E-Learning: A Case-Based Recommender System for Effective Learning Design. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 18(20), 166-182.
- Ghazarian, S., & Nematbakhsh, M. A. (2015). Enhancing memory-based collaborative filtering for group recommender systems. *Expert systems with applications*, 42(7), 3801-3812.
- Graf, S., Liu, T.-C., Chen, N.-S., & Yang, S. J. (2009). Learning styles and cognitive traits—Their relationship and its benefits in web-based educational systems. *Computers in Human Behavior*, 25(6), 1280-1289.
- Guéraud, V., Adam, J.-M., Pernin, J.-P., Calvary, G., & David, J.-P. (2004). L'exploitation d'Objets Pédagogiques Interactifs à distance: le projet FORMID. *STICEF (Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation)*, 11.
- Henri, F., Compte, C., & Charlier, B. (2007). La scénarisation pédagogique dans tous ses débats. *Revue internationale des technologies en pédagogie universitaire*, 4(2), 14-24.
- Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., & Riedl, J. T. (2004). Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 22(1), 5-53.
- Hernández-Leo, D., Asensio-Pérez, J. I., Derntl, M., Pozzi, F., Chacón, J., Prieto, L. P., & Persico, D. (2018). An integrated environment for learning design. *Frontiers in ICT*, 5, 9.
- Jena, P. K. (2020). Impact of pandemic COVID-19 on education in India. *International journal of current research (IJCR)*, 12.
- Kampov-Polevoi, J. (2010). *Considerations for supporting faculty in transitioning a course to online format*. Online Journal of Distance Learning Administration, 13(2), 1-12.
- Karampiperis, P., Koukourikos, A., & Stoitsis, G. (2014). Collaborative filtering recommendation of educational content in social environments utilizing sentiment analysis techniques. *Recommender Systems for Technology Enhanced Learning: Research Trends and Applications*, 3-23.
- Karga, S., & Satratzemi, M. (2018). A hybrid recommender system integrated into LAMS for learning designers. *Education and Information Technologies*, 23, 1297-1329.
- Karsenti, T., & Bugmann, J. (2017). *Enseigner et apprendre avec le numérique*. Les Presses de l'Université de Montréal, Canada.
- Katsamani, M., & Retalis, S. (2013). Orchestrating learning activities using the CADMOS learning design tool. *Research in Learning Technology*, 21.

- Kerrouch, H., & Bouazizi, A. (2023). Vers la digitalisation de l'enseignement supérieur au Maroc: un modèle conceptuel pour une transformation efficace. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 4(4-1), 61-80.
- Khribi, M. K., Jemni, M., & Nasraoui, O. (2009). Toward integrating the pedagogical dimension in automatic learner modeling within e-learning systems. 2009 9th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, 642-644.
- Knijnenburg, B. P., Willemsen, M. C., Gantner, Z., Soncu, H., & Newell, C. (2012). Explaining the user experience of recommender systems. *User modeling and user-adapted interaction*, 22, 441-504.
- Kolodner, J. L., & Wills, L. M. (1993). Case-based creative design. *AISB QUARTERLY*, 85, 1-8.
- Krulwich, B., & Burkey, C. (1996). Learning user information interests through extraction of semantically significant phrases in Proceedings of the AAAI Spring Symposium on Machine Learning in Information Access.
- Laforcade, P., & Laghouaouta, Y. (2019). Génération de scénarios adaptés dans un jeu d'apprentissage selon une approche dirigée par les modèles. *Données numériques et prise en compte de l'apprenant dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain*, 169.
- Lameul, G., & Loisy, C. (2014). *La pédagogie universitaire à l'heure du numérique*. De Boeck Supérieur.
- Lebis, A., Lefevre, M., Luengo, V., & Guin, N. (2017). Approche narrative des processus d'analyses de traces d'apprentissage: un framework ontologique pour la capitalisation. proceedings of the 8^{ème} Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain, EIAH'2017, 6-9 Juin, 2017, Strasbourg, France.
- Lefevre, M. (2009). *Processus unifié pour la personnalisation des activités pédagogiques: méta-modèle, modèles et outils*. Thèse de Doctorat. Université Claude Bernard-Lyon I.
- Lejeune, A. (2004). Ims learning design. *Distances et Savoirs*, 2(4), 409-450.
- Limongelli, C., Lombardi, M., Marani, A., & Sciarrone, F. (2013). A teaching-style based social network for didactic building and sharing. Artificial Intelligence in Education: 16th International Conference, AIED 2013, Memphis, TN, USA, July 9-13, 2013. p. 774-777.
- Limongelli, C., Sciarrone, F., & Temperini, M. (2015). A social network-based teacher model to support course construction. *Computers in Human Behavior*, 51, 1077-1085.
- Mahdi, O. (2021). *Model and tool to assist the scenarisation of VR-oriented pedagogical activities*. Thèse de Doctorat. Le Mans Université.
- Mangaroska, K., & Giannakos, M. (2018). Learning analytics for learning design: A systematic literature review of analytics-driven design to enhance learning. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 12(4), 516-534.
- Manouselis, N., Drachsler, H., Verbert, K., & Duval, E. (2012). *Recommender systems for learning*. Springer Science & Business Media.
- Manouselis, N., Vuorikari, R., & Van Assche, F. (2010). Collaborative recommendation of e-learning resources: an experimental investigation. *Journal of Computer Assisted Learning*, 26(4), 227-242.
- Martel, C., Vignollet, L., Ferraris, C., David, J.-P., & Lejeune, A. (2006). LDL: an alternative EML. Sixth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT'06), pp. 1107-1108.
- Masethe, M. A., Ojo, S. O., Odunaike, S. A., & Masethe, H. D. (2021). Framework of recommendation systems for educational data mining (EDM) methods: CBR-RS with KNN Implementation.

- Transactions on Engineering Technologies: World Congress on Engineering and Computer Science 2019, pp. 87-98.
- Maspero, M. (2022). *Accompagner la transformation des pratiques de formation en langues: un itinéraire de recherche*. Thèse De doctorat. Université Grenoble Alpes (UGA).
- Miladi, F. (2016). Vers une adaptation des scénarios de Learning Games. Journées RJC-EIAH'2016, Sixième Rencontre Jeunes Chercheurs en Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain. 16-17 Juin 2016, Montpellier, France.
- Mota, D., Reis, L. P., & de Carvalho, C. V. (2017). A recommender model of teaching-learning techniques. Progress in Artificial Intelligence: 18th EPIA Conference on Artificial Intelligence, EPIA 2017, Porto, Portugal, September 5-8, 2017, pp. 435-446.
- Nadolski, R., Van den Berg, B., Berlanga, A., Drachsler, H., Hummel, H., Koper, R., & Sloep, P. (2009). Simulating light-weight personalised recommender systems in learning networks: A case for pedagogy-oriented and rating-based hybrid recommendation strategies. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(1), 1-4.
- Obeid, C., Lahoud, C., El, K. H., & Champin, P.-A. (2022). A novel hybrid recommender system approach for student academic advising named COHRS, supported by case-based reasoning and ontology. *Computer Science and Information Systems*, 19(2), 979-1005.
- Paquette, G. (2002). L'ingénierie pédagogique. Pour construire l'apprentissage en réseau.[ed.] Sainte-Foy Presses de l'Université du Québec. 2002. *La recherche appliquée en pédagogie: des modèles pour l'enseignement*. Bruxelles: De Boeck & Larcier.
- Paquette, G. (2014). A competency-based ontology for learning design repositories. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 5(1), 55-62.
- Paquette, G. (2022). Les fondements de l'ingénierie des environnements numériques d'apprentissage. *Apprendre et enseigner sur le Web: quelle ingénierie pédagogique?*, 101.
- Paquette, G., & Léonard, M. (2014). Ontologie de description et vocabulaire de métadonnées pour les scénarios pédagogiques.
- Paquette, G., Psyché, V., & Bourdeau, J. (2022). L'ingénierie des Environnement intelligents pour l'apprentissage humain. *Apprendre et enseigner sur le Web: quelle ingénierie pédagogique?*, 343.
- Pazzani, M. J. (1999). A framework for collaborative, content-based and demographic filtering. *Artificial Intelligence Review*, 13, 393-408.
- Perner, P. (2019). Case-based reasoning—methods, techniques, and applications. Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications: 24th Iberoamerican Congress, CIARP 2019, Havana, Cuba, October 28-31, 2019, pp. 16-30.
- Pernin, J.-P. (2004). LOM, SCORM et IMS-Learning Design: ressources, activités et scénarios. Actes du Colloque «L'indexation des ressources pédagogiques numériques», Lyon, (Vol. 16).
- Pernin, J.-P., & Lejeune, A. (2004a). Dispositifs d'apprentissage instrumentés par les technologies: vers une ingénierie centrée sur les scénarios. Technologies de l'Information et de la Connaissance dans l'Enseignement Supérieur et de l'Industrie, *TICE*.
- Pernin, J.-P., & Lejeune, A. (2004b). Modèles pour la réutilisation de scénarios d'apprentissage. *TICE Méditerranée*, Nice.

- Pernin, J. (2007). Mieux articuler activités pour l'apprentissage, artefacts logiciels et connaissances: vers un modèle d'ingénierie centré sur le concept de scénario. *Environnements informatisés et ressources numériques pour l'apprentissage: conception et usages, regards croisés*, 161-190.
- Popineau, F. (2023). *Approche Logique de la Personnalisation dans les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain*. Thèse de Doctorat. Université Paris-Saclay.
- Prieto, M. E., Menéndez, V. H., Segura, A. A., & Vidal, C. L. (2008). A recommender system architecture for instructional engineering. *Emerging Technologies and Information Systems for the Knowledge Society: 1st World Summit on the Knowledge Society, WSKS 2008, Athens, Greece, September 24-26, 2008*, pp. 314-321.
- Pu, P., Chen, L., & Hu, R. (2011). A user-centric evaluation framework for recommender systems. In *Proceedings of the 5th ACM Conference on Recommender Systems*, pp. 157-164.
- Puntheeranurak, S., & Tsuji, H. (2007). A multi-clustering hybrid recommender system. *7th IEEE International Conference on Computer and Information Technology (CIT 2007)*, pp. 223-228.
- Ramde, A. K. (2022). Les théories d'apprentissage et leurs touches dans l'éducation.
- Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., & Riedl, J. (1994). GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews. *Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work*.
- Salmi, L. (2012). *Pertinence des normes et standards dans les dispositifs de formation à distance*. Thèse de Doctorat. Université de Strasbourg.
- Sampson, D., Karampiperis, P., & Zervas, P. (2005). ASK-LDT: A web-based learning scenarios authoring environment based on IMS learning design. *International Journal on Advanced Technology for Learning (ATL)*, 2(4), 207-215.
- Sebaha, K., & Mahmood Hussaan, A. (2014). Architecture et modèles génériques pour la génération adaptative des scénarios de jeux sérieux. application: Jeu d'évaluation et de rééducation cognitives. *Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation, STICEF*, 21(1), 615-648.
- Self, J. (1990). Theoretical foundations for intelligent tutoring systems. *Journal of Artificial Intelligence in Education*, 1(4), 3-14.
- Sergis, S., & Sampson, D. G. (2015). Learning object recommendations for teachers based on elicited ICT competence profiles. *Ieee transactions on learning technologies*, 9(1), 67-80.
- Shani, G., & Gunawardana, A. (2011). Evaluating recommendation systems. *Recommender systems handbook*, 257-297.
- Sharples, M., de Roock, R., Ferguson, R., Gaved, M., Herodotou, C., E. Koh, A. Kukulska-Hulme, C-K Looi, P. McAndrew, B. Rienties, M. Weller, L.H. Wong, (2016). *Innovating pedagogy 2016: Open University innovation report 5*.
- Soualah Alila, F. (2015). *CAMLearn*: une architecture de système de recommandation sémantique sensible au contexte: application au domaine du m-learning*. Thèse de Doctorat. Université de Dijon.
- Suliman, D. (2014). *Systèmes de recommandation sociaux et sémantiques*. Thèse de Doctorat. Université de Cergy Pontoise.
- Tadlaoui-Brahmi, A., Çuko, K., & Alvarez, L. (2022). Digital citizenship in primary education: A systematic literature review describing how it is implemented. *Social Sciences & Humanities Open*, 6(1), 100348.

- Thai-Nghe, N., Horvath, T., & Schmidt-Thieme, L. (2011). Context-aware factorization for personalized student's task recommendation. *Proceedings of the international workshop on personalization approaches in learning environments*, Vol. 732, pp. 13-18.
- Trewin, S. (2000). Knowledge-based recommender systems. *Encyclopedia of library and information science*, 69(Supplement 32), 180.
- Tricot, A. (2020). Quelles fonctions pédagogiques bénéficient des apports du numérique. *Numérique et apprentissages scolaires*.
- Venant, R., Sharma, K., Vidal, P., Dillenbourg, P., & Broisin, J. (2017). Using sequential pattern mining to explore learners' behaviors and evaluate their correlation with performance in inquiry-based learning. *Data Driven Approaches in Digital Education: 12th European Conference on Technology Enhanced Learning, EC-TEL 2017, Tallinn, Estonia, September 12–15, 2017, Proceedings 12*, pp. 286-299
- Viberg, O., Khalil, M., & Baars, M. (2020). Self-regulated learning and learning analytics in online learning environments: A review of empirical research. *Proceedings of the tenth international conference on learning analytics & knowledge*.
- Villiot-Leclercq, E. (2007). *Modèle de soutien pour l'élaboration et la réutilisation de scénarios pédagogiques* thèse de doctorat, juin 2007 .Thèse de Doctorat.Université Joseph Fourier/Université de Montréal.
- Villiot-Leclercq, E., & Pernin, J.-P. (2006). Scénarios: représentations et usages. *Actes du Colloque Scénariser l'enseignement et l'apprentissage : une nouvelle compétence pour le praticien ?*, 2006.
- Wattimena, F. Y., & Rofi'i, Y. U. (2023). E-Commerce Product Recommendation System Using Case-Based Reasoning (CBR) and K-Means Clustering. *International Journal Software Engineering and Computer Science (IJSECS)*, 3(2), 162-173.
- Wolf, B. P. (2010). *Building intelligent interactive tutors: Student-centered strategies for revolutionizing e-learning*. Morgan Kaufmann.
- Zarzour, H., Al-Sharif, Z., Al-Ayyoub, M., & Jararweh, Y. (2018). A new collaborative filtering recommendation algorithm based on dimensionality reduction and clustering techniques. 2018 9th international conference on information and communication systems (ICICS), pp. 102-106.
- Zhao, X., Niu, Z., Chen, W., Shi, C., Niu, K., & Liu, D. (2015). A hybrid approach of topic model and matrix factorization based on two-step recommendation framework. *Journal of Intelligent Information Systems*, 44, 335-353.

Annexes

ANNEXE A

Quel est votre style d'apprentissage ?

Questionnaire adapté d'après le modèle VAK

Pour chacune des affirmations suivantes, vous devez choisir entre deux propositions (a ou b). Lisez attentivement chaque affirmation et sélectionnez l'énoncé avec lequel vous vous identifiez le plus ou celui que vous adoptez le plus fréquemment dans votre vie quotidienne. Si les deux propositions correspondent également à vos habitudes ou préférences, choisissez celle qui est la plus représentative de votre personnalité ou de votre comportement habituel.

1- Je peux mieux me rappeler des choses que?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Je lis
- J'entends

2- Lorsque j'ai quelque chose de nouveau à apprendre, je peux mieux la retenir ?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Si quelqu'un me l'explique
- Si quelqu'un me le montre

3- Lorsque j'essaie de me rappeler de quelqu'un, j'ai tendance à me souvenir ?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Des visages mais j'oublie les noms
- Ce que j'ai vu ou parlé de

4- Lorsque l'enseignant me donne des directives, je m'en souviens mieux si ?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- C'est démontré par un exemple
- C'est verbalisé

5- Lorsque j'essaie de me concentrer, je peux être ?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Facilement distrait
- Facilement distrait par les sons

6- Je peux me rappeler comment épeler des mots?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Par leurs sonorités
- Par la manière avec laquelle ils sont écrits, donc en les regardant

7- Lorsque je marche dans une salle ou dans une situation je préfère ?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Regarder autour et prendre note dans ma tête de l'endroit de certaines choses
- Parler de la salle ou de la situation en regard de ses atouts et de ses défauts

8- Lorsque j'imagine quelque chose j'aime ?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Penser en termes d'images et imaginer plusieurs détails
- Me parler parce que ces détails ne sont pas importants

9- Lorsque je suis dans une automobile ?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- J'aime écouter la radio
- J'aime regarder à l'extérieur et voir des choses

10- Les gens peuvent généralement deviner comment je me sens par ?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Le ton de ma voix
- Mon expression faciale

11- Durant mes temps libres, je préfère ?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Écouter la radio, des cassettes ou jouer un instrument
- Lire, regarder la télévision, aller voir un film ou une pièce de théâtre

12- En tant qu'étudiant, j'aime être récompensé par ?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Des commentaires positifs écrits sur mes dissertations ou papiers
- Des commentaires positifs verbalisés à moi ou à la classe

13- Je me tiens à jour sur les nouvelles courante en?

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Lisant les journaux ou en passant quelques minutes à regarder les nouvelles
- Écoutant la radio ou les nouvelles à la télévision

14- En groupe, ...

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- J'aime écouter de la musique mais j'ai toujours hâte de parler. J'aime m'entendre parler ou écouter les autres parler
- Lisant les livres ou en passant quelques minutes à regarder les actualités

15- J'apprends le mieux

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- En ayant vu ou en regardant des démonstrations
- En écoutant des instructions verbales

16- Je :

Veillez sélectionner une réponse ci-dessous

- Peux parler d'art et j'aime la musique
- Ne suis pas particulièrement intéressé par la musique mais j'aime regarder de l'art

ANNEXE B

Questionnaire ResQue (en Anglais)

La version simplifiée de ce questionnaire comporte seulement les 15 questions marquées avec une *

1. Quality of Recommended Items

1.1. Accuracy

- The items recommended to me matched my interests.*
- The recommender gave me good suggestions.
- I am not interested in the items recommended to me (reverse scale).

1.2. Relative Accuracy

- The recommendation I received better fits my interests than what I may receive from a friend.
- A recommendation from my friends better suits my interests than the recommendation from this system (reverse scale).

1.3. Familiarity

- Some of the recommended items are familiar to me.
- I am not familiar with the items that were recommended to me (reverse scale).

1.4. Attractiveness

- The items recommended to me are attractive.

1.5. Enjoyability

- I enjoyed the items recommended to me.

1.6. Novelty

- The items recommended to me are novel and interesting.*
- The recommender system is educational.
- The recommender system helps me discover new products.
- I could not find new items through the recommender (reverse scale).

1.7. Diversity

- The items recommended to me are diverse.*
- The items recommended to me are similar to each other (reverse scale).*

1.8. Context Compatibility

- I was only provided with general recommendations.
- The items recommended to me took my personal context requirements into consideration.
- The recommendations are timely.

2. Interaction Adequacy

- The recommender provides an adequate way for me to express my preferences.
- The recommender provides an adequate way for me to revise my preferences.
- The recommender explains why the products are recommended to me.*

3. Interface Adequacy

- The recommender's interface provides sufficient information.
- The information provided for the recommended items is sufficient for me.
- The labels of the recommender interface are clear and adequate.
- The layout of the recommender interface is attractive and adequate.*

4. Perceived Ease of Use

4.1. Ease of Initial Learning

- I became familiar with the recommender system very quickly.
- I easily found the recommended items.
- Looking for a recommended item required too much effort (reverse scale).

4.2. Ease of Preference Elicitation

- I found it easy to tell the system about my preferences.
- It is easy to learn to tell the system what I like.
- It required too much effort to tell the system what I like (reversed scale).

4.3. Ease of Preference Revision

- I found it easy to make the system recommend different things to me.
- It is easy to train the system to update my preferences.
- I found it easy to alter the outcome of the recommended items due to my preference changes.
- It is easy for me to inform the system if I dislike/like the recommended item.
- It is easy for me to get a new set of recommendations.

4.4. Ease of Decision Making

- Using the recommender to find what I like is easy.
- I was able to take advantage of the recommender very quickly.
- I quickly became productive with the recommender.
- Finding an item to buy with the help of the recommender is easy.*

- Finding an item to buy, even with the help of the recommender, consumes too much time.

5. Perceived Usefulness

- The recommended items effectively helped me find the ideal product.*
- The recommended items influence my selection of products.
- I feel supported to find what I like with the help of the recommender.*
- I feel supported in selecting the items to buy with the help of the recommender.

6. Control/Transparency

- I feel in control of telling the recommender what I want.
- I don't feel in control of telling the system what I want.
- I don't feel in control of specifying and changing my preferences (reversescale).
- I understood why the items were recommended to me.
- The system helps me understand why the items were recommended to me.
- The system seems to control my decision process rather than me (reversescale).

7. Attitudes

- Overall, I am satisfied with the recommender.*
- I am convinced of the products recommended to me.*
- I am confident I will like the items recommended to me.*
- The recommender made me more confident about my selection/decision.
- The recommended items made me confused about my choice (reversescale).
- The recommender can be trusted.

8. Behavioral Intentions

8.1. Intention to Use the System

- If a recommender such as this exists, I will use it to find products to buy.

8.2. Continuance and Frequency

- I will use this recommender again.*
- I will use this type of recommender frequently.
- I prefer to use this type of recommender in the future.

8.3. Recommendation to Friends

- I will tell my friends about this recommender.*

8.4. Purchase Intention

- I would buy the items recommended, given the opportunity.*