N° d'ordre : 69/2023

Centre des Etudes Doctorales : Sciences et Techniques et Sciences Médicales
Formation Doctorale : SISPMI (Sciences de l'Ingénieur, Sciences Physiques, Mathématiques et Informatique)
Discipline : Sciences de l'ingénieur
Spécialité* : Informatique
Laboratoire : Laboratoire des Technologie Innovantes

Thèse pour l'obtention de DOCTORAT

Approche décisionnelle support à l'élicitation des préférences des apprenants dans les plateformes d'apprentissage : Application au MOOC

Préparée par : Mme. Khadija NAJI

Soutenue le 30 Septembre 2023 devant le jury :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement	Qualité
Zakaria Chalh	PES	Ecole Nationale des Sciences Appliquées - Fès - USMBA	Président
Said Rakrak	PES	Université Cadi Ayad - FST	Rapporteur & examinateur
Lahcen Oughdir	PH	Ecole Nationale des Sciences Appliquées - Fès - USMBA	Rapporteur & examinateur
Mohammed Benslimane	PH	Ecole Supérieure de Technologie - Fès - USMBA	Rapporteur & examinateur
Noureddine En-nahnahi	PH	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz - Fès - USMBA	Examinateur
ABDELALI IBRIZ	PES	Ecole Supérieure de Technologie - Fès - USMBA	Directeur de thèse

Remerciements

D'emblée, je veux exprimer ma profonde gratitude et ma reconnaissance à tous ceux qui de près ou de loin ont contribué à l'accomplissement de ce travail

Je remercie chaleureusement mon directeur de thèse, Mr Abdellali IBRIZ, pour ses conseils avisés ainsi que pour l'appui qu'il m'a toujours apporté afin que je puisse mener à bien cette thèse.

Je tiens à remercier vivement Mr zakaria chalh pour l'honneur qu'il m'a apporté d'être président du jury.

Mes grands remerciements vont aux, Mr Lahcen oughdir, Mr Mohammed Benslimane, Mr Noureddine En-nahnahi et Mr Said Rakrak d'avoir accepté d'être rapporteurs et examinateurs de cette thèse ainsi que pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail.

Mes remerciements les plus chaleureux vont avant tout à mes chers parents : Quoi que je dise ou que je fasse, je n'arrivai jamais à vous remercier comme il se doit. C'est grâce à vos encouragements, votre éducation et votre présence à mes côtés, que j'ai réussi ce respectueux parcours.

Je remercie aussi ma chère sœur Zainab pour ses conseils utiles et ses marques de soutien quotidiennes.

Je tiens aussi à remercier chaleureusement mon mari Karim et mon fils Adam, pour leur présence, leur écoute, et leur encouragement et soutien.

J'aimerais finalement remercier tous les membres de ma grande famille et ma belle-famille pour leur confiance et leur encouragement .

Résumé

De nos jours, l'apprentissage est devenu désormais un projet de vie, il ne se limite pas à la phase estudiantine. Il est important pour toute personne ayant de compétences de pouvoir les mettre à jour régulièrement afin de rester aligné avec l'évolution de l'économie et de la société. À cette fin, il est important de moderniser le système de l'éducation et de la formation existant afin que la jeune génération puisse évoluer vers une approche durable de l'apprentissage et de l'adaptation des compétences.

Cette thèse explore l'élaboration d'un système de recommandation basé sur une approche de filtrage collaboratif pour les plateformes MOOC. L'objectif est de proposer des recommandations personnalisées aux utilisateurs, en se basant sur les préférences et les comportements d'apprentissage des utilisateurs similaires.

Le travail de recherche commence par une analyse approfondie des données disponibles sur les plateformes MOOC, notamment les informations sur les utilisateurs, les cours et les interactions passées. Différentes techniques de filtrage collaboratif sont étudiées et évaluées pour leur applicabilité dans le contexte des MOOC.

Ensuite, un algorithme de filtrage collaboratif est développé en utilisant une approche basée sur la similarité entre les utilisateurs. L'algorithme utilise des mesures de similarité adaptées pour identifier les utilisateurs ayant des préférences similaires et générer des recommandations de cours.

Une phase expérimentale est menée pour évaluer les performances du système de recommandation développé. Des jeux de données réels sont utilisés, et des métriques d'évaluation standard telles que la précision, le rappel et la mesure de la couverture sont utilisées pour mesurer l'efficacité du système.

Les résultats de l'évaluation montrent que le système de recommandation basé sur le filtrage collaboratif parvient à fournir des recommandations pertinentes et personnalisées aux utilisateurs. Les utilisateurs ont exprimé leur satisfaction et leur intérêt pour les recommandations reçues, ce qui indique l'efficacité du système.

En conclusion, cette thèse démontre l'applicabilité et l'efficacité de l'approche de filtrage collaboratif pour l'élaboration d'un système de recommandation dans le contexte des plateformes MOOC. Les résultats obtenus montrent que ce type de système peut améliorer l'expérience d'apprentissage en ligne en proposant des recommandations personnalisées, favorisant ainsi l'engagement des utilisateurs et leur progression dans leurs parcours d'apprentissage.

Mots clés : MOOC, système de recommandation, filtrage collaboratif, préférences des apprenants,

Abstract

Nowadays, the trend of continuous lifelong learning is developing more and more, and education is now important not only for schoolchildren and students. It is important for many people to have the necessary skills and regularly update competencies in order to keep up with the changing economy and society. To do this, it is important to modernize existing education and training systems so that the younger generation can move towards a sustainable approach to learning and adapt their skills throughout life as needed.

This thesis explores the development of a recommender system based on a collaborative filtering approach for MOOC platforms. The goal is to offer personalized recommendations to users, based on the preferences and learning behaviors of similar users.

The research work begins with an in-depth analysis of the data available on the MOOC platforms, including user information, courses and past interactions. Different collaborative filtering techniques are studied and required for their applicability in the context of MOOCs.

Then, a collaborative filtering algorithm is developed using an approach based on the similarity between users. The algorithm uses tailored similarity measures to identify users with similar preferences and generate course recommendations.

An experimental phase is developed to evaluate the performance of the recommender system. Real datasets are used, and standard evaluation metrics such as precision, recall, and couverture measurement are used to measure system effectiveness.

The results of the evaluation show that the recommendation system based on collaborative filtering makes it possible to provide adapted and personalized recommendations to users. Users expressed their satisfaction and interest in the recommendations received, which indicates the effectiveness of the system.

In conclusion, this thesis demonstrates the applicability and efficiency of the collaborative filtering approach for the development of a recommender system in the context of MOOC platforms. The results obtained show that this type of system can improve the online learning experience by offering personalized recommendations, thus promoting user engagement and progress in their learning journey.

Keywords : MOOC, recommender system, collaborative filtering,

ملخص

في الوقت الحاضر ، يتطور الاتجاه نحو التعلم مدى الحياة ولم يعد التعليم مهمًا فقط للطلاب. من المهم لأي شخص أن يمتلك المهارات اللازمة وأن يقوم بتحديث مهاراته بانتظام لمواكبة الاقتصاد المتغير والمجتمع. تحقيقا لهذه الغاية, من المهم تحديث نظام التعليم والتدريب الحالي حتى يتمكن جيل الشباب من التحرك نحو نهج مستدام للتعلم وتكييف مهاراتهم على مر السنين حياته عند الطلب .

تستكشف هذه الأطروحة تطوير نظام توصيات يعتمد على نهج التصفية التعاونية لمنصات MOOC ، والهدف هو اقتراح توصيات شخصية للمستخدمين ، بما في ذلك, بناءً على تفضيلات التعلم وسلوكيات المستخدمين المماثلين.

يبدأ العمل البحثي بتحليل متعمق للبيانات المتاحة على منصات MOOC ، بما في ذلك معلومات حول المستخدمين والدورات والتفاعلات السابقة. تتم دراسة وتقييم تقنيات التصفية التعاونية المختلفة من أجل تطبيقها في سياق MOOCs.

بعد ذلك ، يتم تطوير خوارزمية تصفية تعاونية باستخدام نهج قائم على التشابه بين المستخدمين. تستخدم الخوارزمية مقاييس تشابه مصممة خصيصًا لتحديد المستخدمين الذين لديهم تفضيلات مماثلة وإنشاء توصيات الدورة التدريبية يتم إجراء مرحلة تجريبية لتقييم أداء نظام التوصيات المطور. يتم استخدام مجموعات البيانات الحقيقية ، ويتم استخدام مقاييس التقييم القياسية مثل الدقة والاستدعاء وقياس التغطية لقياس كفاءة النظام.

تظهر نتائج التقييم أن نظام التوصيات القائم على التصفية التعاونية تمكن من تقديم توصيات ذات صلة ومخصصة للمستخدمين. أعرب المستخدمون عن رضاهم واهتمامهم بالتوصيات الواردة ، مشيرين إلى فعالية النظام.

في الختام ، توضح هذه الأطروحة قابلية تطبيق وفعالية نهج التصفية التعاونية لتطوير نظام التوصيات في سياق منصات .MOOC تظهر النتائج أن هذا النوع من النظام يمكن أن يحسن تجربة التعلم عبر الإنترنت من خلال تقديم توصيات مخصصة ، وبالتالي تعزيز مشاركة المستخدم والتقدم في مسارات التعلم الخاصة بهم.

الكلمات الرئيسية : نظام التوصيات ، التصفية التعاونية ، تفضيلات المتعلم ، MOOC

Liste des figures

Figure 1 : Contribution majeure de notre travail **4**
Figure 2 : Chronologie des MOOCs et de l'éducation ouverte (Lee et al., 2018). **9**
Figure 3 : Composantes fondamentales d'un MOOC (Academy, D. L., 2017) **15**
Figure 4 : Structuration des MOOC (Tahiri et al., 2014). **16**
Figure 5 : cMOOC et xMOOC (Dwivedi et al ., 2020). **17**
Figure 6 : Description des xMOOC **18**
Figure 7 : Description des cMOOC **19**
Figure 8 : Modélisation d'un apprenant dans un contexte d'apprentissage (Guévorts, 2017). **51**
Figure 9 : Motivation intrinsèque et extrinsèque des apprenants [kizilchek et al. 2013. ..... **68**
Figure 10 : Architecture décisionnelle fondée sur un entrepôt de données (Lebraty, 2006). **77**
Figure 11 : Angles d'étude du concept de Système d'Aide à la Décision (Lebraty, 2006). **81**
Figure 12 : Processus de prise de décision (Herbert A. Simon, 2014). **90**
Figure 13 : Les fonctions d'un SAD (Fulconis, 2009). **91**
Figure 14 : Modèle de référence de l'analyse de l'apprentissage (Dyckoff et al., 2012). **93**
Figure 15 : La méthode d'aide à la décision proposée (Baujard, 2022). **99**
Figure 16 : Schéma de construction de la base de connaissances (Paquette et al., 2003). **100**
Figure 17 : Taux brut de scolarisation dans l'enseignement supérieur par pays **123**
Figure 18 : Taux d'encadrement pédagogique à l'université. **124**
Figure 19 : Taux d'utilisation de la capacité d'accueil dans l'université **124**
Figure 20 : PPTM sur la plateforme Edx **131**
Figure 21 : Studio de la faculté des Sciences Dahr Mahraz **133**
Figure 22 : Fréquence relative des sexes des inscrits **135**
Figure 23 : Distribution des apprenants par âge **135**
Figure 24 : Niveaux académiques des apprenants **136**
Figure 25 : Engagement des apprenants au fil des semaines du cours **139**
Figure 26 : Nombre des apprenants et leur engagement par rapport aux évaluations hebdomadaires **140**
Figure 27 : Nombre d'apprenants segmentés en trois classes et leur engagement **140**
Figure 28 : Pourcentage des certifiés par sexe **141**
Figure 29 : Distribution des apprenants certifiés selon leur âge **142**
Figure 30 : Distribution des apprenants certifiés par pays **142**
Figure 31 : Le principe des systèmes de recommandation (McDonald et al., 2000). **152**
Figure 32 : L'architecture de notre approche proposée du filtrage collaboratif. **153**
Figure 33 : Architecture du système de recommandation de cours proposée **155**
Figure 34 : Dataset **156**
Figure 35 : Base de données des transactions et comptage du support **161**
Figure 36 : Flowchart du processus d'évaluation de l'apprenant et recommandation de contenu. **162**
Figure 37 : Page d'accueil de l'application **165**
Figure 38 : Menu recommandation et nombre de recommandation **165**
Figure 39 : Les MOOC recommandés **166**
Figure 40 : Performance de FP-growth par rapport à Apriori en fonction du seuil de support **168**
Figure 41 : (a) EAM obtenu en utilisant uniquement les votes des K-voisins de chaque utilisateur actif ; (b) couverture; (c) EAM obtenu en utilisant les votes de tous les utilisateurs de la formation lorsque les K-voisins ne peuvent pas faire de prédiction. **169**

Figure 42 : Résultats obtenus de l'erreur absolue moyenne (EAM) sur notre système de recommandation en utilisant les mesures de similarité : Pearson Correlation (PC),

Spearman rank correlation (SPR), cosinus (COS) et Mean Squared Differences (MSD), et en utilisan 170
Figure 43 : Nombre d'items (axe y) qui ont été votés au maximum n (axe x) fois. 171
Figure 44 : Nombre d'inscrits en cours en année (plateforme Udemy). 175
Figure 45 : Nombre d'inscriptions par item. 176
Figure 46 : courbe des sujets des cours avec les nombres de revues et les nombres d'inscrits. 176
Figure 47 : Classification des niveaux des inscrits et leur nombre d'inscriptions correspondantes. 177
Figure 48 : Nombre de vues par item. 178

Liste des tableaux

Tableau 1 : Classification proposée par George Siemens et Stephen Downes 20
Tableau 2 : cMOOC et xMOOC 22
Tableau 3 : Synthèse du profil des apprenants dans les MOOC 54
Tableau 4 : Les profils d'apprentissage 56
Tableau 5 : Études basées sur les techniques de filtrage collaboratif 109
Tableau 6 : Études basées sur les techniques de filtrage basées sur le contenu 113
Tableau 7 : Études basées sur l'approche hybride 117
Tableau 8 : Classification des études en fonction des techniques 119
Tableau 9 : Nombre de ressources pédagogiques par semaine 129
Tableau 10 : Nombre de quiz par semaine 130
Tableau 11 : Nombre d'apprenants et leur pourcentage par pays 136
***Tableau 12 : DATASET des MOOC de la plateforme Udemy.* 173**

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE 1
1. Contexte du travail 1
2. Motivation et problématique 2
3. Contribution 3
Chapitre 1 : Etat de l'art sur les Massive Open Online Courses (MOOC) 6
Introduction 7
1.1. Les Massive Open Online Courses : MOOC 8
1.2. Définition du MOOC : Massive Open Online Course 9
1.2.1. Acteurs d'un MOOC : 11
1.2.2. Composantes pédagogiques principales d'un MOOC 12
1.2.3. Structure D'un MOOC 15
1.2.4. La différence entre les xMOOC et les cMOOC 16
1.2.5. Les extensions de la typologie des MOOC 23
1.2.6. Avantages des MOOCs 26
1.2.7. Quelques échos sur l'adoption des MOOCs en Afrique 28
1.2.8. Les hébergeurs et les producteurs des MOOCs 31
1.2.9. Quelques Problématiques liées aux MOOC 36
1.2.10. Facturation des certificats des MOOC 41
1.2.11. Validation des cours 42
1.2.12. La vérification 43
1.3. Conclusion 44
Chapitre 2 : Etat de l'art sur les préférences des apprenants 46
2.1. Introduction 47
2.2. Qu'est-ce qu'un apprenant ? 48
2.3. La modélisation de l'apprenant 50
2.3.1. Définition 50
2.4. Les profils des apprenants dans les MOOC 53
2.4.1. Répartition des sexes des apprenants dans les MOOC 53
2.4.2. Niveau estudiantin des apprenants dans les MOOC 54
2.4.3. Situation professionnelle des apprenants dans les MOOC 54
2.5. Les profils d'apprentissage 55
2.6. Les types des apprenants dans les MOOC 57
2.7. Les préférences des apprenants dans les MOOC 66

2.8. Conclusion 71
Chapitre 3 : Approches et Techniques Décisionnelles 72
3.1. Introduction 73
3.2. Approches décisionnelles : aspects historiques 74
3.3. Domaine d'application des approches décisionnelles 78
3.3.1. En économie 78
3.3.2. En psychologie cognitive 83
3.3.3. En sciences politiques 85
3.3.4. En recherche opérationnelle 85
3.3.5. En apprentissage en ligne 87
3.4. Catégories des approches décisionnelles 88
3.5. Conclusion 100
Chapitre 4 : Elaboration d'un système de recommandation pour l'élicitation des préférences des apprenants 102
4.1. Introduction 102
4.2. Principes de base des systèmes de recommandation 105
4.2.1. Recommandation collaborative 106
4.2.2. Recommandation basée sur le contenu 110
4.2.3. Système de recommandation hybride 113
4.2.4. Comparaison des techniques de recommandation 119
4.3. Elicitation des préférences : Cas d'usage du premier MOOC scientifique organisé par Université Sidi Mohamed Ben Abdellah de Fès 122
4 .3.1 Enseignement supérieur dans les pays émergents : cas du Maroc 122
4 .3.2 Le MOOC "Phytothérapie et Pharmacopée traditionnelle Marocaine: PPTM" : une première expérience de l'université de Fès 125
4 .3.3 Ressources déployés 132
4 .3.4 Résultats (aperçus) 134
4 .3.4.1 Les inscrits : profils et informations démographiques 134
4 .3.5 Discussion, limitations et recommandations 143
4 .3.6. Conclusion 146
4.4 Elaboration du notre système 147
4.4.1 Objectifs 147
4.4.2 Architecture du système 151
4.4.3 Réalisation du système 155
4.4.4 Evaluation du système 168
4.5 Retour d'expérience sur l'application de notre système de recommandation 172
Conclusion 178

CONCLUSION GENERALE 179
Bibliographie..... 182

INTRODUCTION GENERALE

1. Contexte du travail

Le système éducatif moderne est orienté vers le développement holistique des apprenants, permettant des conditions favorables à la conscience de soi, au développement personnel et à une réussite scolaire et éducative optimale. La principale caractéristique distinctive des normes éducatives modernes de la nouvelle génération est orientée vers la réalisation non seulement des résultats éducatifs de la matière, mais principalement de la formation de la personnalité des apprenants.

Cependant, Le système éducatif marocain a fait l'objet d'un certain nombre de différends et de controverses sur de nombreux sujets depuis l'indépendance du pays en 1956. (**Willis, 2012**). Depuis l'indépendance, le système éducatif a fait face à un certain nombre de problèmes qui conduisent à la baisse de la qualité des apprentissages (**Viguier, 2020**). Leur divergence d'opinion sur ce qu'il faut faire contraste avec leur consensus sur le diagnostic des problèmes, y compris le développement incontrôlé des étudiants aussi bien au niveau secondaire qu'universitaire. manque d'équipement, mauvaise qualité, taux d'échec et d'abandon élevés, enseignants insuffisamment formés, programmes scolaires inappropriés, inégalités sociales, problèmes d'éducation des filles et mauvaise coordination avec le marché du travail (**Naji et al., 2020**).

En outre, l'éducation ouverte est une tendance de plus en plus populaire qui affirme que l'accès à l'éducation et aux ressources éducatives doit être viable et gratuit pour tous.

Le concept d'éducation ouverte est étroitement lié à l'"Open University" britannique, qui a été créée en 1969, et qui a pour mission d'être ouverte à toutes les personnes, tous les lieux, toutes les méthodes et toutes les idées. C'est la raison pour laquelle elles n'ont pas de conditions d'accès, contrairement à presque toutes les autres universités.

Depuis la création de « The Open University », le concept de l'éducation ouverte a évolué (Weller, 2012) et elle est aujourd'hui plus généralement identifiée à l'enseignement en ligne et aux ressources numériques offertes ouvertement, plutôt qu'à l'enseignement à distance. Ces ressources éducatives libres (REL) sont entièrement disponibles pour être utilisées aussi bien par les enseignants que par les étudiants, sans avoir à payer de redevance ou de licence. L'utilisation de ces ressources est régie par les licences Creative Commons qui fixent les conditions de partage et de réutilisation de ces ressources pédagogiques.

2. Motivation et problématique

De nombreux travaux de recherche se sont penchés sur la problématique de l'abandon dans les MOOC. On peut citer, entre autres, les travaux de **Cisel** qui se concentre sur la motivation initiale du participant, qui explique que l'interaction d'un participant avec un MOOC varie selon ses intentions et ses objectifs de post-inscription. La perspective de **Clow** explique ces taux d'abandon par les émotions négatives des apprenants. D'autres études ont été menées autour de l'engagement des apprenants dans les MOOC.

Pour assurer leur pérennité, les MOOC doivent proposer aux apprenants des parcours personnalisés afin de permettre une meilleure assiduité des participants. Nous proposons un modèle qui permettra la personnalisation dans le cadre des MOOC. Son objectif est de permettre aux enseignants et concepteurs de MOOCs d'exprimer leurs objectifs pédagogiques afin que leurs cours soient adaptés à chacun. Les données utilisées pour la personnalisation des profils d'apprenant proviennent principalement des enregistrements des interactions des apprenants avec la plateforme de MOOC pendant leurs activités. Ce modèle a été utilisé pour préparer des expériences en conditions réelles.

3. Contribution

Le cadre général de ce travail concernant les approches décisionnelles support à l'élicitation des préférences des apprenants dans les plateformes d'apprentissage tels que les MOOC. L'objectif principal est d'exploiter les approches décisionnelles afin d'améliorer la qualité de cet apprentissage et apporter une réponse aux attentes en contribuant à ajouter une étude concrète pour ce domaine. Nous montrerons que la situation d'apprentissage est une situation décisionnelle que nous pouvons modéliser pour aider l'apprenant à construire des connaissances de haute qualité en utilisant le processus d'aide à la décision. Les résultats sont testés sur des situations réelles. Pour chaque cas, des analyses quantitatives et qualitatives sont menées et des recommandations finales pertinentes sont élaborées.

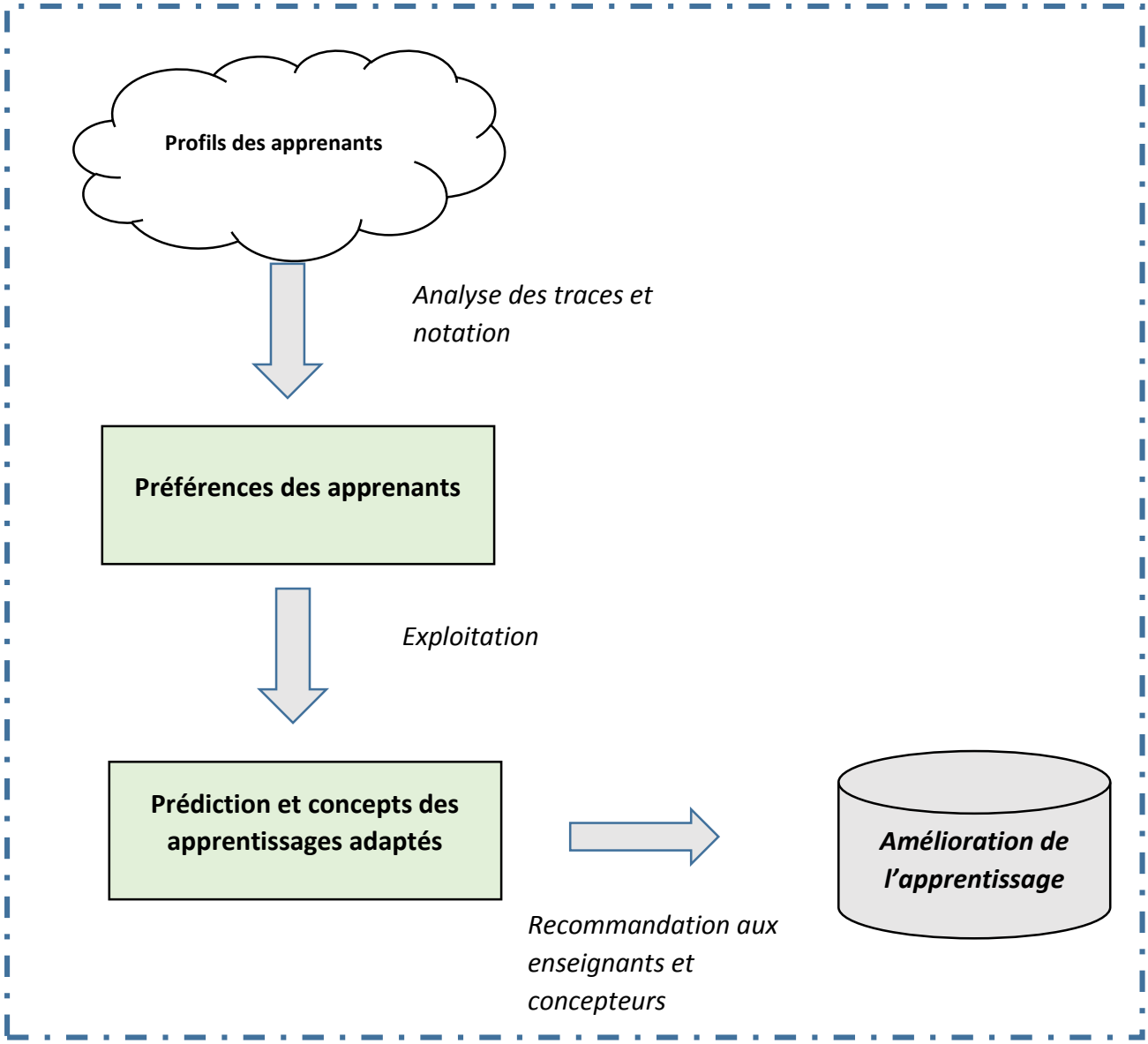


Figure 1 *: Contribution majeure de notre travail*

Cette thèse se situe à l'intersection de trois grands domaines de recherches qui sont : les Environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH), la psychologie et la science de données.

L'objectif consiste à analyser les traces laissées par les apprenants dans les plateformes des MOOC afin de leur recommander selon leur préférences les MOOC les plus appropriés.

Le mémoire de thèse est divisé en quatre parties distinctes. Le premier chapitre introduit les concepts fondamentaux de l'apprentissage tels que savoir, connaissance, enseignant, évaluation et apprenant. Dans le deuxième chapitre, nous approfondirons les idées sur la situation d'apprentissage pour les placer dans le cadre de l'aide à la décision et expliquer pourquoi la situation d'apprentissage est un problème de décision. Dans le troisième chapitre, nous aborderons le processus d'aide à la décision et son importance pour modéliser et traiter notre problème de recherche. Le quatrième chapitre présente la phase de validation expérimentale de nos résultats de recherche. Il y a deux types de résultats qualitatifs et quantitatifs, des études de cas et une triangulation des résultats pour formuler des recommandations.

En conclusion, nous présentons l'intérêt et l'apport de notre travail de recherche, ainsi que les points traités partiellement et les problèmes rencontrés qui mériteraient d'être étudiés plus tard.

Chapitre 1 : Etat de l'art sur les Massive Open Online Courses (MOOC)

Introduction

Depuis les débuts du web, les académiciens et les créateurs de contenus éducatifs tendent vers la mise à disposition, le partage et la mutualisation du contenu numérique éducatif (Massou, 2022). En effet, en 2001, le Massachusetts Institute of Technology (MIT) a initié son programme OpenCourseWare gratuit et sous licence ouverte, accessible à tous, à tout moment via Internet et ceci afin de mettre en ligne tout le matériel éducatif utilisé dans le cadre des cours donnés au MIT (Nguyen, 2012 ; Abelson, 2020). Cette notion de partage des ressources en ligne est connue sous le nom de contenu ouvert ou l'Open Content. Les ressources éducatives ouvertes (REL) ont suscité un grand intérêt auprès des acteurs des systèmes d'enseignement supérieur : Les enseignants s'en servent dans le cadre de leurs enseignements comme matériel éducatif réutilisable et les apprenants y jouissent du fait qu'ils peuvent y accéder librement et en apprendre davantage (Zghidi et Ben Henda, 2020).

Selon l'UNESCO, les ressources éducatives libres (REL) sont des éléments d'enseignement, d'apprentissage ou de recherche qui sont disponibles dans le domaine public ou publiés sous licence de propriété intellectuelle et qui peuvent être utilisés, adaptés et distribués gratuitement et réutilisés par des tiers. Elles incluent tous les types de contenus éducatifs gratuits sur Internet, tels qu'un cours complet, un module, un objet d'apprentissage, une vidéo, un quiz ou bien d'autres formes permettant de diffuser des connaissances et de faciliter l'accès au savoir.

Pour résumer, L'Open CourseWare était une première étape vers l'ouverture, mais l'apprenant y était cependant anonyme, et les interactions avec l'équipe

pédagogique ou les autres apprenants y étaient faibles ou presque inexistantes (Bourdenet et al., 2019).

De plus, ces cours magistraux étaient assez limités et n'étaient pas adaptés à l'enseignement en ligne car ils étaient souvent mal filmés et duraient plus d'une heure. Il s'agissait en fait de ressources et de matériel pédagogiques destinés principalement aux cours en présentiel et mis à disposition des élèves par Internet.

Le connectivisme, une théorie d'apprentissage basée sur l'apprentissage collaboratif en réseaux, an émergé sur la base de ces idées (Qotb, 2019 ; Duplaa et Talaat, 2011). Un nouveau concept appelé MOOC est né de cette théorie. Le concept d'accès libre à l'apprentissage a pris une nouvelle tournure à partir de ce moment-là (Belleflamme et al., 2014).

1.1. Les Massive Open Online Courses : MOOC

Dans le cadre de démocratiser la connaissance et de partager l'information, le domaine de l'enseignement à distance a connu ces dernières années une révolution par l'apparition des cours en ligne massifs et ouverts généralement abrégés en MOOC. Cela a commencé en 2008 par une initiative de George Siemens et Stephen Downe qui ont lancé un MOOC Connectiviste et connaissance connective » et qui a connu un grand succès.

Ce modèle pédagogique innovant se diffère de celui de l'enseignement à distance classique par son ouverture au large public et sa gratuité : L'apprenant n'est plus isolé, il étudie avec une communauté d'apprenants, dans un esprit collaboratif et participatif. Il a la liberté d'étudier et de visionner les vidéos du MOOC à tout moment, de n'importe quel terminal utilisateur et de n'importe quel emplacement.

L’apprenant étudie à son rythme et visionne autant de fois qu’il le souhaite les vidéos du MOOC qui sont mises à sa disposition sur la plateforme (Otchoumou Hoppe, 2019). Il peut échanger avec les apprenants ou l’équipe pédagogique du MOOC et bénéficier en retour des réponses aux questions posées par les autres apprenants.

Sans exigence de prérequis ni de niveau académique précis, toute personne cherchant à améliorer son savoir ou son savoir-faire peut s’inscrire à un MOOC et avoir une place parmi les apprenants.

Le schéma ci-dessous illustre le cheminement qui a abouti au concept de MOOC pour les États-Unis depuis les cours en ligne et les universités ouvertes.

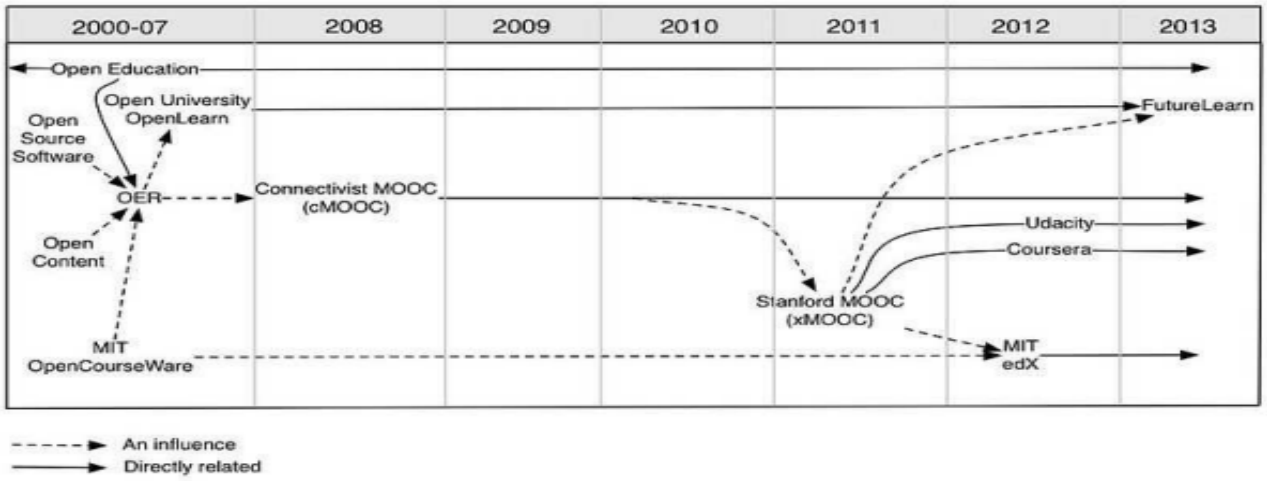


Figure 2 *: Chronologie des MOOCs et de l’éducation ouverte (Lee et al., 2018).*

Actuellement, le marché mondial des Moocs est représenté, en 2019, par 14 000 cours issus de 1 000 établissements, "soit 10 fois plus qu'en 2014". D'ici 2022, selon les estimations, 15 000 cours devraient être disponibles pour 150 millions d'étudiants.

1.2. Définition du MOOC : Massive Open Online Course

Les MOOC sont une innovation pédagogique éducative qui a entraîné beaucoup des changements alliés notamment à l’ouverture, à la massivité, aux

caractéristiques des contenus et même à la certification, etc. (Liyanagunawardena et al., 2019).

Notre objectif de cette section est d'adresser une caractérisation des MOOC. MOOC est l'acronyme anglo-saxon de Massive Open Online Course, en français Cours en Ligne Ouvert et Massif ou CLOM. Nous lui donnons une définition terminologique qui rassemble les avis de différents chercheurs. Un MOOC est défini comme un tutorat en ligne visant des participants illimités et un accès libre via le Web (Mamgain et al., 2014). Une revue de la littérature relève une multitude de définitions et interprétations pour chacun de ces termes. Nous tenterons de les synthétiser dans ce qui suit.

MOOC : acronyme

«M : Massive» : Le terme « massif » fait référence à la capacité d'inscrire un grand nombre d'apprenants et, par conséquent, de superviser le grand nombre d'activités effectuées par ces apprenants sans les perturber pendant le cours. Le succès d'un MOOC dépend à la fois de la conception du MOOC pour former un grand nombre de talents et de la présence d'un grand nombre d'apprenants inscrits.

«O : Open» : le terme «Open» signifie l'ouverture des MOOC. La participation des apprenants au MOOC n'a pas de prérequis. Quiconque peut le suivre gratuitement, n'importe où. Cependant, les MOOC ne permettent pas l'accès et la modification de leurs contenus (Cisel, 2016 ; Donita-Schmidt et Topaz, 2018).

«O : Online» : Le terme «online» signifie que le cours est disponible en ligne. Le MOOC fait partie du monde de l'éducation en ligne et ne prévoit aucune interaction

en face-à-face. Il s'agit d'un environnement d'apprentissage virtuel en ligne (Arauji et Hannachi, 2019).

«C : Course» : signifie qu'il s'agit d'un cours qui se déroule sur une durée bien définie avec un programme et un objectif d'apprentissage à atteindre via une séquence d'activités définies par l'enseignant, des ressources accessibles en ligne et des devoirs à accomplir. La formation offerte par les MOOC doit être une activité interactive de renforcement des compétences, plutôt qu'une simple prestation ou consommation de cours.

Il est évident que les quatre caractéristiques principales des MOOC existent en dehors des MOOC. Les MOOC se distinguent par la fusion de ces quatre caractéristiques principales.

Les MOOCs offrent un ensemble de ressources pédagogiques telles que des vidéos, des leçons écrites et permettent aux apprenants d'évaluer leurs performances à travers des quiz, des problèmes à résoudre et des projets individuels ou collaboratifs afin de garantir une meilleure expérience pédagogique. Ils offrent de plus des moyens d'interaction entre les apprenants, comme les forums. Les MOOCs ont attiré l'attention de nombreux chercheurs académiques en raison de tous ces avantages qui les ont propulsés dans le domaine de l'apprentissage humain (Molinari et al., 2016 ; Watted et Barak, 2018).

1.2.1. Acteurs d’un MOOC :

Les MOOC apparaissent comme une évolution du e-learning. Ils sont considérés comme une révolution de l’apprentissage. Nous parlons dans les MOOC des acteurs et du matériel.

Les acteurs se composent de :

- l’équipe pédagogique qui offre et anime le MOOC ; elle peut également utiliser la plateforme pour communiquer sous la forme d’annonces, chose qui donne un aspect plus vivant au MOOC.

- l’équipe technique qui est nécessaire pour installer, maintenir et répondre aux problèmes techniques liés à la plateforme quand elle est hébergée localement.

- Un ingénieur pédagogique qui intervient dans la mise en place du scénario du MOOC

- Les apprenants -à participation massive avec un ordre de grandeur qui peut atteindre des milliers- s’inscrivent dans le MOOC pour diverses raisons, telles que l'approfondissement de leurs connaissances sur une thématique spécifique, l'échange avec les participants ou simplement par curiosité pour découvrir un nouveau concept. En plus de leur nombre important, ces étudiants ont des profils très divers (âge, origine, niveau d'étude, culture, compétences, catégorie socioprofessionnelle). Cependant, les équipes pédagogiques sont très petites, ce qui complique le soutien et l'accompagnement des apprenants (**Jouicha et al., 2020**).

Les MOOC ont une durée bien déterminée, caractérisée par une date de début et de fin et consistent généralement en un programme de 5 à 6 semaines où les apprenants regardent une vidéo de 4 à 5 minutes. Un plan de cours est créé en amont, décrivant les différents sujets traités chaque semaine.

1.2.2. Composantes pédagogiques principales d'un MOOC

Les trois composantes principales d’un MOOC sont :

1.2.2.1. Leçons vidéo

- Il y a plusieurs séquences vidéo de 5 à 10 minutes qui peuvent être regardées en replay afin que les apprenants puissent revoir le cours ou rattraper ceux qui sont absents. Un module d'une semaine représente 1 à 2 heures de vidéos au total. Chaque séquence vidéo peut inclure une ou deux questions/quizz pour maintenir l'attention des apprenants. Les sous-titres des vidéos peuvent être destinés aux

apprenants sourds et malentendants, ainsi qu'aux apprenants qui ne maîtrisent pas la langue du MOOC.

- Les ressources complémentaires qui sont ajoutées par l'équipe pédagogique tel que des fichiers pdf, ppt, les images JPEG, etc et qui peuvent être téléchargés par les apprenants ou bien renvoyer vers des documents complémentaires.

1.2.2.2. Exercices d'évaluation

Les modules comprennent toujours des exercices pour évaluer l'utilisation appropriée du contenu de la ressource stockée avec l'apprenant. Les outils d'évaluation les plus populaires pour les MOOC sont :

-**"Quiz"** (questionnaire à choix multiple, questionnaire à réponse courte…). Ils sont programmés automatiquement et utilisent un système de correction automatique par la machine. Ils permettent aux apprenants d'obtenir directement des commentaires sur les réponses qu'ils ont choisies.

-**"Activités évaluées par les pairs :** Les apprenants évaluent les travaux d'autres étudiants lorsqu'il n'est pas possible de faire des corrections automatiques. Chaque apprenant corrige plusieurs travaux et reçoit le feedback de plusieurs de ses pairs sur ses propres travaux, ce qui permet à l'apprenant lui-même de se situer, de compléter sa propre formation et de corriger ses propres erreurs. Cependant, l'évaluation par les pairs suppose une organisation plus lourde qui se définit en amont.

En dehors des évaluations de module, un MOOC peut comporter des tests/examens de validation intermédiaire et/ou finale afin de permettre aux apprenants d'intégrer petit à petit le contenu du cours.

1.2.2.3. Outils d’interaction

Pour créer un environnement d’apprentissage dans lequel les apprenants se sentent accompagnés et peuvent s’échanger avec les enseignants ainsi qu’avec les autres participants, plusieurs outils d’interaction peuvent être utilisés ; Nous citons :

- Les forums de discussion qui est un espace qui permet aux apprenants d’interagir, de partager des ressources et de s’aider mutuellement avec des questions sur le contenu du cours et les évaluations.

- Les E-mails et annonces régulières qui peuvent être envoyés et restent visibles sur la page d’accueil du cours.

- Les Wikis qui sont des outils qui permettent aux apprenants d’élaborer un document collectif, recensant les liens et ressources utiles pour le MOOC.

À la fin de chaque semaine de MOOC, tous les supports seront intégrés dans la zone de téléchargement et rendus accessibles à tous les apprenants.

Certains MOOC sont enrichis de témoignages d'experts sur le sujet abordé dans le MOOC, rendant compte à l'expert sous forme de modules vidéo ou d'interviews.

Un cours enrichi par un point de vue différent ou complémentaire, bien souvent ancré dans des problèmes concrets, peut être enrichi par la présence de telles personnes. Les commentaires des participants aux MOOCs concernant ces interventions sont extrêmement encourageants.

Certains MOOCs fournissent des certificats d'achèvement qui sont parfois payants. Les universités et les entreprises reconnaîtront ces certificats pour le recrutement.

Toutefois les MOOCs peuvent prendre plusieurs formes à savoir les xMOOC et les cMOOC. Dans ce qui suit nous présentons la particularité de chacun de ces deux types.

AZ

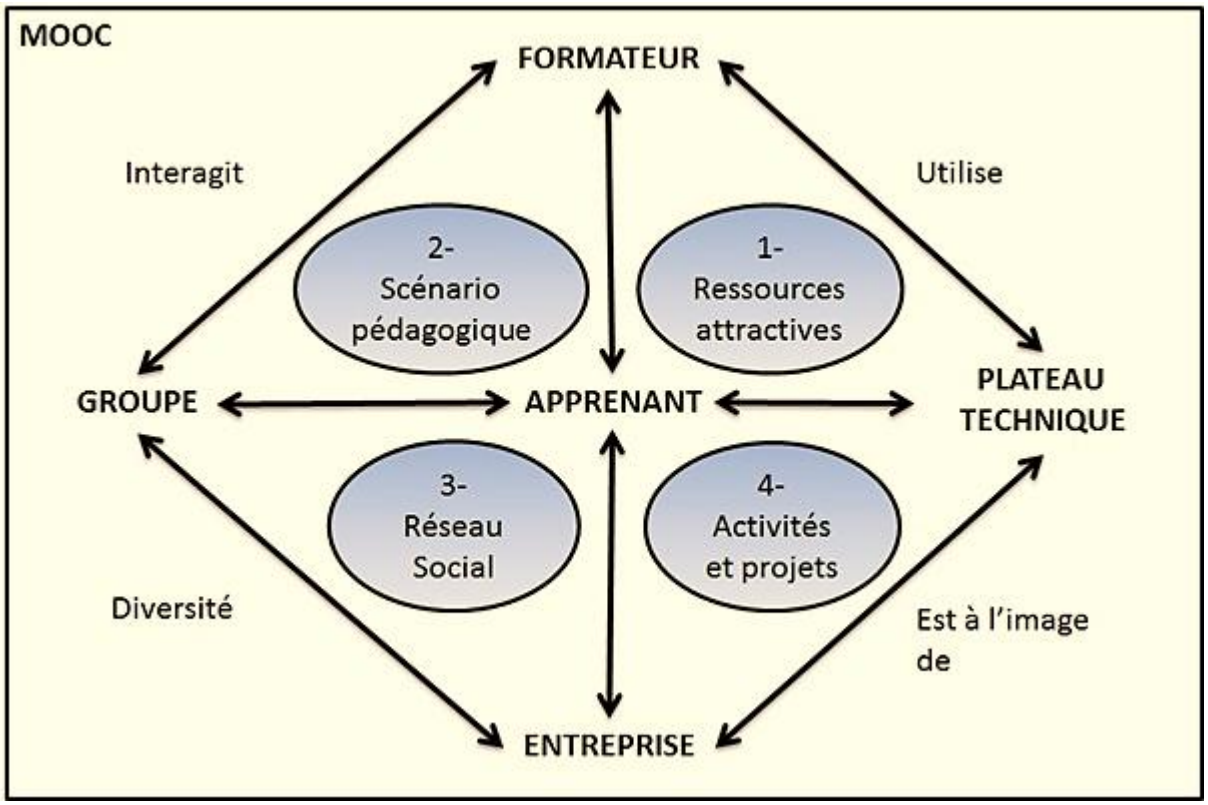


Figure 3 *: Composantes fondamentales d'un MOOC (Academy, D. L., 2017)*

1.2.3. Structure D'un MOOC

Les MOOC sont l'un des moyens les plus efficaces et persistants pour diffuser et transmettre un enseignement de qualité via Internet. Pour cela, les thèmes de ses cours doivent concerner des disciplines variées et être conçus de façon interactive et dynamique. Pour faire monter un cours format MOOC, il est nécessaire de savoir créer des contenus et de mettre en place une formation d'excellence. De ce fait, il faut mettre en œuvre des objectifs, des ressources et des activités

pédagogiques. La structure d'un cours ouvert et massif se compose d'un ensemble de ressources et d'activités. Nous distinguons trois types de ressources: des ressources d'apprentissage permettant de communiquer les savoirs et les connaissances, des ressources d'accompagnement permettant de diriger l'apprenant au cours de son parcours de formation et des ressources d'animation permettant de suivre et de superviser l'apprenant, et aussi deux types d'activités : des activités individuelles qui sont conçues par un seul participant et des activités collaboratives qui sollicitent la collaboration et la participation d'une communauté d'apprenants.

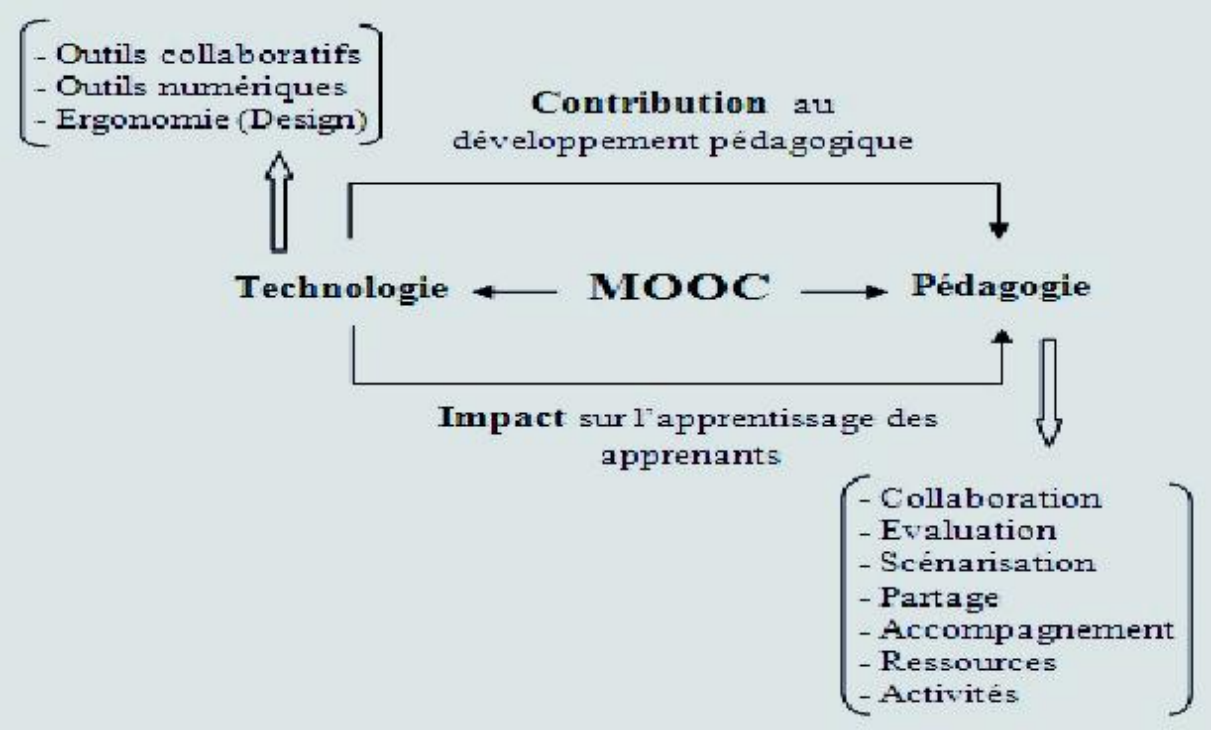


Figure 4 *: Structuration des MOOC (Tahiri et al., 2014).*

1.2.4. La différence entre les xMOOC et les cMOOC

Les xMOOCs et les cMOOCs sont les deux principales catégories de MOOCs, selon la littérature (Dwivedi et al ., 2020). En effet, le xMOOC "classique", qui consiste à créer un MOOC qui guide celui qui le suit selon une progression bien définie, est beaucoup moins directif que le cMOOC "connectiviste". Le matériel est fourni à

l'apprenant, mais c'est lui qui construit son cursus, gère sa progression et construit son apprentissage par interaction avec les autres apprenants.



Figure 5 *: cMOOC et xMOOC (Dwivedi et al ., 2020).*

1.2.4.1. xMOOC (eXtention MOOC)

Les xMOOC présentent un modèle structurel semblable à celui de la formation académique formelle et classique, où la conception de la formation est construite en considérant des participants avec un profil spécifique (Naji et al., 2020). Ils ont des approches pédagogiques plus transmissives et sont plus orientés vers les universités (Lefevre et al., 2012, Marriahi et Dawson, 2013). Les théories d'apprentissage behavioriste et cognitiviste, qui soutiennent que l'essai et la répétition sont les moyens par lesquels les connaissances sont acquises (Zhangjie et al., 2015). Il s'agit d'un cours mis en ligne par un enseignant. L'enseignant transmet son savoir à un grand nombre d'apprenants à travers ce cours en utilisant des vidéos, des exercices, des activités d'entraînement, des ressources, etc. Le contenu du cours est structuré et défini de manière cohérente et progressive. Les interactions traditionnelles en classe

sont la source des interactions étudiants-enseignants (Adomavicius et Tuzhilin, 2015). La majorité des MOOC proposés par les plateformes MOOC sont des xMOOC.

Cette similitude avec l'apprentissage académique traditionnel peut être un avantage pour les participants à un cours en ligne, car ils en connaissent la structure, et elle est associée à une planification claire et à des objectifs spécifiques. Cependant, cette structure n'est pas adaptée à la diversité des participants à un MOOC et n'offre donc aucune solution ou renouvellement pour ses nouvelles caractéristiques. Avec ce modèle, les universités offrent le même cours comme toujours pour différentes situations, et elles gaspillent une occasion de rénovation et de perturbation

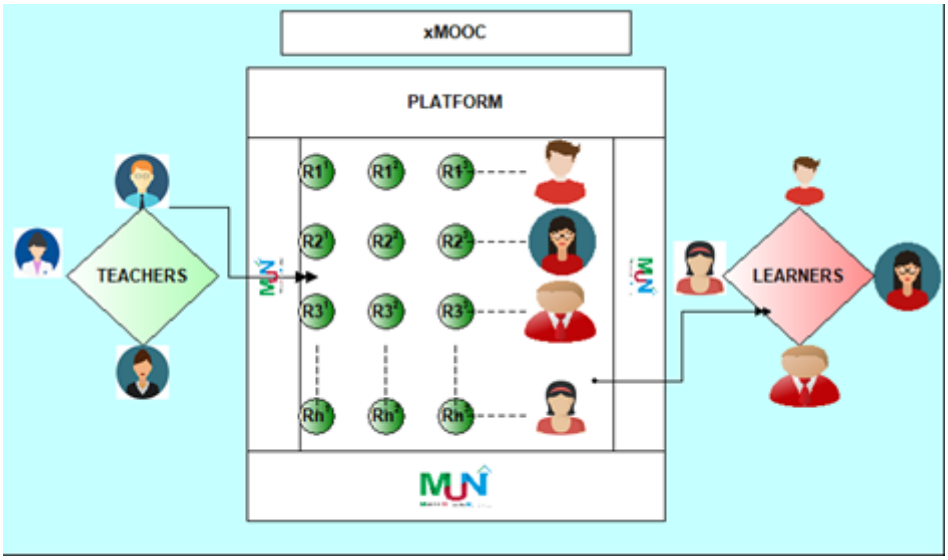


Figure 6 *: Description des xMOOC*

1.2.4.2. cMOOC (Connectivity MOOC)

Contrairement aux xMOOCs, Le terme "cMOOC" fait référence aux MOOC de type connectiviste qui sont dirigés par les principes de l'innovation pédagogique. Ils sont basés sur la notion d'apprentissage social en réseaux et une approche collaborative. Chaque apprenant effectue sa propre recherche, discute avec ses pairs et publie ses propres résultats. Ce modèle met l'accent sur l'exploration des

connaissances distribuée et autodidacte plutôt que sur l'expertise et le savoir des enseignants. Un cMOOC est considéré comme le premier MOOC sur la théorie du connectivisme. Ce type est pleinement adapté à la nouvelle forme d'apprentissage en réseau et représente une opportunité perturbatrice

Toutefois, il s'agit d'un modèle qui n'a pas été intégré pour plusieurs raisons : Les enseignants n'ont pas d'expérience de la formation informelle et il est difficile de déterminer à l'avance les objectifs spécifiques du cours et donc d'évaluer ses résultats. En outre, les cours n'ont pas de conception planifiée, ce qui peut entraîner une désorientation, contrairement à l'ordre de la formation formelle.

La figure 7 montre chaque participant (P) génère des ressources (R) qui sont partagées avec les autres. Cette structure est typique de l'environnement connu sous le nom de Web 2.

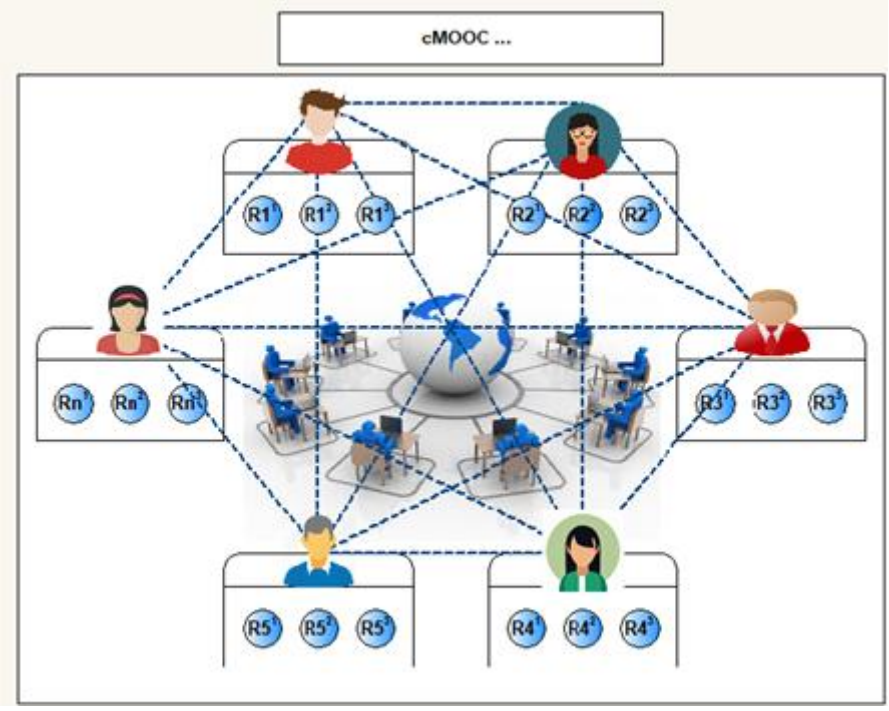


Figure 7 *: Description des cMOOC*

Dans le tableau 1 Siemens et Downes montrent la classification des différents types des MOOCs d'une façon détaillée.

Tableau 1: *Classification proposée par George Siemens et Stephen Downes*

	MOOC	
Caractéristiques	*xMOOC*	*cMOOC*
Théories d'apprentissage	*Connectivisme*	*Béhaviorisme et cognitivisme*
Nombre de participants	*160 000 dans le premier xMOOC*	*2200 dans le premier cMOOC*
Ouverture	*- Accès libre au cours* *- Aucun enregistrement requis* *- Pas de prérequis autres que la connexion internet* *- Accès libre aux ressources*	*- Accès libre au cours* *- Aucun enregistrement requis* *- Pas de prérequis autres que la connexion internet* *- Accès libre aux ressources*

	- de ressources éducatives libres *- Droits d'auteur libres*	*- Utilisation de ressources éducatives libres* *- Droits d'auteur libres*
En ligne	*Aucun emplacement physique requis*	*En ligne*
Cours	*Période limitée*	*Période limitée*
Principes et activités clés	*- Autonomie, diversité, ouverture* *- Connectivité* *- Agrégation, remixage, reproposition, transmission.* *- Communication distribuée via les réseaux sociaux* *- Coopération* *- Pas d'évaluation formelle*	*- Transmission des informations* *- Capsules vidéo* *- Quiz* *- Évaluation par les pairs* *- Supports matériels* *- Forums de discussion* *- Badges/certificats* *- Learning analytics*

Plateforme	*Contenu en réseau multiple et distribué*	*Centralisé*

Par leur diversité et leur ouverture, les MOOCs s'imposent de plus en plus non seulement dans les milieux universitaires mais aussi dans le domaine de formation professionnelle et entrepreneuriale. Le nombre d'entreprises qui sont nées avec les MOOCs et qui proposent des formations qualifiantes à distance est de plus en plus important, nous pouvons citer Coursera, Udemy et bien d'autres.

Dans leur revue de littérature Daradoumis et al. ont donné un récapitulatif, sous forme d'un tableau, sur les différences significatives entre les deux catégories des MOOC ; cMOOC et xMOOC.

Tableau 2: *cMOOC et xMOOC*

	cMOOCs	**xMOOCs**
Rôle de l'apprenant	Actif	Passif
Rôle d'instructeur	Facilitateur / co-apprenant	Guide sur le côté / sauge sur la scène vidéo
Théorie de l'apprentissage	Connectivisme /socio-constructivisme	Behaviorism / cognitivism

La pédagogie	Construction de connaissances	Duplication des connaissances
Livraison de l'instruction	Environnement d'apprentissage personnel (PLE)	Système de gestion de l'apprentissage (LMS)
Évaluation	Auto-évaluation / évaluation par les pairs	Évaluation externe / évaluation de l'instructeur
La certification	Rarement	Habituellement
Modèle d'affaires	Non lucratif	Pour le profit

1.2.5. Les extensions de la typologie des MOOC

Dans une optique pédagogique, Clark (2014) a présenté une taxonomie des MOOC, en mettant l'accent sur leurs méthodes de diffusion. Il a défini huit catégories, qui seront explicitées en détail dans cette partie.

Actuellement, la littérature s'éloigne de la catégorisation en cMOOC et xMOOC, qui est considérée comme trop simpliste, et se dirige vers une catégorisation plus nuancée. Certains acteurs ont proposé de nouveaux types de MOOC en conséquence:

Les iMooc : Les MOOC utilisent les concepts de l'apprentissage par investigation pour développer l'autonomie des apprenants en maîtrisant cinq dimensions : les objectifs d'apprentissage, le choix des ressources, l'organisation des activités, l'organisation du travail de groupe et les productions collaboratives.

Les made-MOOC : Ceux-ci sont des MOOC plus inventifs et reposent davantage sur la qualité des ressources des apprenants, en particulier la vidéo. Ils proposent un contenu plus scénarisé et plus séquencé tout en accordant la priorité à la créativité et à la qualité. Pour faire face aux ratios enseignants/élèves, ils utilisent également une approche d'évaluation par les pairs. Le but de ces formations est généralement d'acquérir une ou plusieurs compétences.

Les Synch-MOOC: Ceux-ci sont des MOOC qui ont des dates de début et de fin fixes, ainsi que des dates de remise de devoirs et d'évaluation fixes, à l'image des MOOC comme FUN ou Coursera.

Les Asynch-MOOC : également appelés MOOC asynchrones, sont des projets ou des évaluations qui n'ont généralement pas de début, de fin ou de date limite. Ce modèle est utilisé par la plateforme française OpenClassrooms2.

Les Adaptive-MOOC : sont des MOOC basés sur des algorithmes pour présenter des expériences d'apprentissage personnalisées, basées sur la collecte de données et l'évaluation dynamique de l'avancement du cours. Ils offrent aux apprenants divers parcours grâce à des contenus personnalisés. Les MOOC s'appuient fortement sur l'apprentissage en groupe. Au début des MOOC, les apprenants sont affectés à des groupes de travail définis en fonction de leurs compétences ou de leur localisation géographique.

Les mini-MOOC : sont des cours courts qui peuvent durer quelques jours, voire quelques heures.

Autres variantes de MOOC

De nouvelles variantes de MOOC sont apparues, dont certaines divergent du concept original, mais reconnaissent leur origine. Dans ce contexte, de nombreux auteurs expérimentent ces nouvelles variantes pour améliorer l'apprentissage et les performances des apprenants (Pilli et al., 2016; Sanchez-Gordon & Luján-Mora, 2014). En voici quelques-unes :

- BOOC (Big Open Online Courses) est un cours en ligne gratuit, ouvert à tous et pouvant accueillir jusqu'à 500 participants (Pilli et al., 2016).
- SPOC (Small Private Online Courses) est une forme plus compacte de MOOC qui est considérée comme un complément à l'enseignement en présentiel (Fox, 2014).
- MOOR (Massive Open Online Research) est un MOOC avant tout, avec un accent majeur mis sur la recherche. Il permet aux étudiants du monde entier (chacun avec ses expériences et ses points de vue variés) de travailler et collaborer (Devlin, 2014).
- COOC (Community Open Online Course) est ouvert aux communautés locales qui s'intéressent à un sujet particulier, en utilisant des discussions en ligne pour développer leur propre mode d'apprentissage. À la différence des MOOC, l'accent est mis sur les opportunités d'apprentissage localisées basées sur des contributions de participants informels enthousiastes, et qui ont une expérience limitée (voire inexistante) en matière d'enseignement formel (Pilli & Admiraal, 2016).
- POOC (Personalized Open Online Course) : son principal objectif est d'utiliser la technologie pour analyser les caractéristiques des apprenants et examiner leur production dans le web social afin d'établir des parcours d'apprentissage personnalisés (Sunar et al., 2015).

Plusieurs autres formes de MOOC ont émergé : Flex-MOOC, MOOL (Massive Open Online Labs), MobiMOOC (Mobile MOOC), HOOC (Hybrid Open Online Course). Nous nous contentons dans cette section de n'en présenter que quelques-unes.

1.2.6. Avantages des MOOCs

Compte tenu des déclarations aberrantes en ce qui concerne les MOOC, une sorte de « battage médiatique » qui s'instaure petit à petit ; selon certains intervenants, de tels cours vont changer complètement l'enseignement supérieur en offrant un enseignement universitaire de haute qualité gratuitement à tous. D'autres affirment que les MOOC sont la solution pour fournir un enseignement supérieur aux personnes démunies des pays en développement. Et d'autres reconnaissent toujours que les MOOC offrent la possibilité de nouveaux moyens de renforcer l'apprentissage. Enfin, il y a deux types d'avantages que les MOOC ont offerts.: des avantages vis-à-vis des apprenants et des des avantages vis-à-vis de l'université et les institutions de l'enseignement supérieur.

1.2.6.1. Pour les apprenants

Le MOOC est ouvert à toute personne ayant accès à Internet. Il offre des cours en ligne gratuits et rend l'enseignement supérieur accessible à un très large public. Les apprenants du monde entier peuvent suivre des cours dans les meilleures universités. Ils n'ont pas besoin d'aller sur le campus ou de payer des frais de scolarité élevés pour suivre des cours dans des universités d'élite.

Les MOOCs sont un excellent mécanisme d'apprentissage tout au long de la vie, et les utilisateurs vont des adolescents aux retraités. Selon Belanger et Thornton ;

les apprenants suivent des MOOCs dans le but d'acquérir un apprentissage supplémentaire, d'accroître l'expérience sociale et la stimulation intellectuelle, de profiter de la commodité et de surmonter les obstacles des options éducatives traditionnelles. Cela permet aux apprenants motivés d'élaborer leur propre parcours éducatif et à leur propre rythme.

Même les étudiants en présentiel peuvent bénéficier du matériel en ligne des MOOC. Certains professeurs réorganisent leurs cours pour permettre à leurs étudiants de lire les leçons en ligne d'abord et de venir plus tard en présentiel pour des projets interactifs. Un tel arrangement permet aux étudiants en présentiel et aux apprenants du MOOC d'interagir les uns avec les autres. L'interaction est très utile pour améliorer les effets d'apprentissage.

1.2.6.2. Pour les universités et les institutions

Les MOOCs ont suscité un intérêt considérable de la part des décideurs, des établissements d'enseignement supérieur et des organisations pour plusieurs avantages. Carey soutient que les MOOCs aident les décideurs de l'enseignement supérieur à expérimenter des formes d'enseignement peu coûteuses et à faible risque. De plus, les institutions se sont impliquées dans l’expérience des MOOCs afin de développer de nouvelles sources potentielles de revenus. Les organisations commerciales fournissent une plateforme basée sur les MOOC et développent des partenariats avec des institutions pour pénétrer le marché de l'enseignement supérieur et explorer de nouveaux modes de prestation dans l'enseignement supérieur.

Outre les intervenants susmentionnés, les MOOCs peuvent inciter certains professeurs à accorder plus d'attention à leur style d'enseignement. Il donne aux

enseignants l'occasion de réexaminer leurs propres pratiques pédagogiques afin qu'ils puissent maintenir ou améliorer des interactions avec les étudiants. De plus, le corps professoral devrait puiser dans les MOOCs pour le perfectionnement professionnel. De plus, selon Dan et Yunxiang (2015), les MOOCs pourraient accroître la visibilité du corps professoral auprès de leurs collègues et du grand public, accroître leur capacité de gain et les aider à obtenir la permanence.

1.2.7. Quelques échos sur l'adoption des MOOCs en Afrique

En référence à tous les avantages susmentionnés des MOOCs, ces derniers ne cessent d'être adoptés sur une grande échelle et particulièrement par les universités vaincues face à une grande masses d'apprenant ou cherchant une ouverture à l'international.

Selon une diversité de recherche, les pays africains font exception, un nombre très timide voir même négligeable d'universités ont vus dans les MOOCs une alternative pour assurer et offrir des cours à distance. Cette situation a poussé les chercheurs à s'intéresser à l'identification des causes, des contraintes et des limites qui n'ont pas encouragée la progression de l'adoption des MOOCs dans les universités africaines. Dans cette partie nous survolons quelques projets MOOCs lancés en Afrique cherchant à évaluer la possibilité d'implémenter ce modèle pédagogique dans un environnement socio-économique en cours de développement tel que l'Afrique.

En collaboration avec l'EPFL, l'Université d'Abomey-Calavi a créé sa plateforme pour l'application des MOOCs sur son Intranet. A ce jour, environ vingt MOOCs de l'Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne font partie de cette plateforme. L'EPFL offre aux universités africaines la possibilité de développer leurs

MOOCs grâce à son programme MOOC for Africa, qui les soutient également dans le processus de production. Le programme MOOCs for Africa implique des universités du Bénin, du Burkina-Faso, du Cameroun, de la Côte d'Ivoire, du Sénégal et de la Tanzanie. (Caramel, 2015). Les trois axes de ce projet sont les suivants : la création de contenu pour les programmes de licence, de master et de doctorat, la formation des enseignants africains aux nouvelles TIC pour l'enseignement, en particulier les MOOCs, et enfin, fournir un accès à Internet aux étudiants dans l'enceinte des campus universitaires (MOOCs for Africa, 2014).

En octobre 2015, le premier MOOC dédié à la gestion des aires protégées en Afrique (GAP) a été lancé. Avec plus de 7000 étudiants dont plus de 400 ayant réussi le cours, 116 pays étaient représentés (65% des participants en Afrique avec un taux de satisfaction de 97%). Ce cours en ligne a été réalisé avec le soutien de trois partenaires impliqués dans la conservation, l'UICN PAPACO et son partenaire UICN France (Union internationale pour la conservation de la nature et le Programme sur les aires protégées en Afrique et la conservation), André & Rosalie Hoffmann et EPFL, chacun des partenaires apportant un soutien technique, logistique, financier ou académique au projet.

Avec l'achèvement du studio MOOC à Abidjan, l'Université virtuelle de Côte d'Ivoire a incarné une partie importante du projet national "MOOC Factory" piloté par le Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique de Côte d'Ivoire et développé en partenariat avec l'Agence Universitaire de la Francophonie et l'EPFL à travers son programme Africa MOOCs. Le 1er mai 2017, le programme MOOCs Afrique a rejoint le Centre de coopération et de développement de l'EPFL (CODEV). A ce titre, MOOCs Africa bénéficie de l'expertise et du savoir-faire d'un

Centre qui dispose d'une large expérience de coopération et de développement avec les pays émergents, tout en apportant ses compétences spécifiques dans le développement de l'éducation numérique.

Le programme de la Banque mondiale "New Economy Skills for Africa" : Technologies de l'information et de la communication, ou programme NESAP-ICT, en est un autre exemple. Le NESAP-ICT a soutenu le développement de ce que l'on appelle les centres de connaissances SMART (Software, Mobile Applications, Research and Technology) en Tanzanie comme modèle pour la connaissance préliminaire des compétences pertinentes liées aux TIC qui sont recherchées par le secteur informatique local. Avec le soutien de la Banque mondiale, le pays a également lancé une initiative pilote visant à intégrer les formations de Coursera dans le cadre d'une initiative plus large visant à doter les étudiants de compétences adaptées au marché.

L'EPFL et l'Université polytechnique Mohammed VI (UM6P) au Maroc ont lancé un nouveau portail d'apprentissage en ligne comprenant 41 MOOC développés à l'EPFL. Cette plateforme est le premier résultat d'un accord de partenariat conclu entre les deux institutions peu avant l'épidémie de COVID-19. Elle pourrait à terme s'ouvrir aux étudiants des autres écoles d'ingénieurs du Maroc. Pour l'avenir, la plateforme construite par l'EPFL accueillera de nouveaux MOOC développés à l'UM6P et, plus tard, dans d'autres universités africaines. À plus long terme, l'UM6P pourrait servir de plaque tournante centrale, en développant et en publiant des cours en ligne pour les apprenants de tout le continent.

Pour le cas du Maroc, aujourd'hui, l'enseignement supérieur se développe dans le contexte de l'intersection des exigences nationales et internationales.

Depuis la loi n ° 01.00, les formations des universités marocaines ont fait des progrès remarquables, grâce à des innovations louables, notamment grâce à l'expansion massive des infrastructures Afin de répondre aux besoins sociaux divers et urgents, l'enseignement supérieur est de plus en plus recherché. La chose la plus importante est la nécessité d'une formation de qualité, qui permet aux gagnants d'obtenir tous les atouts dont ils ont besoin pour faire face à la vie professionnelle et au marché du travail.

Cependant, la massification déjà mise en cause met en péril la mise en œuvre réussie de la réforme, ce qui n'est pas propice à l'élargissement de la portée d'une éducation de haute qualité, ni à la réussite d'un grand nombre d'étudiants, ni à l'attraction des universités. Trois indicateurs suffisent afin de prouver que la massification est un phénomène plutôt négatif.

Le premier indicateur se reflète dans le taux brut de scolarisation dans l'enseignement supérieur au Maroc qui n'est que d'environ 32% en 2016. Le Maroc est même largement doublé par certaines nations, autrefois à un degré semblable, comme la Jordanie ou l'Algérie.

1.2.8. Les hébergeurs et les producteurs des MOOCs

Un MOOC nécessite la mise en œuvre d'une **plateforme pédagogique** accessible sur le web et qui donne accès aux contenus de cours aux apprenants. Cette plateforme est appelée **Plateforme LMS** (**Leaning Management System**). Deux principaux types de plateformes :

- **Open Source**

L’organisation qui sélectionne une solution Open source s’adosse à une communauté de développeurs ou d’utilisateurs de la plateforme.

L’open source permet la gratuité de l’accès à la solution applicative mais également à l’accès au code source de l’application.

Les universités américaines Harvard et MIT ont conçu les principales **plateformes LMS Open source**. Les deux principales plateformes Open source sur le marché des **MOOC** sont Open EDX, créé en 2012, et Moodle, qui est plus ancien.

Plus la communauté de développeurs est importante, plus l'outil Open source est populaire, plus la pérennité et la richesse fonctionnelle seront assurées.

- **Propriétaire**

Le client qui fait ce choix est tributaire de la société qui édite la **plateforme LMS**.

Les développements et les évolutions produit sont dépendants de la volonté de l’**éditeur** et de ses orientations.

Ce dernier fait évoluer son outil en fonction de la volonté de ses principaux clients en tenant compte d’une logique économique. Il peut ainsi avoir tendance à développer telle ou telle fonctionnalité supplémentaire si elle lui apporte un avantage concurrentiel.

Il va de soi que la santé financière de l’éditeur est essentielle, tout comme son investissement en termes de **recherche et développement**. (Taux de R et D).

Les **outils propriétaires** ont été développés par des sociétés privées.

En mode **Open source** le coût d'acquisition du logiciel est nul. Cependant, il nécessite un temps d'installation et de paramétrage souvent très long.

En mode propriétaire, le client est amené à payer des licences logicielles, dont le coût varie en fonction du nombre d'utilisateurs inscrits ou connectés. Si le nombre d'apprenants est important, le coût logiciel risque de l'être.

Toute organisation locale peut enrichir le logiciel open source de nouvelles fonctionnalités en installant des plug-in (brique fonctionnelle) ou en modifiant directement son code.

Si la communauté est importante, les évolutions fonctionnelles seront nombreuses et la pérennité sera assurée.

En revanche, un **logiciel propriétaire** reste figé et aucune amélioration n'est possible sauf si l'éditeur décide de développer de nouvelles fonctionnalités.

Les développements fonctionnels dépendent de la capacité financière de l'éditeur et de sa politique de recherche et développement ; en conséquence il est recommandé d'être vigilant sur la taille de l'entreprise, ses perspectives et ses financements.

Concernant les **plateformes LMS propriétaires**, les versions futures seront-elles automatiquement compatibles avec les anciennes ? Ne convient-il pas d'attendre que le produit soit bien finalisé, que les tests soient effectués et que les bugs soient corrigés ? Aurais-je accès à toutes les fonctionnalités dans ce niveau de version logiciel ?

Chez un éditeur de logiciel LMS, la tendance actuelle est à la mise à disposition d'un service à l'usage en **mode SAAS** (Software As A Service), c'est-à-dire en location.

Pour des raisons de confidentialité des données, certaines entreprises préfèrent que le logiciel LMS soit installé sur leur propre infrastructure informatique. Force est de constater que la tendance actuelle des éditeurs de plateforme consiste

à proposer des solutions exclusives en SAAS de telle sorte que le client final ne pourra jamais disposer et maîtriser le LMS dans son infrastructure.

Une **plateforme LMS Open source** apporte davantage de souplesse, de potentiel et d'ouverture. A terme l'organisation pourra toujours internaliser le LMS localement pour se l'approprier et en assurer l'exploitation en toute liberté.

Lorsqu'on choisit un **LMS propriétaire**, on est évidemment très dépendant de l'éditeur de logiciel, de ses orientations actuelles et à venir. Pour le moment, il est encore rare que l'on puisse installer le LMS propriétaire sur son infrastructure pour en disposer pleinement.

Les MOOC sont proposés par les établissements d'enseignement supérieur et travaillent fréquemment en collaboration avec des "organisateurs" comme Coursera, edX ou Udacity. Plus de 70 institutions sont actuellement membres du consortium Coursera, tandis que le consortium EdX a des partenaires d'institutions telles que les États-Unis, l'Allemagne, l'Australie, le Canada, la Chine, la France et la Suède. Le matériel est propriété de Coursera et ne peut être réutilisé sans son autorisation. Après le cours, le matériel est disponible. Coursera choisit quelles organisations peuvent accueillir des MOOC sur sa plateforme, tandis qu'edX est une plateforme de partage de données open source. Chaque établissement edX peut créer son propre MOOC et ses propres règles de droits importants (Bates, 2012 Environ 1 000 MOOC étaient disponibles dans les universités américaines en 2014 et 800 MOOC étaient disponibles dans les institutions européennes dans plusieurs langues que l'anglais. (Bates, 2012).

Les MOOC se développent rapidement pour rassembler les entreprises à l'extérieur des universités. Selon les données publiées par le Towards Maturity Group

en 2014, 8 % des entreprises du monde ont déjà recours aux MOOC, tandis que 7 % supplémentaires souhaitent une intégration plus étroite. Il est prévu qu'en 2016, l'apprentissage sera plus rapide grâce à cette technologie, selon les prévisions statistiques. Les taux d'adoption des MOOC diffèrent selon l'industrie, avec le secteur public ayant le taux le plus élevé à 42 %, suivi du secteur privé à 26 % et enfin du secteur à but non lucratif à 18 %.

Plus de la moitié des étudiants participant aux différents MOOC étaient des travailleurs à temps plein, selon des études qualitatives antérieures (Christensen et al., 2014 ; Zhenghao et al., 2015 ; Hamori, 2017). Sa principale motivation s'est avérée être l'acquisition des compétences dans le travail, avec l'intention de développer la performance à leur emploi. Selon Zhenhao et al (2015), il y a plus de quatre mois, le MOOC an effectivement amélioré les compétences des apprenants.

Selon Castano-Munoz et al. (2016), 72 % des travailleurs participent aux MOOC à l'insu de leur employeur. Selon Hamori (2017), les employeurs sont plus susceptibles de soutenir les MOOC si le contenu est lié aux objectifs de carrière ou si l'apprenant envisage d'utiliser le contenu dans son emploi actuel. Hamori a également découvert que les petites entreprises avec 50 à 29 employés ou moins étaient plus susceptibles de soutenir les MOOC. Les résultats montrent que les MOOC peuvent être une alternative à la formation pour les entreprises qui n'ont pas les moyens de dispenser des formations en interne ou d'envoyer leurs employés vers des prestataires de formation externes.

Les organisations peuvent compléter leur formation formelle existante et tirer parti de la portée et de la quantité d'apprentissage dispensés en utilisant le contenu

qu'elles jugent pertinent des MOOC externes. De plus, vous pouvez créer votre propre MOOC pour informer les producteurs et les clients des nouveaux produits. Les entreprises doivent examiner attentivement l'application potentielle du modèle MOOC interne à leur chaîne d'approvisionnement et à leur marché lorsqu'il s'agit de MOOC internes.

EdX

En 2012, le MIT et la Harvard ont créé EdX, une première initiative. Comme Coursera, il y a des universités célèbres, mais il est non lucratif. De plus, la plate-forme est disponible en tant qu'open-source et son code est ouvert au public depuis le 1er juin 2014 et peut être réutilisé par des tiers. Malgré cela, edX s'appuie sur un modèle économique : la certification obtenue à la fin du cours est actuellement gratuite, mais il est précisé que "cela pourrait changer dans le futur" et une option de session d'examen payante est proposée pour certains cours. Le aspect le plus fascinant de cette plate-forme est son aspect expérimental. Pendant l'automne 2012, une expérience a été menée avec la San Jose State University dans le but de déterminer l'impact d'un MOOC qui est proposé en plus d'un cours en présentiel dispensé sur le campus. Le responsable pédagogique a remarqué une augmentation des résultats des élèves de 55 % à 91 %. L'expérience sera répétée dans d'autres universités de Californie.

1.2.9. Quelques Problématiques liées aux MOOC

1.2.9.1. L’abandon

Malgré leur popularité croissante et leur expansion, le problème le plus grave des Moocs est le fort taux d'abandon, car moins de 10 % des inscrits terminent la formation.

[] Selon certains chercheurs, ce taux élevé d'abandon ou d'échec dans les MOOC est préoccupant. Dans le contexte du MOOC, le premier intérêt des chercheurs et des experts est le problème d'abandon.

Cette section présentera l'abandon du MOOC et ses raisons principales ainsi que ses indicateurs :

1.2.9.2. Positionnement de l'abandon

Selon les recherches, un très petit nombre de participants parvient à la fin d'un MOOC et encore moins obtiennent une attestation ou une certification.

Il est fréquent de mentionner le retrait des étudiants, l'échec, le décrochage ou encore la fatigue.

En effet, l'abandon et la rétention sont les deux concepts qui se complètent et représentent les principaux défis dans le contexte des MOOC.

La rétention d'un participant dans un MOOC peut être définie comme sa durée d'activité. Si le participant reste actif pendant la durée prévue de la formation, il peut être considéré comme ayant terminé. Plus précisément, si l'apprenant participe et soumet son examen dans le cadre d'un MOOC qui prévoit un examen final à la fin de la formation, l'apprenant aurait complété le MOOC en tant qu'étudiant. Puisque le nombre d'étudiants qui finissent le cours se limite entre 5 % et 15 % des participants initiaux et dont la moyenne générale est de 10 %, le taux d'abandon est la principale préoccupation des concepteurs des MOOC. Cependant, ce pourcentage n'est pas inattendu en raison de l'accès gratuit et libre à un MOOC.

Ce taux d'abandon excessif des MOOC a suscité un large débat qui remet en cause leur succès par rapport à l'enseignement traditionnel ou hybride.

Le débat se concentre sur la question de savoir si le succès du MOOC doit ou non être évalué en fonction du taux d'abandon.

En effet, un premier groupe de chercheurs et d'experts soutient qu'une meilleure façon de parler du succès d'un MOOC est de tenir compte du pourcentage de réussite des participants enregistrés.

Schuman a considéré le "MOOC" comme un mauvais produit en raison de son taux d'abandon.

Le taux d'abandon du MOOC ne peut pas être évalué par un deuxième groupe de partisans que nous soutenons : il ne faut pas considérer une inscription sur un MOOC comme équivalente à une inscription à une formation, mais plutôt comme une inscription sur une page internet.

Ce deuxième groupe pense aussi que les taux d'échec ne sont pas si élevés s'ils sont comparés au taux d'apprenants ayant tenté de passer une certification et non apprenants ayant juste suivi quelques cours par curiosité. Il en ressort également le fait que les MOOCs sont utilisés comme des outils d'appoint et non comme un substitut à un cours en présentiel.

Au lieu de cela, le succès du MOOC devrait prendre en compte les objectifs et intentions des apprenants, qui semblent être déterminants pour différencier un échec d'un arrêt volontaire. En effet, les motivations pour rejoindre un MOOC varient considérablement. Le MOOC est associé au plaisir d'apprendre, ce qui le fait passer pour une ressource de loisir culturel. Ensuite viennent les phases de formation, où le MOOC est principalement utilisé comme outil de formation professionnelle par les actifs en emploi et, plus rarement, par les étudiants lors de leur formation.

Pour résumer, nous notons que bien que le taux d'abandon ne permette pas d'évaluer le succès d'un MOOC, il met en lumière un défi majeur pour tous les concepteurs de MOOCs afin de chercher à le réduire et à soutenir l'élicitation des préférences des apprenants.

1.2.9.3. Causes de l'abandon

Pour comprendre le comportement d'abandon, plusieurs chercheurs ont cherché à identification les différentes causes susceptibles d'inciter un apprenant à quitter le MOOC.

Kizilcec et Halawa ont interrogé 550 apprenants qui avaient été identifiés par un modèle de prédiction comme étant désengagés d'un MOOC. Les résultats indiquent que des caractéristiques non comportementales telles que le sexe, l'âge et l'emplacement géographique sont liées à la rétention. Les deux chercheurs considèrent également que le grand écart entre la taille de l'équipe pédagogique et le nombre d'apprenants rend difficile le processus d'accompagnement et d'interaction entre eux, ce qui entraîne un sentiment d'isolement et une volonté d'abandon auprès des apprenants.

Yang et al. ont modélisé la rétention dans un forum de discussion Coursera sur toute la durée du MOOC et sur une base hebdomadaire en se basant sur une analyse de survie. Ils ont constaté par la suite que les interactions sociales entre les apprenants d'un MOOC influaient sur l'abandon pendant toute la durée du MOOC.

Les modèles statistiques de l'abandon des MOOC ont également mis en évidence la performance du MOOC et les habitudes d'utilisation des apprenants comme raisons pour lesquelles les apprenants abandonnent un MOOC.

Adamopoulos a appliqué la régression logistique pour modéliser l'achèvement des MOOC à partir des données de 842 apprenants inscrits à 144 MOOC proposés par 40 universités. Ses résultats montrent que la perception qu'ont les étudiants de

l'instructeur, des devoirs et du matériel de MOOC sont les facteurs prédictifs les plus significatifs de la rétention.

Un certain nombre de chercheurs ont utilisé l'apprentissage automatique pour prédire l'abandon des MOOC comme Xing et al. qui ont utilisé un apprentissage d'ensemble basé sur des algorithmes de réseau bayésien général et d'arbre de décision avec des caractéristiques générées à partir d'un forum de discussion de MOOC, parvenant ainsi à identifier avec précision les étudiants à risque ; ils n'ont pas examiné quelles caractéristiques prédisaient le mieux l'abandon.

Halawa et al. ont conçu un modèle de prédiction en utilisant des données comportementales avec des matériaux de MOOC, et ont découvert que le manque d'intérêt et le manque de capacité des apprenants représentaient 60 % des étudiants à haut risque deux semaines avant l'abandon.

Taylor et al. ont réalisé une étude sur 70 gigaoctets de journaux d'utilisation des étudiants, y compris des flux de clics, des messages de forum, des révisions de wiki et des informations sur l'état de l'apprenant d'un MOOC. Ils ont extrait 25 caractéristiques prédictives en utilisant des méthodes de crowd-sourcing, et ont dérivé plus de 10 000 modèles avec diverses techniques d'apprentissage automatique par apprenants et par semaine. Les caractéristiques liées à la remise des devoirs, aux interactions sociales et aux notes de laboratoire étaient les plus prédictives.

L'impact de septembre a été souligné par Labarthe et al. lors d'une série d'expériences menées sur différentes versions d'un MOOC français en entrepreneuriat. Ces chercheurs ont découvert que les apprenants sont plus motivés à suivre et à compléter le MOOC qui commence en septembre.

Une étude quantitative menée par Nazir et al. basée sur les traces dynamiques des apprenants a révélé que le taux d'abandon le plus élevé est atteint

au premier jour du MOOC, ce qui est logique et attendu étant donné l'aspect ouvert et gratuit du MOOC.

Globalement, nous constatons que les raisons pour lesquelles les MOOC sont abandonnés et complétés ne sont pas seulement liées au contenu ou à la qualité des MOOC, mais aussi aux comportements et aux préférences des apprenants. Ceci soutient notre point de vue partisan sur le lien entre le taux d'abandon et le succès d'un MOOC. Les principales raisons de l'abandon des élèves incluent le manque de soutien de l'équipe pédagogique et un processus de transfert personnalisé entre les élèves.

Ainsi, pour que les apprenants réussissent leur expérience de MOOC, de nouvelles possibilités devront leur être proposées.

1.2.10. Facturation des certificats des MOOC

Nick Gidwani a décrit ce problème des MOOC de plateforme est que, compte tenu de la condition initiale (gratuit), il faut prendre de l'argent quelque part. Il existe ici différentes approches. De nombreux MOOC de plateforme facturent les certificats. Autrement dit, la formation est gratuite, la certification finale est également gratuite, mais si vous avez également besoin d'un certificat, vous devez payer. L'edX non commercial est limité à cela.

Commercial Udacity et Coursera, en plus de payer pour les certificats, offrent également des services payants aux employeurs potentiels, leur permettant de trouver les meilleurs étudiants et de leur proposer des emplois. Certains cours incluent également la participation facultative des étudiants à des projets réels liés au sujet du cours, qui proviennent de diverses organisations.

Il est également possible de facturer aux étudiants des cours et formations organisés sur demande spécifique. Le schéma est le suivant : un étudiant suit un cours gratuit, il aime les professeurs et il souhaite suivre un cours supplémentaire - non plus automatisé, mais directement. Vous devez déjà payer pour cela. De plus, il existe des organisations commerciales qui souhaitent placer tel ou tel cours comme publicité. Et pour cela, bien sûr, la plateforme va prélever de l'argent auprès de cet organisme.

1.2.11. Validation des cours

Le troisième problème est la confirmation que l'étudiant a terminé le cours et a ainsi amélioré ses qualifications. En d'autres termes, il est nécessaire de s'assurer que les étudiants peuvent recevoir non seulement des connaissances, mais également des certificats qui offriraient des opportunités d'emploi et de croissance de carrière et pour lesquels les gens commenceraient à payer de l'argent. Pour qu'un certificat ait une quelconque valeur pour les étudiants, il doit être crédible pour les employeurs. Pour ce faire, il est souhaitable que ce certificat soit au moins reconnu par l'université qui a organisé le cours. Mieux encore, si cette université est prête à échanger le certificat délivré par le MOOC contre le sien.

Actuellement, Coursera, par exemple, collabore avec l'American Council on Education (ACE), avec qui ils ont essayé de négocier pour ses universités participantes (il y en a au total 1800) pour échanger des certificats Coursera contre leurs vrais. Par exemple, dans un rapport de 2 à 3 certificats pour un cours terminé. ACE était d'accord sur le principe, mais pour commencer, ACE lui-même doit encore s'entendre avec les universités participantes (et cela prendra un certain temps). Deuxièmement, selon Gidvani, toutes les universités n'accepteront pas cela, et les plus respectables risquent de refuser.

1.2.12. La vérification

Ce problème de vérification est présenté ainsi ; en s'inscrivant à n'importe quel cours gratuit de Coursera, l'utilisateur doit déclarer son accord avec le "code d'honneur" du Coursera, en d'autres termes, promettre qu'il effectuera toutes les tâches par lui-même, et ne pas demander à quelqu'un de le faire pour lui. Il est clair que lorsqu'il s'agit de choses aussi sérieuses que la certification, une simple promesse ne convaincra personne. Encore une fois, si une personne est venue étudier, c'est une chose ; si une personne venait recevoir un certificat - c'est déjà un peu différent. Pour ajouter de la crédibilité à leurs certificats, Coursera a créé une fonctionnalité supplémentaire (payante) - Signature Track. Ce plaisir coûte de 30 à 100 dollars par cours. Pour cela, à la fin du cours, l'étudiant reçoit non seulement un certificat reconnu par l'université, mais également un lien confirmant l'authenticité de ce certificat via Coursera. De plus, l'étudiant reçoit un rapport complet sur les tâches et les projets qu'il a réalisés. Ce rapport peut être présenté à l'employeur.

Pour suivre une signature personnelle, qui donne droit à une vérification, le système lit et analyse le style de frappe sur le clavier - ceci est considéré comme une caractéristique individuelle, presque comme l'écriture manuscrite. Ensuite, l'utilisateur doit prendre une photo de son visage (à l'aide d'une webcam) et de la même manière - sa pièce d'identité, comme un passeport ou un permis de conduire. De plus, les données personnelles (nom, adresse) et les détails de la carte bancaire sont saisis. Après toutes ces procédures, l'utilisateur a droit à un certificat certifié à la fin du cours. Coursera fournit également une vérification gratuite aux étudiants en situation financière difficile.

1.3. Conclusion

L’émergence des MOOC dans le contexte africain et marocain se heurte à de nombreux défis. Le plus simple est le faible TIC et Internet pénétration dans les pays africains en général. Mais le phénomène de massification est le défi le plus agressif qui a motivé l’université marocaine à proposer ses ressources en ligne.

Cette thèse doit être vue comme un guide dont s'inspirer pour lancer un MOOC dans une université dépassée par la massification. Le meilleur modèle à adopter est le xMOOC car son mode de diffusion traditionnel renforce le besoin des étudiants qui ont des difficultés à accéder aux cours de leurs professeurs en classe. Ce public d'étudiants universitaires doit être priorisé par le projet MOOC. En tant que xMOOC, il fournira à ces étudiants une copie en ligne des cours en face à face, un mélange de cours, de laboratoires et de tutoriels.

Fournir des MOOC est un remède simple à l'intégration difficile défis rencontrés par ce public dans les établissements d’enseignement supérieur. En tant que propriétaire de son MOOC, l'université a la responsabilité d'assurer un accompagnement juste de son projet.

Par ailleurs, le ministère marocain de l’enseignement supérieur a inauguré une stratégie nationale basée sur les MOOC en 2019, nommé MUN (Maroc Université Numérique) inspiré de FUN initié par la France en 2013.

Ce chapitre a présenté une revue de la littérature et un aperçu du contexte principal de cette thèse. Nous nous sommes intéressés à l’étude du concept MOOC et ses différents aspects. Dans un premier temps, nous avons donné une définition du terme MOOC et nous avons exposé les différentes interprétations données dans

la littérature de chacun des termes composant cet acronyme et les acteurs et les composantes pédagogiques principales des MOOC. Nous avons également présenté les différents types de MOOC existants en évoquant la distinction principale xMOOC/cMOOC. Dans un deuxième temps, nous avons entamé les avantages des MOOC, en se focalisant sur les apprenants et les établissements, nous avons discuté par la suite les hébergeurs et les producteurs des plateformes MOOC. Les problématiques liées aux MOOC sont présentées vers la fin du chapitre ; nous avons choisi de présenter les principaux problèmes spécifiques aux MOOC pour lesquelles l'éducation data science a été appliquée pour apporter des solutions. Afin de revenir sur ces concepts, rappelons que la quasi-totalité des interactions entre les apprenants et le MOOC sont collectées sous la forme de traces d'apprentissage. Ces données massives, traitées avec des techniques bien spécifiques, peuvent parmi d'autres faciliter le développement de cours, aider les organisations et cartographier les styles et modèles d'apprentissage, favorisant ainsi l'amélioration de l'apprentissage distant et, par conséquent, répondre à différentes problématiques telles que la réduction du taux d'abandon.

Chapitre 2 : Etat de l'art sur les préférences des apprenants

1. Introduction

L'apprentissage dans le contexte éducatif est l'acquisition de savoir-faire. Il est défini comme le processus d'acquisition de pratiques, de connaissances, de compétences, d'attitudes ou de valeurs culturelles et de changement durable de comportement, ou dans la capacité de se comporter d'une manière donnée qui résulte de la pratique ou d'autres formes d'expérience. Il est en contradiction avec l'enseignement qui se concentre principalement sur l'acquisition de connaissances ou de connaissances par des études, des exercices et des contrôles.

Par conséquent, l'apprentissage doit provoquer des changements, c'est-à-dire que les apprenants apprennent à faire quelque chose de manière différente et qui dure au fil du temps. Selon Schunk (1991), ce que les gens disent, écrivent et font est ce qui évalue l'apprentissage, et pour cela, il doit également impliquer une capacité modifiée pour démontrer, d'une manière donnée, les compétences, les connaissances, les croyances ou les comportements qu'ils ont appris.

Contrairement à l’apprentissage traditionnel ou l’environnement est une contrainte pour les apprenants par le fait que les cours sont donnés dans un auditoire à une certaine heure précise de la semaine, les MOOCs fournissent la possibilité aux apprenants du monde entier de suivre un cours sans contraintes de temps et de lieux. L’apprenant peut suivre d’où il le souhaite son cours et au moment qui lui convient le mieux.

Environ 10 % des apprenants suivent des cours en ligne ouverts et massifs (MOOC) ; l'absence de soutien par les pairs et les professeurs contribue aux problèmes de rétention. Les leaders du MOOC forment souvent des groupes pour compléter les forums en cours et les sessions de questions-réponses, et les étudiants qui participent aux groupes les trouvent utiles. Les instructeurs veulent aider à la

formation de groupes, créant des collaborations multinationales, un atout possible dans les MOOC qui est généralement sacrifié lorsque les étudiants forment leurs propres groupes. On sait peu de choses sur la façon dont les personnes de différentes cultures préfèrent communiquer entre elles, ou sur la valeur des groupes formés par les leaders MOOC. Pour comprendre les préférences de groupement des apprenants du MOOC, des chercheurs ont effectué des sondages en ligne préalable au cours auprès des volontaires inscrits au MOOC et ont affecté des volontaires à des groupes en fonction de leurs préférences. Ils ont également examiné si l'affectation des apprenants à des groupes en fonction de leurs préférences a amélioré leur performance ou l'achèvement du cours. Ce chapitre rapporte les préférences des apprenants du MOOC pour différents modes de communication en ligne avec les membres du groupe. Des relations statistiquement significatives ont été trouvées entre les modes de communication préférés des apprenants et leur niveau de maîtrise de la langue, leur sexe, leur niveau d'éducation et leur âge. Bien que placer les apprenants dans des groupes en fonction de leurs préférences et les présenter les uns aux autres n'ait pas amélioré les performances ou l'achèvement du cours, les conclusions dégagées par plusieurs chercheurs sur les modes de communication préférés, combinées à des instructions plus formelles sur la façon de fonctionner en tant que membres du groupe, peuvent s'avérer améliorer l'apprentissage et l'engagement dans les MOOC.

2.2. Qu’est-ce qu’un apprenant ?

Le terme apprenant désigne toute personne qui s’engage dans une situation d’apprentissage et prend part à une activité éducationnelle et ce, quel que soit l’âge de celui qui apprend. C’est une personne engagée dans un processus d’apprentissage et souhaitant s’instruire dans un domaine, quels que soient son âge,

son sexe, son origine sociale ou culturelle, son capital d'expérience ou son niveau de connaissance. L'apprenant est véritablement le sujet de l'apprendre.

Il peut pareillement être une personne responsable de son apprentissage et qui désire suivre un MOOC pour apprendre ou bien dans le cadre de ses études. La différence entre un apprenant et un étudiant est que ce dernier est une « personne qui fait des études supérieures dans une université ou un établissement d'enseignement supérieur, une grande école » alors que l'apprenant ne fait pas forcément des études supérieures. Toute personne peut être identifiée comme apprenant à partir du moment où elle s'inscrit à un cours en ligne ou un MOOC.

Un apprenant est peut être également défini comme une personne qui prend part à une activité éducationnelle. C'est une personne qui souhaite s'instruire dans un domaine et qui va suivre différents cours. Un apprenant peut être un individu souhaitant se spécialiser dans un certain domaine pour ensuite pouvoir exercer un métier. Il peut également être quelqu'un devant suivre le MOOC dans le cadre de ses études ou bien encore quelqu'un souhaitant tout simplement s'instruire.

L'étudiant est une « personne qui fait des études supérieures dans une université ou un établissement d'enseignement supérieur, une grande école » (Larousse, n.d.) alors que l'apprenant ne le fait pas forcément.

Il n'y a pas de profil type d'un apprenant. Tout le monde peut être identifié comme apprenant à partir du moment où il s'inscrit à un cours en ligne.

2.3. La modélisation de l’apprenant

2.3.1. Définition

Le modèle de l'apprenant est une structure de données qui caractérise les connaissances de l'apprenant (au sens de l'informatique). Le modèle de l'utilisateur présente cinq caractéristiques principales (Brusilovky, 1996): L'objectif de l'élève. - Ses compétences et son éducation. - Ses expériences personnelles. - Ses intérêts ou ses préférences. Pour s'adapter à chaque usager, ce modèle fournit ses informations à l'environnement et les met à jour explicitement (en interrogeant l'utilisateur via un questionnaire ou une activité de rétroaction) ou implicitement en recueillant les traces résultantes de ses interactions avec l'environnement. Selon Buche (Buche et al., 2006), l'un des nombreux objectifs de la modélisation de l'apprenant est : - Aider un étudiant à apprendre. - Adaptez les informations, l'interface et l'aide à l'utilisateur. - Faciliter la recherche. fournir à l'élève un retour d'information qui reflète son parcours pédagogique. Il existe de nombreuses façons d'adapter l'environnement aux besoins et aux intérêts de l'élève, telles que : - Le traçage du modèle compare les étapes effectuées par l'élève aux étapes existantes dans les règles procédurales définies dans le modèle du domaine. - Le traçage des problèmes est une modification du traçage du modèle. Le but de ce modèle n'est pas de reproduire le processus de résolution de problème, mais plutôt de déterminer les compétences restant à apprendre par l'apprenant (Burton et Brown, 1978). - Les systèmes experts mettent à jour le modèle de l'apprenant en analysant les réponses des apprenants (Clancey, 1983).

Le modèle de l'apprenant est crucial pour la génération de parcours individualisés dans les MOOC adaptatifs. Cela implique de prendre en compte les

caractéristiques de l'apprenant auxquelles le système doit s'adapter. Ces caractéristiques peuvent varier d'un apprenant à un autre et peuvent changer au fil du temps pour un même apprenant. Au niveau des modèles apprenants, il est crucial de faire la distinction entre un modèle adaptatif et un modèle adaptable. Dans le premier cas, l'utilisateur est le seul à modifier le modèle, tandis que dans le second cas, le système modifie automatiquement le modèle au fur et à mesure que l'apprenant interagit avec le système. Enfin, deux approches peuvent être utilisées pour construire des modèles d'apprenants : l'approche « stéréotype », qui considère des groupes d'apprenants avec des caractéristiques communes, et l'approche « individuelle », qui décrit chaque apprenant avec ses propres caractéristiques. La nature des connaissances qu'ils permettent d'exprimer est le critère essentiel qui permet de classer les modèles d'apprenants.

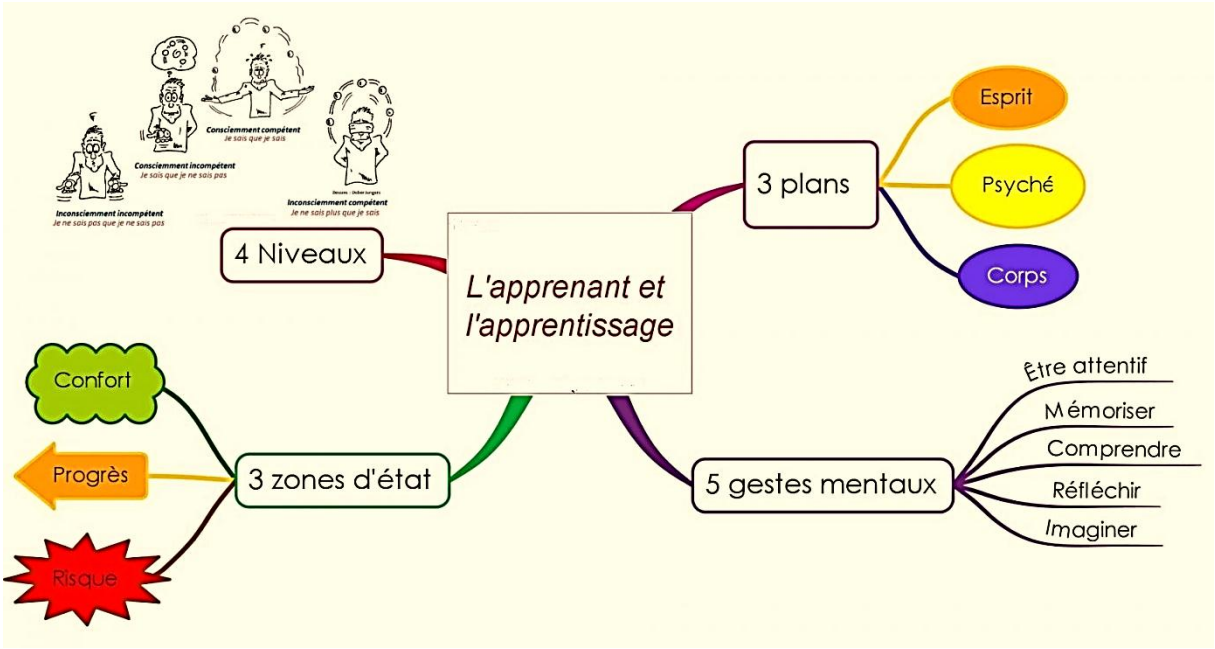


Figure 8 *: Modélisation d'un apprenant dans un contexte d'apprentissage (Guévorts, 2017).*

La facette « nature »

Le modèle de l'apprenant peut être caractérisé à l'aide de ce critère. Il est courant de penser qu'un modèle d'apprenant est composé de quatre sous-modèles, chaque sous-modèle correspondant à un type de connaissance spécifique.

-Le sous-modèle de la connaissance du domaine : Il désigne les connaissances de l'apprenant concernant la matière enseignée. Il existe trois niveaux de connaissances : le niveau de tâche, le niveau logique et le niveau physique (Benyon 1993). Les objectifs réalisés par l'utilisateur sur la matière enseignée sont exprimés au niveau de tâche. Le niveau physique correspond aux connaissances effectives de l'apprenant, tandis que le niveau logique définit les connaissances de l'apprenant sur les concepts de la matière enseignée. Dans (Ragnemalm 1995), une distinction est faite entre les connaissances résultant de l'évaluation des connaissances de l'apprenant et les connaissances générales sur le domaine. La structure de cette connaissance est basée sur des objectifs.

- **Le sous-modèle de l'expérience** : Il s'agit de connaissances indépendantes du domaine de l'apprenant. Ces connaissances sont liées aux sujets d'intérêt d'un apprenant, à sa culture et à son expérience...

- Le sous modèle des préférences Il exprime les préférences de l'apprenant non seulement concernant la forme de présentation du cours, mais également concernant les styles et les méthodes d'enseignement. De plus, ce sous-modèle inclut généralement les « traits de personnalité » de l'apprenant, tels que sa motivation, son niveau de concentration... Le système ne peut pas produire l'ensemble de ces

connaissances, mais l'apprenant doit les fournir. Par conséquent, ces connaissances sont plus cruciales pour les systèmes adaptables que pour les systèmes adaptatifs.

-Le sous-modèle des "tâches" : Il s'agit d'une connaissance relative aux activités effectuées efficacement par l'apprenant pendant les cours. Cette connaissance contextuelle est cruciale car elle explique pourquoi l'apprenant a pris certaines mesures.

2.4. Les profils des apprenants dans les MOOC

Le profil des apprenants dans un MOOC est différent de celui des étudiants classiques. Dans ce qui suit nous présentons une description des profils des apprenants les plus souvent représentés dans les MOOC.

2.4.1. Répartition des sexes des apprenants dans les MOOC

Selon les statistiques de France Université Numérique, la majorité des apprenants des MOOC sont des hommes, mais il y an un rééquilibrage vers la parité. En 2017, la répartition des sexes était de 48,72 % pour les femmes et de 51,28 % pour les hommes, contrairement à 46,90 % pour les femmes et à 53,10 % pour les hommes en 2016.

Selon plusieurs chercheurs, le pourcentage est d'environ 70 %. Selon Bourdenet et al. (2019), les MOOC présentent également une différence de genre similaire à celle des cours traditionnels. En réalité, les femmes sont souvent moins présentes dans les cours en présentiel de science, technologie, ingénierie et mathématiques, et ce constat est également valable pour les MOOC.

2.4.2. Niveau estudiantin des apprenants dans les MOOC

Plusieurs chercheurs ont affirmé que la majorité des apprenants dans les MOOC sont dotés d'un diplôme d'études supérieures. D'après certaines recherches, les apprenants qui réussissent dans les MOOC ont en général un niveau d'études plus élevé que la moyenne des participants. Généralement au moins ils ont un diplôme de master.Enfin , environ 45 à 71 % des apprenants dans les MOOC ont déjà suivi plusieurs MOOCs.

2.4.3. Situation professionnelle des apprenants dans les MOOC

La plupart des participants dans les MOOC ont un emploi. En effet, approximativement 60 à 70 % des participants à un MOOC sont salariés à plein temps, à temps partiel ou indépendants. Le pourcentage des étudiants dans les MOOC varie de 13 à 26 %, celui des demandeurs d'emploi de 11 à 27 % et celui de retraités de 10 à 13 %.

Tableau 3 : *Synthèse du profil des apprenants dans les MOOC*

Caractéristiques	**MOOCs dans le monde**
Genre	% hommes = 51-76 %
Age	% 18-24 ans = 21-28 % % 25-34 ans = 30-40 % % 35-44 ans = 13-23 % % 45-54 ans = 9-15 % % 55-64 ans = 4-8 % % +64 ans = 1-4 %
Niveau d'études	% diplôme de bachelier = 60-92 % dont 27 à 50 % ont un diplôme de master ou professionnalisant

Situation professionnelle	% salariés à plein temps, à temps partiel ou indépendants = 60-70 % % étudiants = 13-26 % % demandeurs d'emploi = 11-27 % % retraités = 10-13 %
Lieu de résidence : MOOC francophone	Pays les plus représentés : France, Belgique, Canada, Haïti et les pays d'Afrique francophone
Lieu de résidence : MOOC anglophone	Pays les plus représentés : Etats-Unis, Chine, Inde, Royaume-Uni, Canada, Brésil, Mexique, Russie et Espagne
Expérience vis-à-vis des MOOCs	Expérience MOOC = 45-71 %
Expertise dans le sujet du MOOC	Expertise sujet MOOC = 35-80 %

2.5. Les profils d'apprentissage

Selon plusieurs auteurs, les définitions des profils d'apprentissage sont très variées et souvent complémentaires. Il n'existe pas de profils d'apprentissage complets, mais il est intéressant d'en examiner plusieurs pour aborder l'apprentissage sous différents angles.

- Profils d'apprentissage visuels, auditifs et kinesthésiques

En combinant les quatre niveaux réels définis par A. de La Garanderie et H. Trocmé-Fabre (1987), 12 profils d'apprentissage visuels, auditifs et kinesthésiques sont développés :

Tableau 4 : *Les profils d'apprentissage*

4 niveaux de réel	**Visuel**	**Auditif**	**Kinesthésique**
1. la réalité concrète	**V1 :** préfère *voir* la scène, la situation, le film, les images du livre	**A1 :** est sensible à l'*environnement* sonore	**K1 & K2 :** préfèrent l'expression *non verbale*
2. la représentation de la réalité dans le code verbal	**V2 :** préfère *lire* le texte	**A2 :** préfère une situation d'écoute à la lecture d'un document	
3. toute mise en relation ou structure	**V3 :** demande à faire des exercices, des applications, mettre « au clair »	**A3 :** aime les *raisonnements*, les démonstrations ; prolonge, crée à partir des paramètres auditifs : hauteur, amplitude, durée, fréquences	**K3 & K4 :** sont des « *metteurs en scène* », des réalisateurs
4. tout prolongement de la réalité	**V4 :** *prolonge* les paramètres visuels, formes,etc.	**A3 :** prolonge, *crée* à partir des paramètres auditifs : amplitude, durée, fréquences	

Dans le cadre des MOOC, cette approche des profils d'apprentissage est intéressante car les traces collectées sur les plateformes démontrent que les participants adoptent des stratégies spécifiques. En général, les profils V1 et V2 indiquent que certains individus préfèrent regarder la vidéo tandis que d'autres préfèrent télécharger la transcription de la vidéo pour la lire. Pour cette raison, la transcription de la vidéo, initialement destinée à faciliter l'accès des MOOC, est devenue essentielle. (Trocmé-Fabre, 1987, p.201) L'application pratique de ces recherches apparaît alors plus clairement : Les profils d'apprentissage donnent une image des préférences d'apprentissage de l'apprenant à un instant t, elles peuvent évoluer avec les stratégies déployées au cours du temps, la plasticité du cerveau permettant une évolution dans un sens ou dans un autre, et un apprenant, en utilisant

en priorité les gestions perceptives qu'il préfère, peut prendre confiance en lui tout en se donnant pour objectif d'explorer les autres pour les développer.

- **Connaître son profil d'apprentissage préférentiel visuel, auditif, kinesthésique**

Du fait de son expérience d'apprentissage antérieure, l'apprenant a développé un profil d'apprentissage préférentiel, qui lui est familier et avec lequel il est à l'aise. Il n'en est pas forcément conscient et il n'a peut-être jamais pensé à changer. Prendre conscience de ses préférences en matière de profil d'apprentissage visuel, auditif et kinesthésique peut lui permettre de mieux se connaître et de réfléchir à l'efficacité de ses stratégies d'apprentissage. Une évolution possible des profils d'apprentissage perceptifs est ainsi envisageable grâce aux neurosciences démontrant la plasticité du cerveau. L'intérêt étant alors de se poser la question du choix des stratégies adoptées pour gagner en efficacité. Connaître ses préférences et tester d'autres stratégies offre la possibilité d'élargir son répertoire et d'adapter en connaissance de cause ses stratégies en fonction du contexte, de ses objectifs et de réguler en fonction des résultats obtenus.

2.6. Les types des apprenants dans les MOOC

Pour déterminer les caractéristiques des apprenants dans les plateformes d'apprentissage en ligne en occurrence dans les MOOC, il faut combiner une série d'informations et des éléments qui permettent une bonne définition de leurs façon d'acquérir de nouvelles connaissances, leurs capacités et leurs préférences qui influencent l'efficacité du processus d'apprentissage

Les caractéristiques des apprenants sont très variantes et peuvent être d'ordre démographiques personnelles (âge, genre, statut marital…), psychologiques (préférences, motivation, pratique d'apprentissage, niveaux de connaissance..) ou relatives aux pratiques des apprenants vis-à-vis des environnements d'apprentissage

Les apprenants ont non seulement des caractéristiques très variées, mais ils sont également très différents dans leurs pratiques d'apprentissage et leurs préférences et cela engendre un vaste nombre de types d'apprenants hétérogènes

Parler de typologie des apprenants signifie parler de regroupement d'individus, de classification d'individu ou chaque type de classification d'apprenants a des caractéristiques spécifiques. Nous segmentons la population d'apprenants en un certain nombre de groupes selon leurs préférences.

Leur permettre d'être plus indépendants dans le MOOC en proposant un contenu qui répond à leurs préférences et leurs profilages et un parcours d'apprentissage le plus adapté, efficace et plaisant possible à chaque apprenant demeure une question de recherche très actuelle qui suscite le grand intérêt de plusieurs chercheurs

Les traces et la grande masses de données générées par les apprenants dans les plateformes d'apprentissage à distance ont proposé une aide précieuse aux chercheurs et les ont ainsi poussé à la collecte et l'analyse de ces derniers (Akçapinar et al., 2020; Bakhshinategh et al., 2018; Ballesteros Mesa & Wilde, 2016). En exploiteant et en collectant avec pertinence les traces des interactions des apprenants avec le système, nous en conaissons désormais plus sur les apprenants et il est évident qu'en termes d'âge, de sexe, d'éducation, d'emploi et de pays d'origine, ils forment bien un groupe hétérogène (Kop et al., 2011).

Dans ce contexte, de nombreux chercheurs ont tenté de comprendre les préférences des apprenants en analysant leurs activités. Les résultats de ces travaux ont permis de proposer plusieurs profilages et taxonomies d'apprenants.

Reich (2014) a classifié les apprenants inscrits à un MOOC en fonction de leurs intentions de participation. Il les a divisés en quatre catégories :

-**Browse:** ceux sont les apprenants qui pensent parcourir le matériel proposé mais qui n'ont pas l'intention de réaliser les activités du MOOC

-**Audit:** ceux sont les apprenants qui ont l'intention de réaliser quelques activités du MOOC mais qui n'envisagent pas de le réussir

-Complete : ceux sont les apprenants qui ont l'intention de réaliser les activités du MOOC afin de le réussir

-Unsure: ceux sont les apprenants qui n'ont pas encore décidé s'ils allaient réaliser ou non les activités du MOOC

Kizilcec et al. (2013) ont classé les apprenants en quatre catégories : « completing, auditing, disengaging et sampling »

-**Completing** ceux sont les apprenants qui réalisent la majorité des activités proposées et les évaluations

-**Auditing** ceux sont les apprenants qui font quelques évaluations mais regardent la plupart des vidéos

-**Disengaging** ceux sont les apprenants qui réalisent les évaluations en début du MOOC et puis arrêtent de participer

-**Sampling** ceux sont les apprenants qui ne regardent les vidéos qu'en début de MOOC.

Les apprenants appartenant à la catégorie disengaging ont le même comportement que les completing en début du MOOC puis, soit disparaissent totalement du MOOC, soit continuent à regarder quelques vidéos par-ci par-là. Ces apprenants commencent généralement à ne plus s'investir lorsqu'ils arrivent au tiers du MOOC

Le chercheur Phil Hill a proposé une description des modèles d'étudiants émergeant le MOOC et a regroupé les apprenants des MOOC en :

- **No-shows** : Ceux sont les apprenants qui s'inscrivent au MOOC mais après ils ne s'y connectent jamais tant qu'il est actif ; ils semblent être le plus grand groupe

- **Observateurs** : Ceux sont les apprenants qui peuvent lire et explorer le contenu du MOOC ou parcourir les discussions, mais q mais ne prennent aucune forme d'évaluation au-delà des questionnaires.Ils n'ont pas d'objectif d'apprentissage précis et ne considèrent pas le MOOC comme une formation à part entière ;

- **Drop-ins** : Ceux sont les apprenants actifs qui ne suivent qu'une partie du MOOC. Ils n'essayent pas de terminer le cours dans son intégralité.

-**Participants passifs** : Ceux sont les apprenants qui ne font que consulter le contenu ; ils considèrent le MOOC un contenu consommable ; Ils peuvent visionner des vidéos, répondre à des quiz ou lire les forums mais ne s'engagent généralement pas dans les devoirs

-**Participants actifs** : Ceux sont les apprenants complètement engagés dans le MOOC en participant aux forums de discussion et en profitant de la majorité des ressources disponibles sur le MOOC, des devoirs et de tous les quiz et évaluations

L'auteur ajoute aussi que les apprenants peuvent changer de comportements tout au long du MOOC.

Hill (2013b) a également fait des liens entre ses catégories et celles définies par Kizilcec et al. (2013). Sa catégorie participants actifs se réfère à la catégorie completing de Kizilcec et al. (2013) et celle des participants passifs à auditing. Les drop-ins et les apprenants passant de participants actifs à passifs puis à observers sont équivalents à la catégorie disengaging et une combinaison des observers et drop-ins à sampling.

Anderson et al. (2014) ont identifié cinq comportements des apprenants en utilisant des techniques d'exploration de données sur les lectures et évaluations réalisées par les eux et en prenant en compte la fréquence avec laquelle chaque apprenant réalise certains types d'activités. Dans deux modules MOOC, les deux chercheurs ont pu ainsi proposer cinq différents comportements d'apprenants qui correspondent à :

-Des apprenants qui regardent regardent en générale des videos, mais ne réalisent que peu de devoirs **(viewer)**

-Des apprenants qui résolvent les exercices mais visionnent que peu de vidéos **(solver)**

-Des apprenants qui font un équilibre entre le nombre de vidéos visionnées et le nombre de devoirs et d'exercice résolus **(all-rounder)**

-Des apprenants qui téléchargent les vidéos mais ne soumettent pas les devoirs **(collector)**

-Des apprenants qui s'enregistrent seulement au MOOC mais qui y ont une très faible activité (**bystander).**

Kovanovic et al. (2016) ont employé l'algorithme k-means sur 28 MOOC de la plateforme Coursera et ont conclu qu'il y a 5 typologie d'apprenants :

-**Enrollees:** ceux sont les apprenants inscrits mais qui ne sont pas actifs.

-**Low Engagement:** ceux sont les apprenants dont l'activité est très faible.

-**Videos**: ceux sont les apprenants qui regardent principalement des vidéos.

-**Videos & Quizzes:** ceux sont les apprenants qui s'engagent dans des vidéos et qui font des quiz.

-**Social:** ceux sont les apprenants qui participent activement aux forums de discussion.

Hicks et al. (2016) avaient comme objectif d'identifier les caractéristiques des apprenants en relation avec leur comportement dans le MOOC . Ainsi Ils ont classé les apprenants en cinq catégories différentes en fonction de leur engagement, sur la base de données provenant d'une enquête. Les 5 catégories d'apprenants sont:

-Fully engaged : totalement engagé

-Consistent :constant,

-Two-week: deux semaines

-One-week: une semaine

-Sporadic: sporadique

M. Khalil & Ebner (2017) se sont basé sur un l'algorithme k-means avec 4 variables

1. Fréquence de lecture qui indique le nombre de fois où un apprenant a cliqué sur les messages du forum.

2. Fréquence d'écriture qui détermine le nombre de messages écrits dans le forum de discussion.

3. Vidéos regardées qui contient le nombre total de vidéos sur lesquelles un apprenant a cliqué.

4. Tentatives d'évaluation qui calcule la somme des tentatives d'évaluation dans toutes les semaines.

Ainsi ils ont identifié 4 types d'apprenant :

-**Dropout** c'est à dire les abandons et qui représentaient 20,69% et qui ont une faible activité parmi les quatre variables du MOOC.

-**Perfect Students** c'est à dire les "Étudiants parfaits" qui représentaient 33,55 % . La plupart de ces apprenants ont terminé le MOOC avec succès. Ce groupe était très engagé dans la lecture dans le forum de discussion et accédé aux conférences vidéo.

-Gaming the system c'est à dire "Jouer avec le système" qui représentait 44,88 %. Les apprenants de ce groupe partageaient le même style d'apprentissage que dans le groupe (2), cependant, il est remarquable de constater que le visionnage de vidéos était assez faible. Le niveau d'engagement dans le nombre de tentatives de quiz était exceptionnellement plus élevé que les autres groupes.

-Social qui était le plus petit groupe et ne comptait que moins 1%. Ils ont remarqué que les apprenants de ce groupe sont les seuls à avoir écrit dans le forum de discussion.

Roy, Poellhuber, Bouchoucha, Garand et Beauchamp-Goyette (2017) [10] avaient pour objectif d'examiner l'appréciation que les apprenants font de leur expérience de deux MOOC, à partir de leurs perceptions et d'une approche inductive non préalablement fondée sur des a priori théoriques, à l'aide de trois questions ouvertes. Ils ont ainsi identifié que la réussite d'un MOOC peut être favorisée par un accompagnement adapté aux besoins des apprenants et qu'une attention toute particulière devrait être accordée au contenu (liens théorie-pratique, accessibilité des contenus), aux prestations enseignantes et à la clarté des tests.

Walker (2018c) a mis en évidence sept types d'apprenants dans un MOOC pouvant se classer dans trois grandes catégories selon leurs motivations : la catégorie work and study (les apprenants voulant améliorer leur carrière professionnelle), la catégorie personal life (les apprenants voulant trouver une solution à un problème personnel) et la catégorie leisure (les apprenants s'inscrivant par curiosité, pour le plaisir ou pour faire partie d'une communauté).

Trois types d'apprenants appartiennent à la catégorie work an study : les advancers (ceux qui veulent avancer dans leur carrière), les explorers (ceux qui veulent se réorienter professionnellement) et les preparers (ceux qui n'ont pas encore d'emploi et qui veulent améliorer leur opportunité d'emploi) (Walker, 2018a). Deux types d'apprenants appartiennent à la catégorie personal life : les fixers (ceux qui veulent comprendre et gérer des aspects de leur vie personnelle) et les flourishers (ceux qui veulent améliorer leur bien-être personnel et professionnel) (Walker, 2018b). Et pour finir, la catégorie leisure comprend deux types d'apprenants : les hobbyists (ceux qui veulent réaliser leurs projets personnels ou s'occuper pendant leur temps libre) et les vitalisers (ceux qui aiment apprendre tout au long de leur vie) (Walker, 2018d).

Hmedna B. (2021) a proposé une méthode automatique pour prédire les styles d'apprentissage des apprenants en utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique basés sur l'analyse des traces. Il a ainsi développé MOOCLS (MOOC Learning Styles) qui est un outil de visualisation pour les MOOC qui permet aux enseignants de mieux comprendre la variété et la diversité des participants à un MOOC quant aux styles d'apprentissage. Cet outil permettra d'assister les enseignants et les concepteurs pédagogiques pour améliorer leur MOOC, l'adapter aux besoins de leurs apprenants et optimiser leurs stratégies d'enseignements.

D'après des analyses faites par Boumazguida et al. , trois profils d'apprenants ont été établis pour classer les apprenants en fonction de leur utilisation autonome des ressources pédagogiques proposées dans le MOOC hybride (informatives, formatives et interactives) et de leurs résultats. Il existe deux catégories d'élèves spontanés ou recrutés : les « non engagés » et les « engagés modérés ». Les élèves les plus nombreux sont les élèves « non-engagés spontanés » et « non-engagés enrôlés », qui se distinguent des autres catégories d'élèves par leur manque d'utilisation des ressources pédagogiques. Ce type d'utilisateurs peut être comparé aux « observateurs » de Phil Hill (2013), qui se connectent au MOOC pour utiliser superficiellement les ressources intégrées. Cependant, ces comportements ne sont pas spécifiques aux élèves des MOOC : plusieurs auteurs affirment que les élèves sont souvent passives même en situation d'apprentissage en présentiel. Qu'ils soient recrutés ou spontanés, les « engagés modérés » participent davantage au MOOC en visionnant quelques capsules pédagogiques et en participant de manière modérée aux exercices. Nous avons remarqué qu'ils font un plus grand usage des ressources d'information, telles que la vision de vidéos, et des ressources d'apprentissage, telles que les exercices. Cependant, cela ne leur permet pas de réaliser des performances

remarquables. Nous soulignons également qu'ils n'utilisent pas beaucoup les outils de communication. Certains de ces sujets ont également le niveau le plus bas, ils doivent donc s'entraîner. Cela pourrait expliquer leur investissement supplémentaire dans les exercices. Nous présupposons que ces élèves n'utilisent pas les outils de communication parce qu'ils ne les considèrent pas comme utiles pour apprendre. Ces « engagés modérés » (enrôlés ou spontanés) suivent le cours en ligne en effectuant les différentes tâches demandées sans nécessairement participer aux forums de discussion. Daniel Onah et collègues (2014) ont également découvert que les outils de communication des MOOC sont souvent moins utilisés et ne concernent qu'une minorité d'apprenants. Selon Rita Kop (2011), le manque d'interaction avec les outils de communication est associé à un grand nombre d'étudiants. Les étudiants n'osent pas poser leurs questions sur les forums parce qu'ils craignent d'être jugés par leurs pairs. Finalement, nous constatons que les apprenants enrôlés et spontanés utilisent davantage les outils de communication que les autres groupes de leurs groupes respectifs. Le comportement de ces étudiants ressemble à celui des utilisateurs, que Franza Grunewald et collègues (2013) qualifient de réaction pour leur tendance à participer aux échanges en commentant et en réagissant aux diverses publications de leurs pairs. Il est évident que dans les deux groupes, il y an un petit groupe de sujets "ultra-communicants" qui ont des trajectoires différentes en fonction de leur statut : les sujets spontanés ont réussi malgré une "sur-communication" relative, tandis que les sujets enrôlés ont adopté des comportements communicationnels équivalents.

2.7. Les préférences des apprenants dans les MOOC

Les chercheurs Naveen Bansal. (2013) ont présenté une approche de personnalisation des MOOCs qui est un système de recommandation adaptatif pour

MOOC .Différentes contraintes ont été définies dans la personnalisation des MOOC et parmi elles les ressources qui respectent les préférences de l'apprenant.

Une enquête Abeer & Miri (2014) a identifié trois attentes des apprenants dans les MOOC 72 % des répondants estiment le MOOC intéressant et une bonne manière d'acquérir de nouvelles connaissances. 14 % souhaitent acquérir des connaissances pertinentes pour leur quotidien. Enfin, les 14 % restants souhaitent quant à eux étendre leurs connaissances.

Dans leur étude, les résultats ont indiqué cinq compétences d'apprentissage qui peuvent affecter la participation, la persistance et la continuité de l'apprentissage d'un MOOC par les étudiants.: la compétence linguistique, les connaissances préalables dans la matière, la largeur d'esprit, l'autorégulation et l'auto-efficacité, et les compétences en communication.

La participation des étudiants peut également être affectée par quatre caractéristiques de conception qui déterminent la valeur d'un MOOC : la clarté des explications, la visualisation de concepts abstraits, le soutien et la communication, et la variété des tâches. La détection en temps réel des étudiants insatisfaits ainsi que la conception de cours de meilleure qualité et plus engageants peuvent augmenter les taux de rétention et la motivation des apprenants à apprendre.

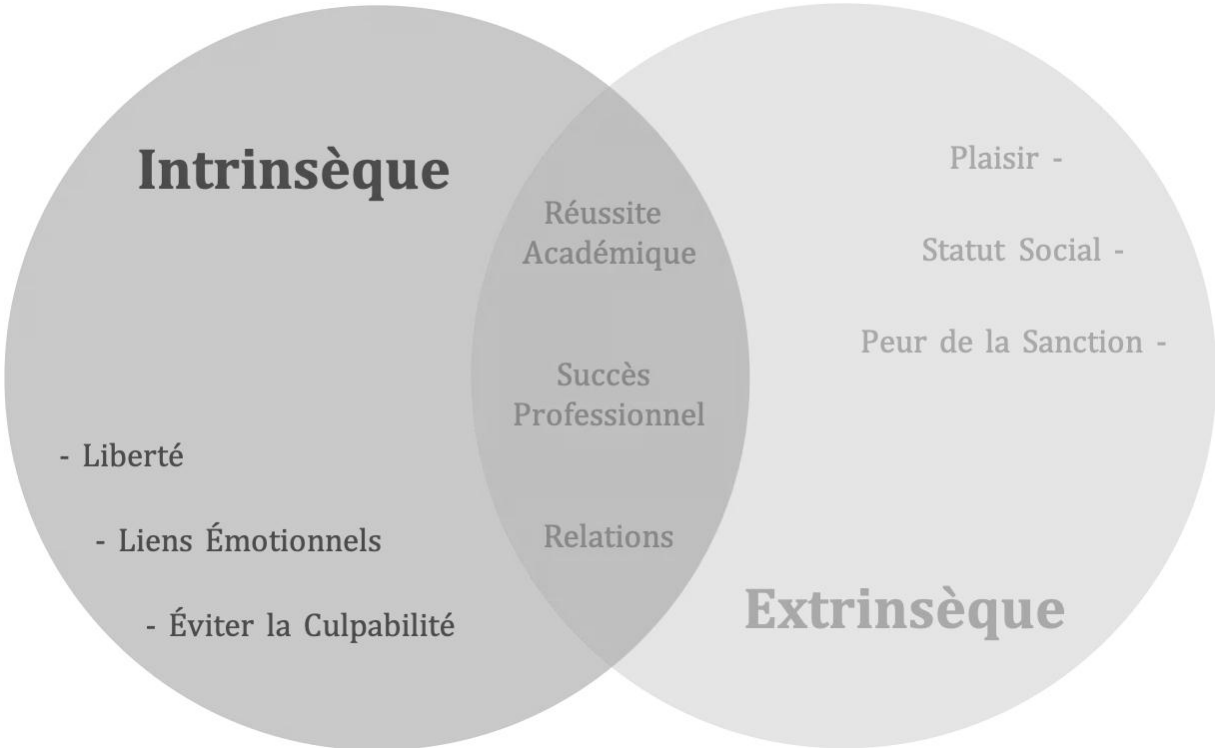


Figure 9 *: Motivation intrinsèque et extrinsèque des apprenants [kizilchek et al. 2013.*

Kizilchek et autres (2013) ont analysé les schémas d'engagement et de désengagement dans trois MOOC sur la plateforme Coursera. Les étudiants ont été classés en fonction de leur comportement attrayant lorsqu'ils regardaient des conférences vidéo et présentaient des notes. Ils ont identifié quatre types d'engagement des élèves : « en déplacement » (a terminé la tâche à temps), « en retard » (tâche retardée), « en audition » (n'a pas terminé la tâche, mais a regardé la vidéo ou réussi les tests) et "off" (n'a pas du tout participé au cours).). Ensuite, ils ont utilisé une analyse par grappes et classé les étudiants en modèles d'engagement « achèvement », « audit », « déconnexion » et « échantillon ». Le modèle d'engagement final a caractérisé les étudiants qui ont terminé la majorité des évaluations. Les étudiants en audition étaient ceux qui regardaient la plupart des vidéos mais faisaient rarement les évaluations. Les étudiants qui ont été suspendus ont terminé les

évaluations au début du cours, mais se sont par la suite retirés. Un échantillon d'étudiants a simplement regardé certaines des vidéos du cours.

Reconnaissant l'importance de l'intention d'apprendre des élèves, Koller et al. (2013) a divisé les apprenants du MOOC en « navigateurs » et « apprenants dévoués ». Ils ont ensuite différencié les apprenants engagés en participants passifs, participants actifs et participants communautaires. Les apprenants passifs étaient ceux qui regardaient fréquemment des vidéos de cours, mais avaient une participation limitée aux forums de cours et avaient tenté quelques devoirs et quiz. Les étudiants actifs ont rejoint le cours avec enthousiasme, complétant les devoirs, les quiz, les examens et les évaluations par les pairs. Les membres de la communauté ont également participé activement aux cours, mais ils ont montré un intérêt particulier à animer des forums de discussion et à contribuer au bien public.

Ferguson and Clow (2016) ont adopté une approche socioconstructiviste et a soutenu que contribuer à une discussion ou lire des commentaires est une partie importante du processus d'apprentissage du MOOC. Ils ont analysé quatre MOOC FutureLearn et ont constaté que seuls les groupes de population et d'échantillon précédemment définis par Kyzylchek et ses collègues pouvaient être appliqués dans leurs cas (2013). Cependant, lorsque les contributions actives à la discussion ont été incluses dans l'analyse par grappes, sept grappes distinctes ont été identifiées. Les deux groupes les plus performants étaient les étudiants qui ont fait un usage intensif et structuré des commentaires dans la discussion. Dans cette approche, la connaissance est co-formée par la conversation.

Anderson et al. (2014) mettent en avant les préférences pour telle ou telle activité prescrite ; ils distinguent les participants selon qu'ils préfèrent se concentrer sur les vidéos pédagogiques ou sur les devoirs à rendre ou les quiz à soumettre. Ils ont également utilisé les deux actions consistant à regarder une vidéo de conférence et à soumettre une attribution de crédits dans six MOOC sur Coursera pour identifier cinq styles d'engagement d'apprentissage. Ils ont identifié cinq modèles d'engagement des étudiants : spectateurs, résolveurs, généralistes, collectionneurs et spectateurs. Le public a principalement regardé les conférences du cours, les solveurs ont principalement remis des devoirs pour évaluation, des généralistes sont apparus au milieu des conférences et rendu des devoirs. Les collectionneurs ont téléchargé les conférences, mais peut-être ne les regardent-ils pas réellement. Des passants se sont inscrits au cours, mais leur activité globale était inférieure à un seuil très bas. Dans leur étude, tous ces clusters ont été systématiquement trouvés dans les MOOC conçus pour des étudiants de différents niveaux d'éducation.

2.8. Conclusion

Chaque apprenant choisit un cours en fonction de l'intérêt qu'il a envers celui-ci. Le fond du cours et sa forme entrent en considération pour son choix et sa continuité. Les critères de contenu, de fonctionnalités et de pédagogie sont donc à prendre en compte.

La revue littéraire nous a permis d'identifier une série de critères mais bien d'autres peuvent également influencer les conditions favorables et défavorables à l'utilisation d'un MOOC.

Dans ce chapitre nous avons donné un aperçu général sur les apprenants et leurs préférences. Nous nous sommes intéressés à l'étude de la notion de l'apprenant ses différentes caractéristiques. Dans un premier temps, nous avons présenté une définition de l'apprenant et nous avons exposé une modélisation de l'apprenant dans les MOOC selon plusieurs critères et nous avons l'explicité à divers sous modèles. Nous avons également présenté les différents profils de l'apprenant selon différents répartitions, à savoir le sexe, le niveau estudiantin, et la situation professionnelle. Ainsi, nous avons évoqué les profils d'apprentissage dans lesquels les apprenants peuvent s'inscrire. Dans un deuxième temps, nous avons entamé les types des apprenants, en se focalisant sur les classifications des chercheurs du domaine. Les préférences des apprenant sont présentées vers la fin du chapitre ; nous avons choisi de présenter les modes de communication préférés des apprenants des MOOC et comment ces préférences sont différentes en fonction du niveau de maîtrise de l'anglais, du sexe, du niveau d'éducation et de l'âge des étudiants, et ce, dans le contexte d'un MOOC sur la créativité et l'innovation.

Chapitre 3 : Approches et Techniques Décisionnelles

3.1. Introduction

Il existe plusieurs définitions de systèmes d'aide à la décision (SAD) ou en terme souvent utilisé approche décisionnelle, qui, en général, tournent autour de la même fonctionnalité. En général, SAD est un tel système qui aide les décideurs (Decision Makers) à prendre ces mêmes décisions, en utilisant des outils d'exploration de données, de modélisation et de visualisation, a un niveau convivial, stable en qualité, interactive et flexible dans les paramètres.

Le SAD est un système créé pour prendre en charge des décisions multicritères dans un environnement d'information complexe. Dans le même temps, le multicritère s'entend comme le fait que les résultats des décisions prises sont évalués non pas par un, mais par la totalité de plusieurs indicateurs (critères) considérés simultanément. La complexité de l'information est déterminée par la nécessité de prendre en considération un grand volume de données, dont le traitement est pratiquement impossible sans l'aide de la technologie informatique moderne. Dans ces conditions, le nombre de solutions possibles est généralement très important et le choix des meilleures d'entre elles "à l'œil", sans analyse approfondie, peut conduire à des erreurs grossières (Carlsson & Turban, 2002).

Dans ce chapitre, nous exposerons les différentes approches et techniques décisionnelles utilisées pour l'élicitation des préférences des apprenants dans un environnement d'apprentissage en ligne (MOOCs). Nous donnerons ainsi un intérêt particulier à l'approche collaborative qui constitue le cœur de la thèse que nous avons réalisée.

3.2. Approches décisionnelles : aspects historiques

Les origines et les étapes principales de l'évolution de la théorie de la décision - la prise de discipline scientifique jouant un rôle fondamental dans l'évolution de la civilisation moderne sont considérées (Edwards, 1954).

Il est démontré que le développement d'outils pour prendre des décisions (en fonction des problèmes et de l'interprétation des méthodes et des options pour les résoudre) implique la possibilité de résoudre les problèmes de prise de décision dans les conditions d'incertitude et de risque ; la formation des principes de l'organisation des activités des personnes prenant des décisions; IMES des recommandations pratiques de l'appareil de gestion, ainsi que l'utilisation de moyens techniques et de systèmes de contrôle automatisés.

Le terme «théorie» est utilisé par la philosophie pour désigner le développement d'un système de connaissances qui reflète de manière fiable et adéquate l'essence et les modèles de phénomènes dans un certain domaine de la réalité objective, qui est un guide pour les activités pratiques. De même, la théorie de la décision doit être comprise comme un système de connaissances qui permet une analyse complète des lois de l'activité des décideurs, de ses formes organisationnelles, de ses technologies et méthodes, des principes de gestion et d'organisation du travail, de l'essence et du contenu des décisions.

La théorie de la décision vise à étudier les lois d'activité des décideurs, les technologies et les méthodes, les principes de gestion et d'organisation du travail, l'essence et le contenu des décisions.

Pour ce faire, la discipline scientifique utilise activement les méthodes de la philosophie, des mathématiques, de la psychologie, de l'informatique, tout en ayant une orientation appliquée prononcée.

L'importance du processus de prise de décision a été réalisée par les gens simultanément avec le début de leur activité collective consciente. Les origines de la théorie de la prise de décision se trouvent dans les profondeurs de l'histoire, mais pendant longtemps tout ce qui concernait le choix de décisions rationnelles n'était pas de la science. Ce n'était qu'un ensemble de règles qui résumaient l'expérience humaine ou reflétaient la perception subjective de telle ou telle personne. La prise de décision n'a commencé à devenir une discipline scientifique que lorsque des modèles de prise de décision ont commencé à émerger, lorsqu'une communauté méthodologique pour analyser des problèmes de contenu varié est apparue.

La théorie de la décision en tant que discipline scientifique est née et s'est développée suite à l'émergence et au développement des sciences de gestion (fin XIXe - début XXe siècle). La formation des sciences de gestion à cette époque était due aux processus suivants (Schwartz, 2016):

■ la croissance des grandes entreprises au cours de la division du travail, avec l'émergence de sa coopération et une augmentation de l'échelle de production, de nouveaux modèles de gestion étaient nécessaires ; les entreprises géantes ont éprouvé un besoin urgent d'une organisation rationnelle de la production et du travail, d'un travail clair et interconnecté de tous les départements, gestionnaires et interprètes conformément à des principes scientifiquement fondés;

■ Séparation entre propriété et gestion : les managers professionnels deviennent des salariés qui ont aussi besoin d'un système de règles de gestion ;

■ Développement de nouvelles théories dans le domaine de l'organisation et de la gestion de la production, visant à accroître son efficacité ; à mesure que la pratique et la théorie de la gestion deviennent l'objet de recherches, un corpus de connaissances et d'expériences se forme et se diffuse dans la société

L'une des principales réalisations de la science de la gestion à cette époque, et surtout de l'école de gestion scientifique (1885-1920), dirigée par F. Taylor, est que pour la première fois les fonctions managériales de planification du travail et d'analyse de la production situation étaient séparés de l'œuvre elle-même. Cela signifiait que le processus de prise de décision managériale commençait à être considéré comme une action managériale indépendante. Dans le même temps, au début du XXe siècle, les premières idées sur la théorie de la régulation des processus économiques sont apparues, elles ont commencé à parler de solutions optimales dans l'économie et les premières idées sur la fonction d'objectif (utilité) sont apparues.

Le développement de la théorie de la prise de décision a été déterminé, d'une part, par le développement de l'appareil mathématique, l'émergence de techniques de formalisation et, d'autre part, par de nouvelles tâches apparues dans l'industrie, les affaires militaires et l'économie. . L'une des périodes de développement actif de la théorie de la prise de décision en tant que discipline scientifique peut être considérée comme les années 40 du XXe siècle. Puis, pendant la Seconde Guerre mondiale, en Angleterre, un groupe de scientifiques a été chargé de résoudre des problèmes de gestion aussi complexes que le placement optimal des installations de défense civile, les positions de tir, l'optimisation de la profondeur des bombes anti-sous-marines et des convois de transport.

La théorie de la prise de décision a connu un développement rapide dans les années 1950 et 1960. Cela a été facilité par la formation d'une nouvelle science qui

développe les aspects informationnels de la gestion - la cybernétique, qui étudie les caractéristiques communes de la gestion des systèmes techniques, des organismes vivants et des équipes humaines. La cybernétique considère le management comme l'organisation d'actions intentionnelles à travers le traitement de l'information. Le point de départ fut la publication en 1948 du livre du scientifique américain Norbert Wiener "Cybernetics, or Control and Communication in Animal and Machine". Au départ, le terme « cybernétique » était davantage associé aux développements techniques. Plus tard, lorsque N. Wiener a écrit les livres "Cybernétique et Société", "Créateur et Robot", cette définition s'est étendue au contrôle dans tous les systèmes : techniques, biologiques et sociaux.

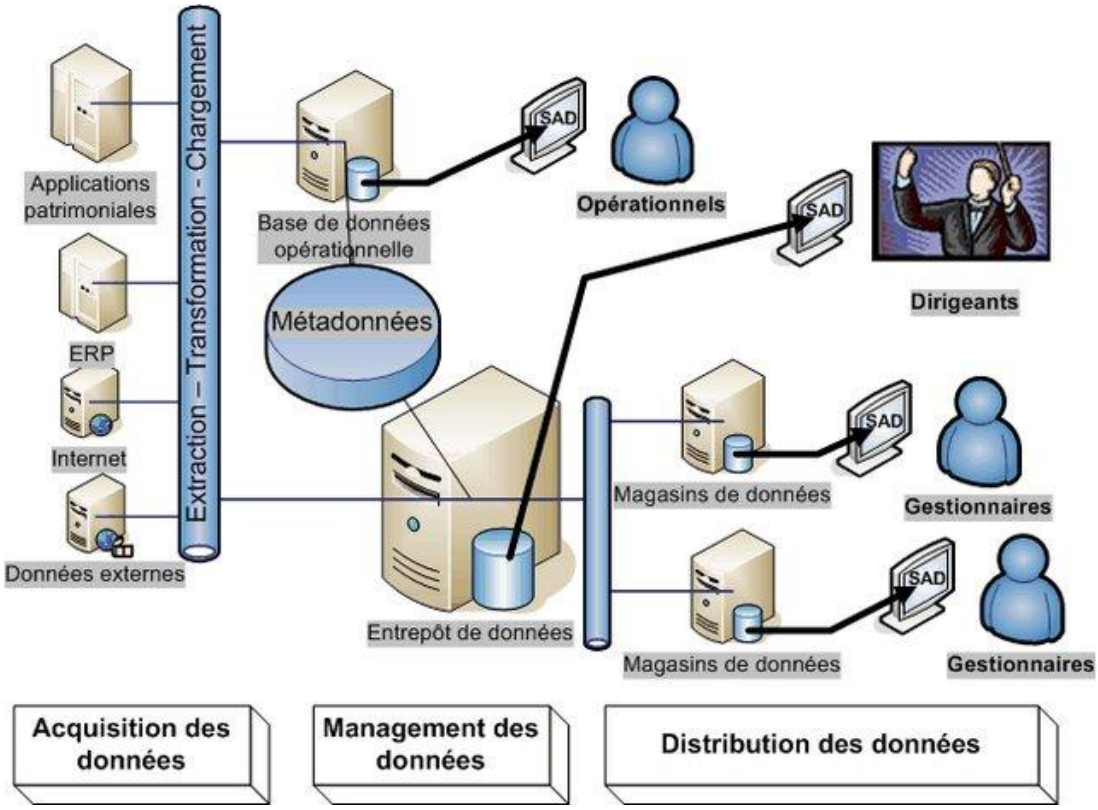


Figure 10 *: Architecture décisionnelle fondée sur un entrepôt de données (Lebraty, 2006).*

3.3. Domaine d’application des approches décisionnelles

Le terme « prise de décision » se retrouve dans de nombreuses disciplines scientifiques : économie, psychologie cognitive, sciences politiques, recherche opérationnelle, mathématiques appliquées, etc. Tous étudient les règles, les mécanismes et les caractéristiques du comportement des personnes dans le processus de prise de décision.

3.3.1. En économie

Les organisations sont confrontées à des changements dans leurs pratiques quotidiennes en raison des nouvelles tendances socio-économiques (concurrence accrue, mondialisation des échanges, définition de nouveaux cadres réglementaires, émergence d'une culture informationnelle, etc.). Ces changements affectent principalement les activités de gestion et de prise de décision, qui garantissent la performance, voire l'innovation.

De plus, l'information joue un rôle crucial dans la construction d'une organisation car elle recèle un potentiel avec une valeur stratégique. C'est pourquoi, sur un plan pratique, l'avantage concurrentiel d'une entreprise est lié à la façon dont elle surveille son marché et, surtout, à la façon dont elle gère ses propres informations, en particulier celles liées à son domaine d'activité.

Les projets d'Intelligence Économique (IE) mettent l'accent sur la gestion stratégique des informations. Bien que l'accès à l'information soit important, l'aptitude des acteurs

de l'organisation à transformer, comprendre, interpréter et utiliser l'information à des fins stratégiques est la plus importante.

En ce sens, même si le concept d'IE est ancien, il est aujourd'hui crucial pour tout type d'organisation, qu'elle soit publique ou privée. En France, la définition de ce concept a longtemps été sujette à des débats, autant parmi les théoriciens que les praticiens, mais maintenant il y an un consensus. Selon les recherches de l'AFDIE (Association Française pour le Développement de l'Intelligence Économique), de l'IFIE (Institut Français de l'Intelligence Économique) et des publications récentes sur le sujet (Février, 2010), (Duval et al., 2008), (Jakobiak, 2009) et (Levet, 2008), le but stratégique de l'Intelligence Économique est d'obtenir un avantage concurrentiel grâce à la recherche, au recueil et à la transformation d'informations clés qui engagent le devenir et l'évolution de l'organisation, en relation avec les changements de son environnement.

L'analyse décisionnelle est ainsi au centre des projets d'IE et devient un enjeu d'autant plus important que la quantité d'informations à analyser augmente rapidement. En raison de la quantité d'informations générées par Internet, la téléphonie mobile et les réseaux sociaux, de nouvelles difficultés pour gérer ces informations émergent et sont appelées Big Data. Le cabinet d'études Gartner Group a fait la première mention de ce terme à la fin des années 2000. La capacité à exploiter cette masse considérable d'informations est aujourd'hui un enjeu majeur de la compétitivité des organisations.

En raison de la situation économique actuelle, les responsables de l'infrastructure et des projets d'intelligence économique doivent disposer d'un SI de

plus en plus adaptable. En effet, le Big Data implique de nouvelles technologies de l'information axées sur la recherche et l'innovation plutôt que seulement des "données". À ce jour, les éditeurs de Business Intelligence, c'est-à-dire de l'informatique décisionnelle, proposent fréquemment ces nouveaux moyens technologiques car un système "Big Data" ressemble à un système d'aide à la décision.

En somme, les technologies de l'information et de la communication, en particulier les systèmes d'information d'aide à la décision, soutiennent les activités d'IE, tributaires des Big Data. En plus du volume considérable de données à analyser, la nature des informations à analyser est variée, fragmentaire, interne ou externe, disparate et incertaine. En fait, il existe quatre « V » qui caractérisent le « Big Data », à savoir le volume des données, la variété des sources de données, la vitesse à laquelle les données sont générées, capturées et partagées et la véracité, qui est la valeur des données externes. Tout projet d'IE nécessite un système d'aide à la décision pour prendre en compte efficacement les trois derniers « V ».

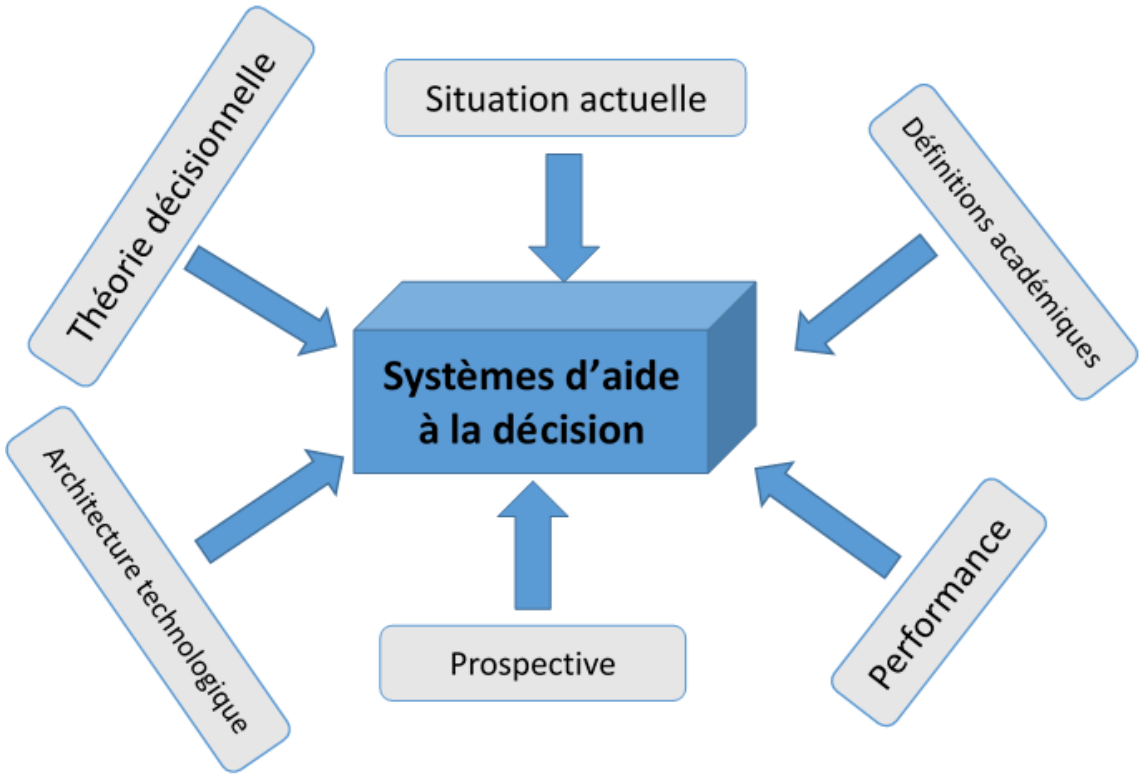


Figure 11 *: Angles d'étude du concept de Système d'Aide à la Décision (Lebraty, 2006).*

Les trois premiers points visent à clarifier le concept académique de SAD. Pour ce faire, nous soulignerons les définitions originales et fournirons un aperçu de la situation des SAD à l'heure actuelle.

Vers la fin, nous comparerons les SAD aux différentes théories de prise de décision. Donner une vision concrète des architectures technologiques supportant l'aide à la décision dans une organisation est le quatrième point. Le cinquième point résume les méthodes utilisées pour évaluer la performance des SAD. Enfin, le sixième paragraphe mentionne deux possibilités de développement pour les SAD. Les angles d'étude du concept de SAD développés dans ce chapitre sont illustrés dans la figure 11.

En sciences de gestion, il est généralement admis que les systèmes d'aide à la décision représentent l'ensemble des SI qui servent de support aux activités de

pilotage des organisations, en particulier à la prise de décision. Ces systèmes, appelés « Systèmes décisionnels » et abrégés SAD (Systèmes d'aide à la décision) par J. Lebraty, utilisent largement les technologies de l'information et de la communication. Nous adoptons cette appellation pour être plus pratique.

Il est également largement reconnu que dans les « Pratiques de la décision » (Falque et Bougon, 2009), la répercussion de ces SAD sur la « performance » des processus de prise de décision, individuels et collectifs, est faible. En effet, dans la synthèse de (Vidal et Lacroux, 2000), malgré l'évolution des TIC et les recherches menées au cours des 50 dernières années, ce constat est maintenu. Il est mentionné également dans (Baujard, 2006).

Cet écart entre le SAD et son efficacité dans la prise de décision pose la question de l'efficacité organisationnelle. Il est exprimé en termes de la cohérence du déploiement de ces outils de gestion et de leur impact sur la performance des processus de prise de décision individuels et collectifs.

L'analyse de ce constat d'échec montre que la conception du SAD ne tient pas compte des connaissances propres au décideur, de l'activité décisionnelle et du contexte de la décision, conformément au référentiel de performance d'un SAD énoncé dans (Lebraty, 2006). La problématique suivante découle de ces éléments pourtant importants dans l'évaluation des performances d'un SAD :

Quels éléments conceptuels d'un SAD peuvent être utilisés pour améliorer les performances cognitives et augmenter l'efficacité organisationnelle?

Notre objectif est donc de concevoir un SAD qui garantit la performance du système. Nous privilégions une approche méthodologique de moyens en analysant le contexte organisationnel dans lequel se déploient les relations sociales, ainsi que les

dynamiques d'apprentissage entre humains et SAD, car c'est à l'outil de s'adapter à la méthode. Les liens entre les acteurs et les systèmes techniques peuvent être nombreux, complexes, variés et formalisés ou non. Selon Beau (2009), notre travail consiste à organiser ces liens dans la mémoire du SAD, car la mémoire est la pièce maîtresse d'un SI.

Dans ces circonstances et afin de répondre à cette question, la première partie analyse les SAD à partir d'une base de connaissances. La conception et le développement de vingt de tels systèmes, principalement dans les domaines de la gestion (finance, marketing, commercial), sont la base de l'analyse. Les avantages techniques et les limites cognitives de tels systèmes sont discutés pour l'analyse décisionnelle utile dans un projet IE. Dans cette perspective, les choix méthodologiques d'une conception appelée « socio-cognicielle » sont expliqués dans la deuxième partie. Le mot « cogniciel » est un néologisme composé des mots cognitif (le début du mot) et logiciel (la fin du mot). Les « big data » peuvent être transformés en « little knowledge » grâce à cette conception. Après avoir établi le cadre théorique, la troisième section présente le modèle socio-cogniciel et ses expériences dans une entreprise industrielle internationale. En faisant cela, la troisième section suggère de répondre à la question de manière critique.

3.3.2. En psychologie cognitive

La partie principale du processus de prise de décision en psychologie) implique l'analyse d'un ensemble fini d'alternatives décrites en termes de critères d'évaluation. Le défi peut alors consister à classer ces alternatives en fonction de leur attrait pour les décideurs. Une autre tâche pourrait consister à trouver la meilleure alternative ou à déterminer la priorité globale relative de chaque alternative (par

exemple, s'il s'agit de deux projets incompatibles dépendant de fonds limités) lorsque tous les critères sont pris en compte simultanément.

La science de l'analyse décisionnelle multicritère est engagée dans l'étude de tels problèmes. Ce domaine de la connaissance a toujours suscité l'intérêt de nombreux chercheurs et praticiens et est toujours discuté à un niveau élevé, car il contient de nombreuses méthodes qui peuvent aider les gens dans le difficile processus de choisir entre deux (ou plusieurs) alternatives.

En groupe, les personnes mènent une action conjointe à travers des processus actifs et complexes. Ils se composent généralement de trois étapes :

- Les préférences initiales sont exprimées par les membres du groupe ;
- Les membres du groupe échangent des informations sur ces préférences ;
- Enfin, les participants mettent en commun leurs points de vue et prennent une décision commune sur la manière de résoudre ce problème. Bien que ces étapes soient relativement triviales, les jugements sont souvent faussés par des biais cognitifs et motivationnels.

La prise de décision en groupe est parfois divisée en deux éléments distincts - le processus et le résultat. Le processus fait référence aux interactions de groupe. Certaines de ces idées incluent la création de coalitions entre les participants, et l'influence et la persuasion parmi les participants. L'utilisation de la démagogie et d'autres dispositifs politiques dans de telles situations est souvent perçue négativement, mais c'est une chance de faire face à des situations où les participants sont en conflit les uns avec les autres, il existe des dépendances mutuelles qui ne peuvent être évitées, il n'y a pas d'organes de contrôle neutres, etc.

3.3.3. En sciences politiques

Une société moderne en développement dynamique nécessite de nouvelles approches pour l'élaboration, l'adoption et la mise en œuvre des décisions à tous les niveaux de gouvernement.

Les décisions de gestion concernent chaque personne de l'État, déterminant les objectifs et les modalités de mise en œuvre des projets de vie. Dans les décisions de gestion sociale, les normes de comportement et d'interaction des sujets sociaux - individus, groupes, communautés - trouvent leur consolidation législative. Ces décisions sont à la base d'actions spécifiques visant à changer les relations sociales.

Le concept de "prise de décision" couvre l'ensemble du processus, y compris les étapes de définition et d'identification d'un problème, la définition de buts et d'objectifs, la préparation d'options de solutions, l'évaluation d'alternatives et le choix de solutions sur la base de critères significatifs, la mise en œuvre, le suivi et l'analyse des résultats, créer un système pour mettre en œuvre une solution.

La science politique distingue différents types de décisions dans le domaine de la gestion sociale - étatiques, politiques et administratives.

3.3.4. En recherche opérationnelle

Le terme " recherche opérationnelle " est compris comme l'application de méthodes mathématiques et quantitatives pour justifier des décisions prises dans tous les domaines de l'activité humaine.

Une opération est un ensemble de mesures visant à atteindre un objectif fixé. L'opération est un événement géré.

Tout d'abord, cela fait référence à la planification de systèmes complexes qui surgissent dans l'économie, l'écologie et la sphère sociale. Bien que les économistes, les gestionnaires, les militaires, etc. chacun prend des décisions dans son domaine

d'activité, les méthodes et les critères qui les guident sont essentiellement les mêmes. Ces méthodes font l'objet de la théorie de la décision.

Le processus de prise de décision peut être divisé en plusieurs parties :

- Définition de l'objectif et des critères,
- Construire des maquettes,
- Développement de méthodes pour trouver la solution optimale,
- Examen des modèles,
- Sélection des alternatives acceptables et leur comparaison,
- Trouver la ligne de comportement optimal dans l'option sélectionnée,
- Répartition des ressources intellectuelles et matérielles, etc.

Lors de l'analyse d'une situation particulière, un critère d'évaluation approprié est choisi, appelé indicateur d'efficacité ou fonction objectif. Cela peut être, par exemple, le profit moyen de l'entreprise, le nombre d'avions abattus, etc., mais aussi la probabilité d'obtenir un profit moyen donné, la probabilité de détecter un avion, etc.

Puis un modèle mathématique de la situation considérée ou de l'objet considéré est construit et le max (ou min) de la fonction objectif est recherché sous les contraintes données. Construire un modèle demande des connaissances particulières et une bonne formation mathématique. Les méthodes de programmation mathématique (planification) impliquent une implémentation informatique. Le modèle est testé et ajusté jusqu'à ce qu'une correspondance soit atteinte entre l'objet et le modèle. La solution mathématique qui en résulte est revêtue d'une forme significative et présentée sous forme de recommandations.

La décision finale revient à la personne responsable qui, parallèlement aux recommandations du calcul mathématique, doit prendre en compte les considérations qui n'ont pas été incluses dans le calcul.

Si tous les facteurs agissant dans le système sont connus, c'est-à-dire il n'y a pas d'influences aléatoires, alors ce sera une décision sous certitude.

3.3.5. En apprentissage en ligne

La diffusion des technologies de l'information a aujourd'hui atteint une échelle significative, dans presque tous les domaines de l'activité humaine, des appareils portables simples et des systèmes d'information distribués complexes sont activement utilisés. Les technologies de l'information sont également activement utilisées dans l'éducation, mais leur utilisation est souvent limitée à la présentation de matériels pédagogiques, de systèmes de travail de bureau, etc., malgré les possibilités beaucoup plus larges offertes par les technologies modernes. Dans cette partie, nous discuteront la possibilité d'utiliser des systèmes d'aide à la décision dans l'éducation, et montreront également les avantages de l'utilisation d'un tel système.

Les systèmes d'aide à la décision (DSS) sont des systèmes qui ont les moyens de saisir, de stocker et d'analyser des données relatives à un domaine spécifique afin de trouver des solutions. Dans ce cas, le domaine est la performance des étudiants dans des établissements d'enseignement de différents types et types, et la recherche de solutions peut être effectuée dans des plans complètement différents - du soutien aux décisions concernant un étudiant individuel à un changement radical du programme. À titre d'exemple de domaine, les résultats scolaires des étudiants de l'université nationale.

Le besoin d'une analyse plus approfondie des données de performance nous a incités à développer notre propre système d'aide à la décision. Malgré la commodité et la puissance des outils existants et l'absence de nécessité de créer nos propres outils d'analyse, nous avons dû abandonner l'utilisation de systèmes analytiques typiques, tels que Deductor, car ils sont payants même à des fins académiques, et les versions gratuites ne pouvaient pas répondre à nos exigences. La raison du rejet de tels systèmes est également la difficulté de les relier à un site Web, et nous considérons la possibilité d'utiliser des outils d'analyse en ligne par des utilisateurs distants comme une des perspectives supplémentaires pour le développement de notre système.

3.4. Catégories des approches décisionnelles

Nous commençons cette section en présentant de succinctes synthèses de DSS (Decision Support System) et LA (Learning Analytics), en mettant l'accent sur ces deux approches de la résolution de problèmes et en fournissant une comparaison/contraste entre les techniques utilisées par chacune d'elles.

De nombreuses recherches ont utilisé l'analyse de l'apprentissage dans un contexte d'enseignement à distance (Descamps et al., 2020 ; Popović et al., 2021), dans le but d'analyser l'interaction entre les étudiants et les ressources éducatives en en ligne, ce qui en fait un outil principalement utilisé par les institutions proposent un enseignement à distance. En outre, les données traitées par cet outil proviennent principalement de systèmes de tutorat intelligents (ITS) et de système de gestion de l'apprentissage (LMS), sans corrélation avec les informations supplémentaires recueillies dans d'autres systèmes qui pourraient être pertinents pour obtenir une image améliorée de l'expérience d'apprentissage de l'étudiant.

Un système d'aide à la décision utilisant une analyse d'apprentissage, est proposée dans le but de soutenir le processus de prise de décision des administrateurs et des professeurs de la faculté ou du département, en analysant les activités académiques dans un contexte d'enseignement conventionnel (modèle d'enseignement par apprentissage en face à face), par le biais d'une application web qui intègre des données provenant du LMS (Khadji et al., 2019). La base de données de l'institution administrative et d'autres administratives de l'université offrant les fonctionnalités nécessaires pour prendre des décisions au nom des étudiants. Intégrer ces approches, leurs fonctionnalités et leurs techniques pour illustrer un puissant modèle de système d'aide à la décision (DSSM) pour aider les administrateurs des facultés à prendre des décisions (Brault et al., 2021). Un processus de prise de décision qui, par sa mise en œuvre, améliore les étudiants.

Système d'aide à la décision : Les concepts impliqués dans le DSS ont été introduits pour la première fois dans les années 1970 (Sen et Biswas, 1985) par Scott Morton sous le terme de "système de décision de gestion (Morton, 1971). Simon Herbert (Herbert A. Simon, 2014) a exposé le paradigme le plus utilisé et testé qui décrit le processus humain de prise de décision. Son approche se compose de trois phases : intelligence, conception et choix, dernièrement une quatrième phase a été ajoutée à son cadre, comme le montre la figure 12.

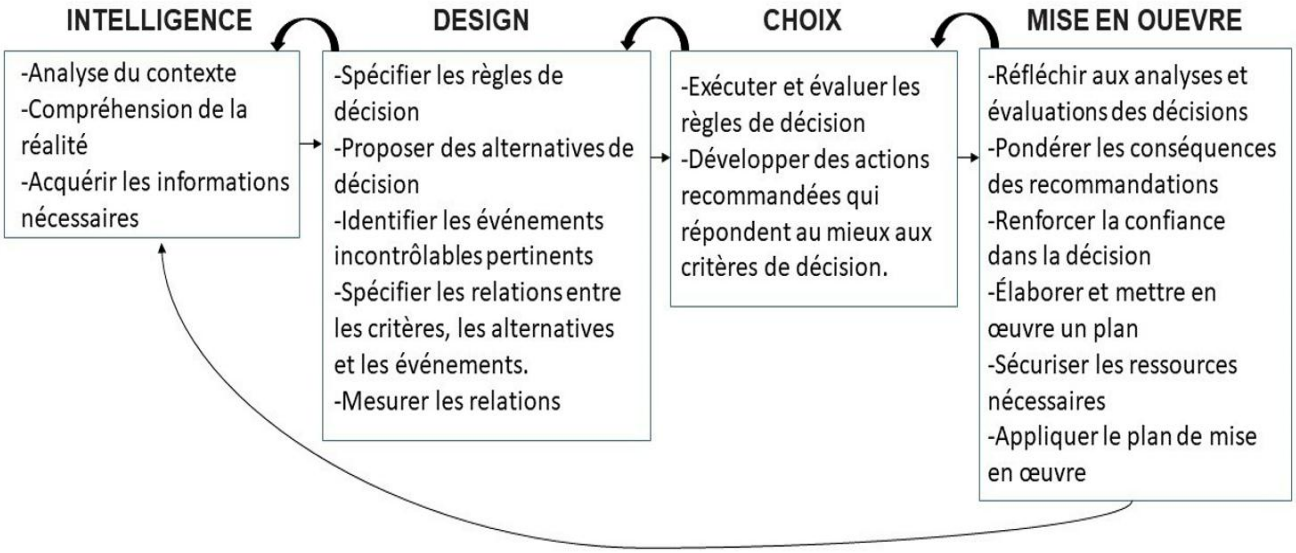


Figure 12 *: Processus de prise de décision (Herbert A. Simon, 2014).*

Dans ce cadre, l'intelligence comprend la recherche de conditions qui appellent une décision, la conception implique l'élaboration de solutions possibles au problème, le choix consiste à analyser et à sélectionner une des solutions pour la mise en œuvre ; le choix est ensuite effectué et mis en œuvre. En général, les étapes se chevauchent et reviennent aux étapes précédentes au fur et à mesure que l'on obtient plus d'informations sur le problème.

Les principales caractéristiques d'un SAD sur lesquelles s'accordent la plupart des chercheurs sont les suivantes : (1) soutenir, plutôt que remplacer, le jugement managérial ; (2) soutenir l'analyse de décision non structurée et de résolution de problèmes à travers les différentes étapes d'un processus de prise de décision ; (3) fournir la flexibilité et la facilité d'utilisation. Les fonctions d'un SAD sont divisées en cinq aspects différents : le traitement des données, la construction de modèles, l'analyse des objectifs, la reconnaissance et l'analyse des problèmes, et le processus de solution virtuelle, comme le montre la figure 13.

Le modèle de système d'aide à la décision (DSSM) est un modèle intégré pour le système d'aide à la décision basé sur ces aspects.

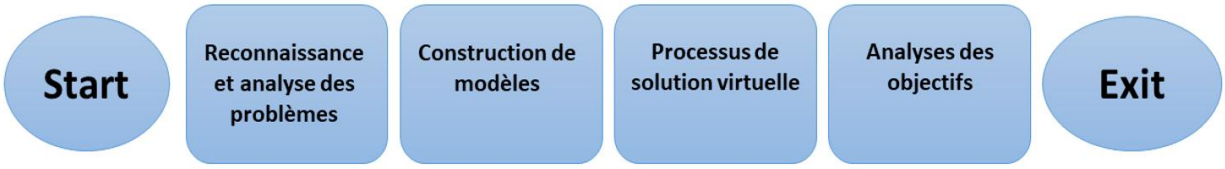


Figure 13 *: Les fonctions d'un SAD (Fulconis, 2009).*

Le processus d'analyse décisionnelle consiste à utiliser des théories et des méthodes analytiques pour la prise de décision qui tiennent compte des aspects incertains, dynamiques et multicritères (Bhargava, 1999). Les méthodes d'analyse décisionnelle les plus connues sont la forêt aléatoire, le réseau de neurones artificiels, les arbres de décision, l'analyse coûts/avantages et le processus de hiérarchie analytique (Chung, 1992) ; en outre, des modèles issus de la recherche, la recherche en sciences de gestion et les statistiques ont permis d'améliorer la conception et l'application des DSS (Lim, 2010).

L'analyse de l'apprentissage a été définie comme "la mesure, la collecte, l'analyse et la communication de données sur les apprenants et leur contexte, dans le but de comprendre et d'optimiser l'apprentissage et les environnements dans lesquels il se déroule" (Conférence, 2014). L'Analytique de l'apprentissage est défini comme : "L'interprétation d'un large éventail de données produites par et recueillies au nom des étudiants afin d'évaluer les progrès académiques, de prévoir les performances et soutenir les problèmes potentiels " (Jhonson et Cornery, 2011).

De plus, Dyckoff et al. (2014) ont présenté l'analyse de l'apprentissage comme un processus de cycle intégratif qui se déroule généralement en trois grandes étapes :

Collecte et préparation des données

Les données qui proviennent du champ éducatif se retrouvent dans la base du processus LA. Par conséquent, la collecte de données provenant des divers silos est la première étape de tout effort de LA. Bien que le processus puisse impliquer des étapes supplémentaires telles que l'élimination des données ou attributs non pertinents, également appelé prétraitement ou préparation des données, est essentielle à la découverte de modèles utiles. Le prétraitement des données permet de transformer les données en format approprié utilisé dans chaque méthode particulière de LA. Plusieurs tâches de prétraitement des données, empruntées au domaine de l'exploration de données, peuvent être utilisées dans cette étape. Par exemple, le nettoyage des données, l'intégration des données, transformation des données, réduction des données, modélisation des données, l'identification de l'utilisateur et de la session, et l'achèvement du parcours (Han et Kamber, 2006 ; Romero et Ventura, 2007).

Analyse et action

Une fois les données préparées, diverses techniques LA peuvent être appliquées pour les explorer. Cette tâche est développée dans le but de rencontrer des modèles perspicaces qui peuvent aider à fournir une expérience d'apprentissage plus efficace. Cette étape comprend l'analyse et la visualisation des informations. Cependant, l'objectif principal de l'ensemble du processus analytique est de prendre des mesures concernant ces informations. Les exemples d'actions qui peuvent être entreprises sont la prédiction, la surveillance, la recommandation, l'analyse, l'évaluation, l'intervention, l'adaptation, la personnalisation et la réflexion.

Post-traitement

Pour l'amélioration continue de l'exercice d'analyse, le post-traitement est fondamental. Il peut s'agir de compiler de nouvelles données provenant de sources de données supplémentaires, de raffiner l'ensemble des données, déterminer les nouveaux attributs nécessaires à la nouvelle itération, d'identifier de nouveaux indicateurs/mesures, de modifier les variables d'analyse, ou de choisir une nouvelle méthode d'analyse. Le modèle proposé par Dyckoff et al. est présenté dans la figure 14.

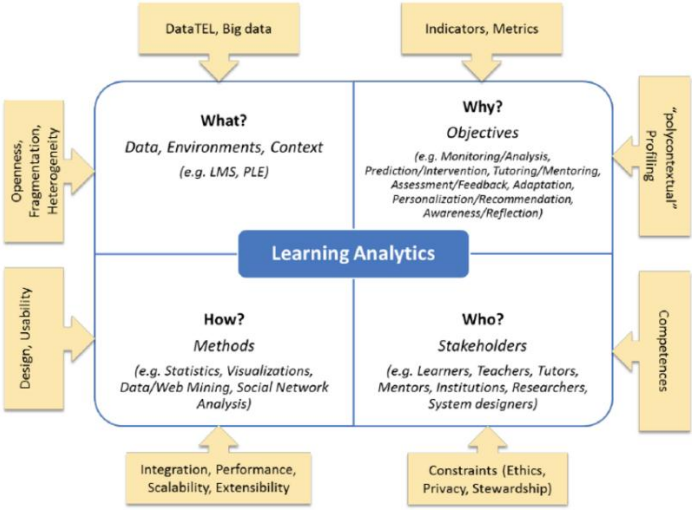


Figure 14 *: Modèle de référence de l'analyse de l'apprentissage (Dyckoff et al., 2012).*

1) **Quoi (What)**? Il répond à l'environnement ou au contexte des données contexte. Les sources de données éducatives sont classées comme suit : Les systèmes éducatifs centralisés (connus sous le nom de LMS) et environnements d'apprentissage distribués.

2) **Qui (Who)**? Les parties prenantes doivent être déterminées. Les applications des LA sont orientées vers différentes parties prenantes. L'application des LA peut être orientée vers différentes parties prenantes telles que les enseignants, les étudiants, les tuteurs intelligents, les institutions éducatives (Campbell et al., 2007), les

chercheurs et les concepteurs de systèmes. Chaque partie prenante a des objectifs, des perspectives et des attentes vis-à-vis de l'application.

3) **Pourquoi (Why)**? : Le but de l'application est défini par ses propres objectifs. Selon le point de vue de la partie prenante, les objectifs peuvent varier. Les objectifs possibles de LA incluent la prédiction, la recommandation, le suivi, l'intervention, le tutorat/le mentorat, l'évaluation, le retour d'information, l'analyse, l'adaptation, la personnalisation et la réflexion.

4) **Comment (How)**? Les méthodes ou techniques appliquées par les LA sont variées. La technique la plus appropriée doit être sélectionnée en tenant compte de l'entrée de données de l'application. Certaines de ces méthodes sont : l'exploration des données (DM), les statistiques, la visualisation de l'information (IV) et l'analyse des réseaux sociaux (SNA)".

E-Learning adaptatif / Profils des utilisateurs :

L'apprentissage adaptatif est un domaine important pour comprendre la capacité de l'apprenant. Par conséquent, il est très important que les institutions adoptent l'apprentissage adaptatif dans les systèmes de gestion de l'apprentissage (LMS) (Nassim, 2019). Pour offrir un parcours d'apprentissage et des ressources d'apprentissage adaptés aux apprenants/étudiants en fonction de leurs intérêts et de leurs profils, il est important d'enrichir les ressources d'apprentissage et de construire un système d'e-Learning plus bénéfique pour non seulement pour attirer plus d'apprenants, mais aussi pour tirer le meilleur parti du paradigme de l'apprentissage en ligne. Dans l'étude de Kassicieh and Nowak (1986), le système multi-agent d'e-Learning est une prose puisque la théorie de la réponse aux items (IRT) et les réseaux de neurones artificiels (ANN) ont été utilisés. Les réseaux neuronaux artificiels (ANN)

sont pris en compte pour présenter des tests adaptatifs et une personnalisation. Les agents utilisant les ANN peuvent diagnostiquer le comportement d'apprentissage de l'apprenant et ses faiblesses

Afin de recommander le matériel d'apprentissage approprié. Un système d'apprentissage en ligne adaptatif est à développer sur la base d'une approche ontologique pour concevoir un contenu sémantique, des modèles pour modifier le processus d'enseignement en fonction des caractéristiques, du style, du profil, des préférences et des niveaux de connaissances de l'apprenant. Sur la base de l'approche ontologique, le modèle de domaine (pour définir les sujets du domaine et la relation en utilisant la sémantique), le modèle de l'apprenant (pour définir les caractéristiques de l'apprenant) et le modèle de contenu (pour définir le cours et la structure des composants) ont été développés (Sabeima et al., 2021). La construction de tests pour comprendre et analyser la personnalisation et l'adoption du matériel et de l'environnement d'apprentissage et pour évaluer les apprenants joue un rôle essentiel dans les systèmes d'apprentissage en ligne adaptatifs, car ils sont responsables de la grande efficacité et de la fiabilité des systèmes d'apprentissage en ligne. Avec la transformation du web, l'intégration d'approches d'adoption fiables, efficaces en termes de calcul et évolutives a suscité un grand intérêt et une forte demande de la part des institutions pour améliorer les systèmes d'apprentissage en ligne.

Systèmes d'aide à la décision

Le développement du domaine des systèmes d'aide à la décision est bien décrit dans la littérature. Au milieu des années 70, le domaine des systèmes d'information a été critiqué pour son incapacité à fournir des outils de gestion utiles (Mentzel & Hesse, 1971). Il est de plus en plus évident que ces systèmes MIS géants

ne fonctionnent pas - que les managers ne les utilisent tout simplement pas. Keen et Scott Morton ont formalisé le concept de systèmes d'aide à la décision dans leur texte fondateur. Cela s'est produit à un moment où une réponse était nécessaire pour relever le défi des SIG si les systèmes d'information devaient continuer à fournir un soutien managérial efficace. Les travaux de recherche et de développement qui ont précédé la formalisation du concept de SAD et qui ont continué à accompagner la croissance du domaine ont fait couler beaucoup d'encre et qui ont continué à accompagner la croissance du domaine - fournissant une base substantielle pour aider les développeurs de DSS.

Différents systèmes d'aide à la décision (SAD) sont utilisés pour soutenir la prise de décision dans l'activité éducative.

Les DSS sont utilisés à l'étape de la planification du parcours d'apprentissage dans le cadre de la mobilité universitaire des étudiants, mobilité académique des étudiants. Les sujets sont sélectionnés et des recommandations avec une liste de sources documentaires pour remplacer les compétences manquantes sont formées pour les étudiants en transfert afin un éventuel transfert de crédits. Les DSS sont appliqués à la mise en œuvre de programmes éducatifs en fonction des exigences des employeurs (Şimşek, 2022).

Le processus éducatif est formalisé et les programmes éducatifs existants sont évalués en fonction des compétences exigées par les employeurs. Les DSS sont utilisés dans le développement de cours en ligne en fonction des caractéristiques psychologiques et personnelles des étudiants et des tuteurs. Les DSS sont appliqués à la gestion des processus de formation en ligne. Les informations recueillies sont analysées à l'aide de méthodes intelligentes et des décisions sont prises pour améliorer le processus de formation (sa structure et son contenu) sont prises.

De même, des modules analytiques sont développés et utilisés dans la gestion du processus de formation pour les systèmes de gestion de l'apprentissage (LMS) et les plates-formes de cours en ligne ouverts et massifs (MOOC) (Cisel, 2022). Ils génèrent des rapports visuels sur le processus de formation. Le comportement d'un étudiant (visites des pages de cours, téléchargement des devoirs réalisés, réalisation des tests, envoi de messages, nombre total de visites) et d'un groupe d'étudiants (participation à des forums et à des chats) pendant la formation est présenté visuellement (Lauzon et al., 2022). Les profils des étudiants (sur les critères : âge, durée totale total de formation, les sessions par cours, le temps moyen par semaine et le nombre moyen de sessions par semaine) et les profils des sessions (sur les critères : durée de la session, temps passé à chercher dans les recherche dans les forums, temps consacré à l'exécution dès l'implémentation et la visualisation du matériel de formation, etc.) sont créés. Les préférences des étudiants sont examinées du point de vue du comportement et des performances des étudiants processus d'apprentissage, et les commentaires sur les cours sont par le biais de questionnaires. Le type d'étudiant (par le biais de questionnaires) et le comportement de l'étudiant (comme résultat des actes dans le système de formation : exécution de tests, participation aux forums, etc. sont aussi étudiés.

La spécificité de la prise de décision dans le cas de la mise en œuvre de missions ouvertes complexes (COA) est aussi traitée, Il s'agit de missions qui se caractérisent par leur ouverture (il n'y a pas de solutions possibles) et leur complexité (existence de difficultés qui apparaissent lors de la vérification et de la mise en œuvre), et dont la solution ne peut pas être examinée par un test. Les exemples sont les travaux de fin d'études, les travaux de calcul et graphiques, les travaux de laboratoire.

Un groupe d'indicateurs sont utilisés pour prendre des décisions concernant les performances des étudiants sont liés à un domaine particulier, qui caractérisent l'assimilation des connaissances et des compétences au cours de la rédaction des travaux de fin d'études (El bakkouchi et al., 2022).

Malgré l'existence d'un grand nombre d'articles consacrés à l'aide à la décision dans la formation, la prise de décision dans le cas de COA n'est pas suffisamment abordée. L'utilisation d'indicateurs limités par domaine et par type de tâche est suggérée dans les articles qui prennent en compte la spécificité de COA. Pour la plupart des COA, la seule option est l'utilisation des scores moyens, qui ne montrent pas les problèmes de cours qui doivent être éliminés. Ces informations sont disponibles dans les modules analytiques des plateformes LMS et MOOC modernes (Baujard, 2022). C'est pourquoi la prise de décision en cas de COA n'est pas efficace pour la majorité d'entre eux. Le nombre de COA dans la formation d'ingénieur est plus élevé que dans la préparation de spécialistes dans d'autres domaines. Cela rend le problème pertinent pour la formation des ingénieurs. Une méthode et un DSS, qui la met en œuvre, sont proposés pour surmonter ce défi.

La méthode d'aide à la décision est basée sur :

- la classification des erreurs typiques qui sont situées dans le guide des erreurs ;

- l'utilisation de la base de connaissances qui met en œuvre les règles de production, obtenues au moyen de l'efficacité de l'apprentissage en ligne ; la carte cognitive et les méthodes d'experts.

Le processus de classification se déroule comme suit : un instructeur (l'auteur du cours) sélectionne une classe pour les erreurs typiques. Le résultat de l'analyse

des erreurs, identifiées pendant la vérification de COA, est lié à différents sujets et types de tâches.

La figure 15 présente un schéma expliquant la méthode d'aide à la décision proposée. Les informations d'entrée sont des indicateurs de processus de formation, leurs valeurs valides, les causes possibles des écarts par rapport aux valeurs valides et les décisions possibles sur le modèle de processus de formation correction. Les informations de sortie sont les règles de production suivantes recherche des déviations des valeurs des indicateurs, recherche des causes des règles de recherche des causes des déviations et les règles de correction du modèle de formation.

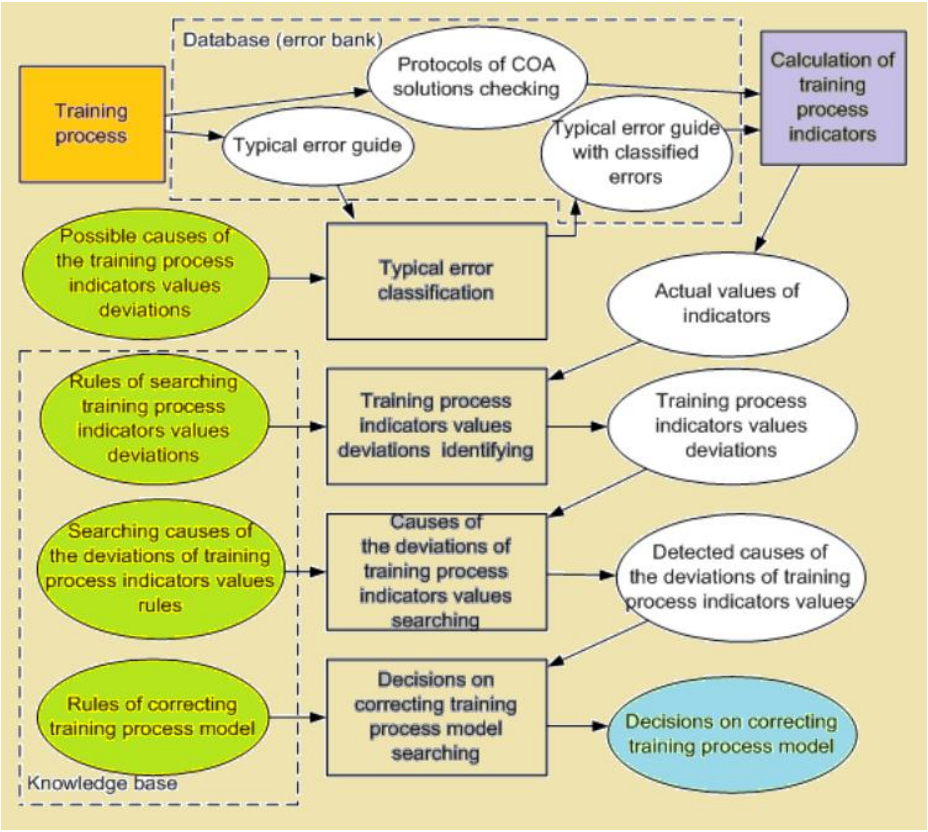


Figure 15 *: La méthode d'aide à la décision proposée (Baujard, 2022).*

La figure 16 présente un schéma de construction de base de connaissances. La base de connaissances met en œuvre des règles de production. Les informations

d'entrée sont des indicateurs de processus de formation, leurs valeurs valides, les causes possibles des écarts par rapport aux valeurs valides et les décisions possibles sur le modèle de processus de formation correction. Les informations de sortie sont les règles de production suivantes recherche des déviations des valeurs des indicateurs, recherche des causes des règles de recherche des causes des déviations et les règles de correction du modèle de formation.

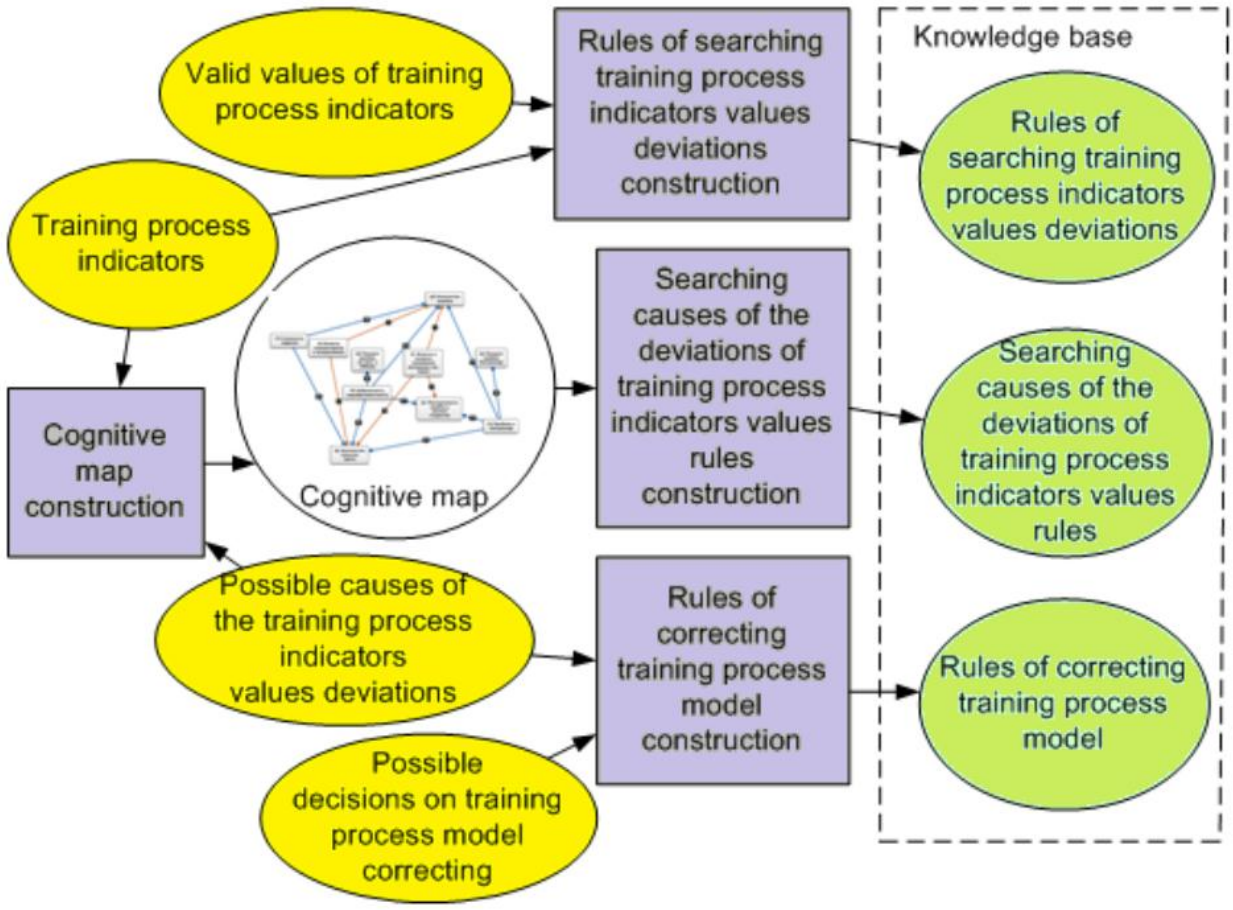


Figure 16 *: Schéma de construction de la base de connaissances (Paquette et al., 2003).*

3.5. Conclusion

Le développement du DSS académique est d'une grande importance pour les étudiants, les enseignants et les organisations éducatives, et il sera plus précieux si les connaissances acquises grâce à la réussite des apprenants sont mises à la disposition des responsables de l'éducation dans leur processus de prise de décision.

Ce chapitre a exploré diverses approches et techniques décisionnelles qui jouent un rôle fondamental dans la prise de décision dans un large éventail de domaines, qu'il s'agisse des affaires, de la science, de la gestion de projet ou d'autres disciplines. Nous avons examiné les concepts de base tels que la modélisation de décision, la théorie de la décision et les méthodes d'analyse multicritère, ainsi que des techniques plus avancées telles que l'apprentissage automatique, l'analyse des données massives.

En fin de compte, la compréhension des concepts et des techniques décisionnelles présentés dans ce chapitre peut aider les décideurs à améliorer leur capacité à résoudre des problèmes complexes, à prendre des décisions éclairées et à maximiser la valeur des choix effectués. Dans les chapitres à venir, nous examinerons comment ces concepts et techniques peuvent être appliqués à notre cas d’étude et comment ils peuvent contribuer à améliorer la qualité des apprentissages offerts dans l’environnement des MOOC.

Chapitre 4 : Elaboration d’un système de recommandation pour l’élicitation des préférences des apprenants

4. Introduction

Au cours de la dernière décennie, les systèmes de recommandation (RS), ont été largement utilisés dans les plateformes sociales et d'achat avec l'augmentation des informations sur Internet (Anandhan et al., 2018). En 2012, après la première année de MOOC, sa popularité se répand rapidement dans le monde entier. L'exploration des possibilités des TEL a conduit au développement de nombreuses solutions et récemment aux cours en ligne ouverts et massifs (MOOC) (Mahraj, 2012). Les MOOC sont capables de fournir à plusieurs dizaines de milliers d'apprenants un accès à des cours sur le web. L'expansion récente des MOOC permet aux gens de satisfaire leurs besoins d'apprentissage. Les MOOC offrent une nouvelle façon d'apprendre, qui est ouverte, participative, distribuée et tout au long de la vie (Basantia & Kumar, 2022).

Les MOOC ont récemment suscité beaucoup d'attention, en particulier dans les grandes universités, et sont désormais considérés comme une forme d'enseignement très prometteuse. De nombreuses universités proposent des cours sous forme de MOOC, offrant ainsi aux apprenants une grande variété de choix (Gomez et al., 2022). D'un autre côté, ce grand nombre de ressources disponibles et ouvertes a amené à réfléchir sur la manière d'aider les apprenants à ne pas se perdre (Zhu et al., 2020). Les apprenants ont besoin de trouver la ressource la plus

appropriée, parmi toutes celles proposées sur le web, et d'éviter d'être submergés par l'énorme quantité de ressources. Étant donné que la recherche d'informations et de ressources d'apprentissage appropriées est une activité essentielle en matière de TLE, le développement de systèmes de recommandation pour l'apprentissage a fait l'objet d'une attention accrue (Castells & Moffat, 2022).

Les systèmes de recommandation permettent de répondre à un problème traditionnel de la TLE qui est de "trouver les meilleures ressources d'apprentissage" pour l'apprenant (Kumar & Saini, 2021). Avec la prolifération des MOOCs, ce problème traditionnel est plus que jamais d'actualité. Les apprenants seront exposés à divers défis avec cet excès de ressources d'apprentissage. Hypothétiquement, tous les utilisateurs de MOOCs essaieraient de trouver des services qui les aident à identifier les ressources d'apprentissage appropriées parmi cette variété écrasante de choix (Uddin et al., 2021).

Par conséquent, dans ce contexte, le concept de systèmes de recommandation peut être particulièrement attrayant. Les systèmes de recommandation sont des algorithmes et des techniques qui recommandent des cours ou des services adaptés et pertinents à l'apprenant en fonction de ses intérêts, dont les informations proviennent des profils et des historiques de l'apprenant recueillis par les systèmes (Liu et al., 2022). Les systèmes de recommandation aident les fournisseurs de MOOC à se développer, les apprenants à trouver des services plus appropriés et personnalisés en fonction de leur personnalité (Campos et al., 2022).

D'après Hasanzadeh et al. (2022), les systèmes de recommandation peuvent être divisés en deux grandes catégories : les systèmes de recommandation à filtrage collaboratif et les systèmes de recommandation basés sur le contenu. Il existe un

troisième type appelé hybride qui contient des caractéristiques à la fois du filtrage collaboratif et des systèmes de recommandation basés sur le contenu.

Les systèmes de recommandation par filtrage collaboratif effectuent des recommandations en partant du principe que les personnes qui ont eu des goûts similaires dans le passé feront des choix similaires à l'avenir. Cela peut être comparé à des scénarios de la vie réelle dans lesquels, lorsque nous devons choisir parmi plusieurs options disponibles, nous tenons compte des recommandations de la famille et des amis qui ont des intérêts similaires.

Les systèmes de recommandation basés sur le contenu prennent en compte le profil des utilisateurs et des articles. Les profils des utilisateurs peuvent inclure l'âge, le sexe, l'éducation et la zone de résidence. Les caractéristiques des articles, par exemple dans le cas des films, peuvent inclure l'acteur, le genre, la catégorie et le type. Ces systèmes de recommandation analysent les articles évalués par un utilisateur et tentent de concevoir un modèle qui reflète les intérêts de cet utilisateur. Ce modèle est utilisé pour recommander de nouveaux éléments à l'utilisateur (Naji & Ibriz 2022).

La plupart des systèmes de recommandation utilisent désormais une approche hybride, combinant le filtrage collaboratif, le filtrage basé sur le contenu et d'autres approches (Mahmood et al., 2022). Il n'y a aucune raison pour que plusieurs techniques différentes du même type ne puissent pas être hybridées. Les approches hybrides peuvent être mises en œuvre de plusieurs façons : en effectuant séparément des prédictions basées sur le contenu et des prédictions basées sur la collaboration, puis en les combinant ; en ajoutant des capacités basées sur le contenu à une approche basée sur la collaboration (et vice versa) ; ou en unifiant les approches en un seul modèle. Plusieurs études qui comparent empiriquement les performances des

méthodes hybrides avec celles des méthodes collaboratives et basées sur le contenu ont démontré que les méthodes hybrides peuvent fournir des recommandations plus précises que les approches pures (Nudrat et al., 2022). Ces méthodes peuvent également être utilisées pour surmonter certains des problèmes courants des systèmes de recommandation, tels que le démarrage à froid et le problème de l'éparpillement, ainsi que le goulot d'étranglement de l'ingénierie des connaissances dans les approches basées sur les connaissances (Peng, 2022).

Avec l'utilisation accrue des MOOC, les données produites par les MOOC sont également en expansion. Ces données contiennent des informations sur les intérêts et les comportements des apprenants et les cours auxquels ils sont inscrits, et ces données peuvent être utilisées par un système de recommandation pour faire des recommandations (Zhu et al., 2022). Les systèmes de recommandation dans les MOOC peuvent aider l'apprenant à trouver des objets ou des éléments d'apprentissage connexes. Les fournisseurs de MOOC peuvent également utiliser ces systèmes pour informer la conception et la création de MOOC (Shah et al., 2022).

Le présent chapitre présente une brève revue de la littérature sur les systèmes de recommandation pour l'apprentissage.

4.2. Principes de base des systèmes de recommandation

La recherche sur les systèmes de recommandation se caractérise par une problématique commune plutôt que par une technologie ou une approche commune. Une revue des conférences passées sur les systèmes de recommandation montre qu'une grande variété d'approches de recherche a été appliquée au problème des systèmes de recommandation, des méthodes statistiques au raisonnement

ontologique, et qu'une grande variété de problèmes a été abordée (Ko et al., 2022). Une leçon qui a été apprise au cours des dernières années de recherche sur les systèmes de recommandation est que le domaine d'application exerce une forte influence sur les types de méthodes qui peuvent être appliquées avec succès (Jannach & Zanker, 2022). Les caractéristiques du domaine, comme la persistance de la fonction d'utilité de l'utilisateur, ont un impact important. Ainsi, la fiabilité des préférences recueillies dans le passé peut varier. De même, certains articles, comme les livres, peuvent être recommandés et consommés pendant une longue période, souvent des années. Il n'est donc pas surprenant que les systèmes de recommandation fassent l'objet de multiples recherches, les chercheurs s'attaquant à une variété de domaines de recommandation (Castells, 2022).

4.2.1. Recommandation collaborative

La technique la plus importante en matière de recommandation est la recommandation collaborative. L'idée de base de cette technique est une sorte de continuité dans le domaine du goût : si les utilisateurs A et B ont la même utilité pour les éléments 1 à k, il y a de fortes chances qu'ils aient la même utilité pour l'élément k + 1. Habituellement, ces utilités sont basées sur les évaluations que les utilisateurs ont fournies pour des articles qu'ils connaissent déjà. Le principal avantage de la recommandation collaborative est sa simplicité (Afchar et al., 2022). Le problème du calcul de l'utilité est transformé en un problème d'extrapolation des valeurs manquantes dans la matrice des évaluations, la matrice éparse où chaque utilisateur est une ligne, chaque élément une colonne et les valeurs sont les évaluations connues (Burke et al., 2011). Cette idée peut être mise en œuvre de plusieurs façons. À l'origine, les techniques du plus proche voisin étaient appliquées pour trouver des voisinages de pairs partageant les mêmes idées. Cependant, la factorisation

matricielle et d'autres techniques de réduction de la dimensionnalité sont maintenant reconnues comme étant supérieures en termes de précision. Certains problèmes liés à la recommandation collaborative sont bien établis. De nouveaux éléments ne peuvent être recommandés sans s'appuyer sur une source de connaissances supplémentaire. L'extrapolation dépend de l'existence de certaines valeurs à partir desquelles on peut faire une projection. En effet, les articles peu évalués posent généralement un problème car le système manque d'informations sur lesquelles baser les prédictions (Burke et al., 2011). De même, les utilisateurs qui ont fourni peu d'évaluations recevront des recommandations plus bruyantes que ceux qui ont un historique plus important. Les problèmes des nouveaux utilisateurs et des nouvelles évaluations sont connus collectivement comme le problème du "démarrage à froid" dans la recommandation collaborative (Kim et al., 2011). Il existe encore de nombreuses recherches algorithmiques axées sur les problèmes de la recommandation collaborative : des estimations plus précises et efficaces de la matrice des évaluations, une meilleure gestion des nouveaux utilisateurs et des nouveaux articles, et l'extension de l'idée de base de la recommandation collaborative à de nouveaux types de données, notamment les évaluations multidimensionnelles et les tags générés par les utilisateurs, entre autres (Sandvig et al., 2014).

L'approche du filtrage collaboratif (CF) s'appuie sur le comportement ou la notation d'un utilisateur pour des éléments (Ambulgekar et al., 2019). Elle se base sur des " utilisateurs " similaires pour recommander du contenu. L'avantage de l'utilisation de ces filtres est qu'aucune connaissance du domaine n'est requise et qu'ils offrent une sérendipité où les utilisateurs découvrent de nouveaux intérêts pendant les recommandations (Wang et al., 2018). En utilisant le profil de l'apprenant, ces systèmes peuvent utiliser les informations personnelles, les activités précédentes et

le comportement pour trouver des apprenants ayant des préférences similaires et recommander des ressources/matériels d'apprentissage en conséquence. Ces algorithmes recommandent une liste des éléments du top-N ou trouvent des évaluations de prédiction. Uddin et al. (2021) ont recommandé des cours en utilisant les techniques du plus proche voisin tandis que Rao et Zhu (2016) l'ont utilisé avec LSH et MinHash. Adams et al, (2011) ont utilisé le feedback explicite de l'apprenant et Blank & Deb (2020) ont mis en œuvre un cadre collaboratif en python pour atteindre l'objectif. De même, Hao et al. (2022) ont utilisé des réseaux bayésiens pour recommander des objectifs d'apprentissage. Une approche de filtrage collaboratif a été utilisée par Uddin et al. (2021) pour recommander des objets d'apprentissage préalables et ultérieurs basés sur la technique de l'oubli et de la punition et, de la même manière, dans une autre étude, Pang et al. (2018) ont utilisé l'emplacement de l'apprenant (progrès) dans le cours pour une recommandation appropriée (Wang et al., 2020). En outre, la recommandation de ressources a été réalisée en utilisant le filtrage collaboratif basé sur les éléments par Lu et Xia (2019), tandis que le filtrage basé sur les éléments et le filtrage basé sur l'utilisateur combiné a été utilisé par Gupta & Gadge (2015). De même, Ferreira et al. (2018) ont utilisé l'apprentissage supervisé en classant les apprenants en différents styles d'apprentissage. En outre, Zhao et Liu (2020) ont utilisé le modèle vectoriel spatial (VSM) pour recommander les vidéos les plus pertinentes. La recommandation sociale comme la recommandation par les pairs a été réalisée en utilisant la matrice de similarité dans Darvishi et al. (2021). Les recommandations de contenu de MOOC ont été réalisées à l'aide de la factorisation matricielle adaptative basée sur les caractéristiques par Mi et Faltings (2017). Enfin, Wang et al. (2017) ont utilisé des algorithmes de poids multivariés, et le contexte du graphe bipartite a été utilisé par Xiaoyan et Jie (2019) pour réaliser des

recommandations d'apprentissage personnalisées. Comme les filtres collaboratifs ont un inconvénient, ils ne peuvent pas gérer un nouvel utilisateur sans données historiques. C'est ce que l'on appelle un problème de ramp-up/cold start (Glauber et Loula, 2019). Ces filtres nécessitent une grande quantité de données au départ, et elle est inutile si elle contient une petite base de notation. De plus, le nombre d'éléments de notation associés à l'utilisateur affecte la précision du système (Mekala et al., 2021). Le tableau 5 montre le résumé des études trouvées basées sur les techniques de filtrage collaboratif dans la littérature.

Tableau 5 : *Études basées sur les techniques de filtrage collaboratif*

Rérérence	**Modèle**	**Recommender**	**Matric d'évaluation**
Yang et al., 2014	Matrix factorization	Social	Survival Curve
Venkataraman et al., 2015	Bayesian Networks	Objectives	Not mentioned
Fu et al., 2015	Nearest Neighbor	Course	Cosine Similarity
Bousbahi, F., & Chorfi (2015)	Nearest Neighbor	Course	Levenshtein distance
Onah & Sinclair (2015)	Collaborative Framework in Python	Course	Not mentioned
Garg & Tiwari (2016)	Explicit Feedback	Course	MSE/results
Hmedna et al., 2016	Machine Learning to classify Learning Styles	Resource Recommender	Not mentioned
Pang et al., 2017	K-Nearest Neighbor (KNN), LSH and MinHash	Course	Precision/ Recall/ F score

He et al., 2017		Resource recommender	Accuracy/Recall
Prabhakar et al., 2017	Similarity Matrix	Peer recommendation	Precision, Recall and F-Measure
Yang et al., 2018	Multivariate Weight Algorithm	Personalized Learning	Recall
Campos et al., 2018	Forgetting-Punished	Pre-requisite /subsequent objectives	Not mentioned
Pang et al., 2019	Learner location tracking inside MOOC	Pre-requisite /subsequent objectives	Not mentioned
Xiaoyan & Jie 2019	Bipartite Graph	Personalized	MAE/RMSE

4.2.2. Recommandation basée sur le contenu

Avant l'avènement de la recommandation collaborative dans les années 1990, les recherches antérieures sur l'accès personnalisé à l'information s'étaient concentrées sur la combinaison des connaissances sur les articles avec les informations sur les préférences de l'utilisateur afin de localiser les articles appropriés. Les premiers travaux de Rich (1979) sur Grundy (recommandation de livres) et la méthode de Rocchio (1971) (recherche d'informations) peuvent être considérés comme les premiers exemples de systèmes de recommandation, même si le terme n'avait pas encore été inventé. Cette approche, en raison de sa dépendance à l'égard de la source de connaissance du contenu, en particulier les caractéristiques des articles, est connue sous le nom de recommandation basée sur le contenu (Burke et al., 2011). La recommandation basée sur le contenu est étroitement liée à

l'apprentissage automatique supervisé. Nous pouvons considérer que le problème consiste à apprendre un ensemble de classificateurs spécifiques à l'utilisateur, où les classes sont "utiles à l'utilisateur X" et "non utiles à l'utilisateur X". L'un des problèmes clés de la recommandation basée sur le contenu est la qualité des caractéristiques (Zhang et al., 2019). Les objets à recommander doivent être décrits pour qu'un apprentissage significatif des préférences des utilisateurs puisse avoir lieu. Idéalement, chaque objet serait décrit au même niveau de détail et l'ensemble de caractéristiques contiendrait des descripteurs en corrélation avec les discriminations effectuées par les utilisateurs. Malheureusement, ce n'est souvent pas le cas. Les descriptions peuvent être partielles ou certaines parties de l'espace objet peuvent être décrites plus en détail que d'autres. La correspondance entre l'ensemble des caractéristiques et la fonction d'utilité de l'utilisateur doit également être bonne (Sun et al., 2020). Outre le développement et l'application de nouveaux algorithmes d'apprentissage pour la tâche de recommandation, la recherche sur la recommandation basée sur le contenu examine également le problème de l'extraction de caractéristiques dans différents domaines (Latif et al., 2019). Un autre sous-type de la recommandation basée sur le contenu est la recommandation basée sur les connaissances, dans laquelle la dépendance aux caractéristiques des articles est étendue à d'autres types de connaissances sur les produits et leurs utilités potentielles pour les utilisateurs. Comme pour les autres systèmes basés sur les connaissances, l'acquisition, la maintenance et la validation des connaissances sont des questions essentielles. De plus, comme les recommandeurs basés sur la connaissance peuvent utiliser les exigences détaillées de l'utilisateur, la recherche sur l'interface utilisateur a été primordiale pour développer des recommandeurs basés sur la connaissance qui n'imposent pas une charge trop lourde aux utilisateurs (Agarwal et al., 2022).

Le filtrage basé sur le contenu (CBF) : Ces systèmes tentent de recommander des éléments en fonction de la correspondance entre le contenu ou les préférences d'un profil d'utilisateur et les attributs de l'élément (Ibrahim et al., 2021). Ces modèles ne s'appuient pas sur les données d'autres utilisateurs, car les recommandations sont spécifiques à un utilisateur cible, et il peut capturer les intérêts particuliers de l'utilisateur. Huang et Lu (2018) ont utilisé le filtrage basé sur le contenu pour recommander les meilleures ressources vidéo en utilisant une précision moyenne avec des travaux de base (popularité, correspondance directe du contenu et factorisation matricielle classique), tandis que la recommandation de forums de discussion a été réalisée par Yang et al. (2014) en utilisant une approche de factorisation matricielle adaptative combinée à une modélisation au niveau du contenu, et Campos et al. (2020) ont proposé une factorisation matricielle non négative (NMF) pour trouver des similarités entre les utilisateurs pour le filtrage basé sur le contenu. Comme les caractéristiques/contenus des articles sont conçus à la main, la technique nécessite une certaine connaissance du domaine. Le modèle de filtrage basé sur le contenu a des capacités d'expansion limitées car il est basé sur les intérêts existants des utilisateurs (Glauber & Loula, 2019). En outre, ces filtres ont également un problème de démarrage à froid et nécessitent de nombreuses évaluations pour être recommandés. Le tableau 6 présente le résumé des études trouvées basées sur les techniques de filtrage basées sur le contenu dans la littérature.

Tableau 6 : Études basées sur les techniques de filtrage basées sur le contenu

Référence	Modèle	Recommender	Matric d'évaluation
Yang et al., 2014	Adaptive Matrix Factorization approach	Forum	Mean Average Precision
Huang et Lu, 2018	Top-N Course Recommender	Course	Precision
Campos et al., 2020	Topic modeling with non-negative matrix factorization	Course	Mean Coherence

4.2.3. Système de recommandation hybride

Un système de recommandation hybride est un type particulier de système de recommandation, qui peut être considéré comme la combinaison de la méthode de filtrage du contenu et de la méthode de filtrage collaboratif (Jordan et al., 2021). La combinaison du filtrage collaboratif et du filtrage basé sur le contenu peut aider à surmonter le défaut auquel nous sommes confrontés en les utilisant séparément et peut être plus efficace dans certains cas. Les approches de systèmes de recommandation hybrides peuvent être mises en œuvre de diverses manières, par exemple en utilisant des méthodes basées sur le contenu et sur la collaboration pour générer des prédictions séparément, puis en combinant les prédictions, ou en ajoutant simplement les capacités des méthodes basées sur la collaboration à une approche basée sur le contenu (Guruge et al., 2021).

Plusieurs études (Alanazi & Walker-Gleaves, 2019 ; Manasa Devi et al., 2021) comparent les performances des approches conventionnelles avec les méthodes hybrides et affirment qu'en utilisant les méthodes hybrides, nous pouvons générer des recommandations plus précises.

Burke (2002) a introduit une taxonomie pour les systèmes de recommandation hybrides. Il les a classés en sept catégories : pondéré, commutation, mixte, combinaison de caractéristiques, augmentation de caractéristiques, cascade et méta-niveau :

Hybride pondéré : Cet hybride combine les scores de chaque composant en utilisant une formule linéaire. Par conséquent, les composants doivent être capables de produire leur score de recommandation qui peut être combiné linéairement. De plus, les composants doivent avoir une précision relative cohérente dans l'espace produit et une performance uniforme.

Hybride de commutation : Le problème de cet hybride est de sélectionner un recommandeur parmi les candidats. Cette sélection se fait en fonction de la situation dans laquelle il se trouve. Le critère de sélection, comme la valeur de confiance ou les critères externes, doit exister et les composants peuvent avoir des performances différentes selon les situations.

Hybride mixte : Il s'agit d'un hybride basé sur la fusion et la présentation de plusieurs listes classées en une seule. Chaque composant de cet hybride doit être capable de produire des listes de recommandation avec des classements et l'algorithme central de l'hybride mixte les fusionne en une seule liste classée. Le problème ici est de savoir comment les nouveaux scores de classement doivent être

produits. Un exemple simple est la simple addition de chaque score de classement comme suit : CF_rank (3) + CN_rank (2) Mixed_rank (5).

Combinaison de caractéristiques hybrides : il existe deux composants de recommandation très différents pour cet hybride, le composant contributif et le composant de recommandation proprement dit hybride, le recommandeur contributif et le recommandeur réel. Le recommandeur réel travaille avec des données modifiées par le composant contributif. Ce composant injecte les caractéristiques d'une source dans la source de l'autre composant.

Hybride d'augmentation de caractéristiques : il est similaire aux hybrides de combinaison de caractéristiques mais différent en ce que le contributeur génère de nouvelles caractéristiques. Elle est plus flexible et ajoute une dimension plus petite que la méthode de combinaison de caractéristiques.

Hybride en cascade : il s'agit d'un briseur d'égalité. Le recommandeur secondaire est juste un briseur d'égalité et fait des raffinements.

Hybride de niveau méta : Pour cette méthode, il existe des recommandeurs contributeurs et des recommandeurs réels, mais le premier remplace complètement les données du second, et pas seulement une partie.

Chaque système de recommandation a ses forces et ses faiblesses. En tenant compte de ce fait, les chercheurs ont combiné plusieurs techniques de recommandation pour tirer parti de leurs forces combinées (Do et al., 2020). Chao et al. (2019) ont utilisé SVD avec des algorithmes de Boltzmann restreints pour recommander des ressources MOOC. De même, le système de recommandation basé sur les cours proposés par Li et Li (2017) a utilisé des recommandations basées sur des motifs corrélés qui combinent les clusters de MOOC (cluster basé sur les

cours et cluster basé sur les utilisateurs) avec le filtrage collaboratif. De même, la série chronologique utilisée pour la recommandation de ressources a été adaptée par Pang et al. (2018). Le filtrage collaboratif et l'approche basée sur l'ontologie ont été utilisés par Rabahallah et al. (2018) et Slimani et al. (2020) pour réaliser un apprentissage personnalisé. De même, les algorithmes k-mean et apriori ont été utilisés par Vélez-Langs et Caicedo-Castro (2019). Des techniques d'apprentissage profond combinées à des analyses d'apprentissage ont été utilisées par Aryal et al. (2019) et Hilmy et al. (2019) pour l'apprentissage personnalisé. Le clustering K-NN avec une approche basée sur le contenu a été proposé par Cao et al. (2020) tandis qu'une méthode top-k avec un flux de coût maximal par Apaza et al. (2014) pour la recommandation de cours. De même, le filtrage basé sur le contenu et le filtrage collaboratif proposés par Yanhui et al. (2015) et Mohamed (2017). En outre, le profil de l'utilisateur, la similarité de l'utilisateur et leur combinaison ont été utilisés dans Estrela et al. (2017) pour la recommandation de cours. De plus, LDA en combinaison avec le filtrage collaboratif a été utilisé par Yin et al. (2020) pour recommander des cours. De plus, la régression logistique, le k-nearest neighbor et les machines à vecteurs de support ont été utilisés par Singelmann et al. (2019) pour recommander des objectifs d'apprentissage. Enfin, Wu (2021) a proposé une approche de filtrage collaboratif basée sur la technique d'apprentissage profond qui a utilisé l'architecture spark en employant des vecteurs d'intégration avec la matrice Laplacienne pour réaliser la recommandation de ressources. Le tableau 7 montre des informations détaillées sur le modèle utilisé basé sur l'approche hybride avec leur type de recommandation et la matrice d'évaluation utilisée.

Tableau 7: Études basées sur l'approche hybride

Référence	**Modèle**	**Recommend ation**	**Matrice d'évaluation**
Apaza et al., 2014	Top-K Method, Max-Cost Flow, Submodular Method	Course	Accuracy
Yanhui et al., 2015	Collaborative and Content based filtering using historical information	Course	nDCG, F-Score
Estrela et al., 2017	User Profile, User Similarity and Combination of both	Course	Not Mentioned
Li and Li et al., 2017	Correlated pattern-based recommendation	Resource (Learning Resources)	Pearson Similarity
Mohamed et al., 2017	Collaborative and Content Based Filtering	Course	Not Mentioned
Pang et al., 2018	Collaborative Filtering and Time Series	Resource	MAE, MRE
Rabahallah et al., 2018	Ontology + Collaborative Filtering	Personalized Learning Path (MOOCs)	Cosine Similarity
Chao et al., 2019	Hybrid (Collaborative Filtering/ Machine learning)	MOOC	RMSE, MAE
Singelmann et al., 2019	k-nearest neighbors, logistic regression, and support vector machines	Learning Objective	Not Mentioned
Vélez-Langs and Caicedo-Castro, 2019	K-Mean, Apriori Algorithm	Personalized Learning	Not Mentioned

Aryal et al., 2019	VGG16 Videos classified according to learning analytics	Personalized Learning	Error
Hilmy et al., 2019	VGG16, VGG19, Inception V3, with user sentiment as additional feature	Personalized Learning	Not Mentioned
Fazuludeen et al., 2019	Inception V3 and Mobilenet V2 and Course Mapping using VARK learning model [187]	Personalized Learning	Error
Cao and Chang et al., 2020	K-NN clustering and content based approach	Course	Accuracy
Sankalpa et al., 2020	RestNet50, VGG16m VGG19	Personalized Learning	Accuracy, loss
Yin et al., 2020	LDA with Collaborative Filtering	Course	Mean Reciprocal Ranking
Slimani et al., 2020	Ontology based approach combined with collaborative and content based filtering	Personalized learning	Not Mentioned
Wu, 2021	Collaborative filtering with deep learning	Resource Recommend ation	Accuracy, RMSE, MAE

Les études sont classées en fonction des techniques utilisées afin de donner une image claire de la littérature et d'aider le lecteur. Le tableau 8 montre les catégories d'études regroupées. La littérature montre clairement que les techniques d'apprentissage automatique sont utilisées dans la plupart des études, suivies par l'analyse de l'apprentissage, les techniques basées sur l'ontologie, l'apprentissage profond, les approches hybrides et les techniques de filtrage collaboratif. Avec

l'augmentation de la popularité des techniques d'apprentissage profond dans le multimédia, il existe encore un énorme potentiel d'utilisation de l'apprentissage profond avec l'analytique d'apprentissage.

L'apprentissage profond avec l'analytique d'apprentissage et les approches basées sur l'ontologie pour créer des systèmes de recommandation hybrides intelligents pour les MOOC.

Tableau 8 : Classification des études en fonction des techniques

Technique	**Etudes**
Filtrage collaboratif	Yang et al., 2014 ; Venkataraman et al., 2015 ; Fu et al., 2015 ; Wang et al., 2017 ; Pang et al., 2018 ; Lu and Xia, 2019 ; Zhao and Liu, 2020
Filtrage basé sur le contenu	Yang et al., 2014; Huang and Lu, 2018; Campos et al., 2020
Approche hybride	Apaza et al., 2014; Yanhui et al., 2015; Estrela et al., 2017 ; Pang et al., 2018 ; Chao et al., 2019 ; Sankalpa et al., 2020 ; Wu, 2021.

4.2.4. Comparaison des techniques de recommandation

Toutes les techniques de recommandation ont des points forts et des points faibles. La plus connue est peut-être le problème de la "montée en puissance" (Konstan et al., 1998). Ce terme fait en fait référence à deux problèmes distincts mais liés.

Nouvel utilisateur : Comme les recommandations découlent d'une comparaison entre l'utilisateur cible et d'autres utilisateurs basée uniquement sur

l'accumulation d'évaluations, un utilisateur avec peu d'évaluations devient difficile à catégoriser.

Nouvel article : De même, un nouvel article qui n'a pas reçu beaucoup d'évaluations ne peut pas être facilement recommandé : le problème du "nouvel article". Ce problème apparaît dans des domaines tels que les articles d'actualité où il y a un flux constant de nouveaux articles et où chaque utilisateur n'en évalue que quelques-uns. Ce problème est également connu sous le nom de "problème de l'évaluateur précoce", car la première personne à évaluer un article n'en tire que peu d'avantages : ces évaluations précoces n'améliorent pas la capacité d'un utilisateur à se mesurer aux autres. Il est donc nécessaire que les systèmes de recommandation offrent d'autres incitations pour encourager les utilisateurs à fournir des évaluations.

Les systèmes de recommandation collaboratifs dépendent du chevauchement des évaluations entre les utilisateurs et ont des difficultés lorsque l'espace des évaluations est clairsemé : peu d'utilisateurs ont évalué les mêmes éléments. Le problème de la rareté est quelque peu atténué par les approches basées sur des modèles, comme la décomposition en valeurs singulières (Zhang et al., 2018), qui peut réduire la dimensionnalité de l'espace dans lequel la comparaison a lieu (Rosenstein & Lochbaum, 2000). La sparsité reste un problème important dans des domaines tels que le filtrage de nouvelles, car il y a beaucoup d'articles disponibles et, à moins que la base d'utilisateurs soit très grande, la probabilité qu'un autre utilisateur partage un grand nombre d'articles notés est faible.

Ces trois problèmes suggèrent que les techniques collaboratives pures sont mieux adaptées aux problèmes où la densité de l'intérêt des utilisateurs est relativement élevée dans un univers d'éléments petit et statique (Burke, 2002). Si l'ensemble d'éléments change trop rapidement, les anciennes évaluations auront peu

de valeur pour les nouveaux utilisateurs qui ne pourront pas comparer leurs évaluations à celles des utilisateurs existants. Si l'ensemble d'éléments est vaste et que l'intérêt des utilisateurs est très dispersé, la probabilité de chevauchement avec d'autres utilisateurs sera faible.

Les recommandeurs collaboratifs fonctionnent mieux pour un utilisateur qui s'inscrit dans une niche avec de nombreux voisins aux goûts similaires.

Les techniques basées sur le contenu ont également un problème de démarrage dans la mesure où elles doivent accumuler suffisamment d'évaluations pour construire un classificateur fiable. Par rapport au filtrage collaboratif, les techniques basées sur le contenu ont également le problème d'être limitées par les caractéristiques qui sont explicitement associées aux objets qu'elles recommandent. Par exemple, la recommandation de films basée sur le contenu ne peut se baser que sur des documents écrits concernant un film : noms des acteurs, résumés de l'intrigue, etc. car le film lui-même est opaque pour le système. Ces techniques sont donc à la merci des données descriptives disponibles. Les systèmes collaboratifs s'appuient uniquement sur les évaluations des utilisateurs et peuvent être utilisés pour recommander des éléments sans aucune donnée descriptive. Même en présence de données descriptives, certaines expériences ont montré que les systèmes de recommandation collaboratifs peuvent être plus précis que les systèmes basés sur le contenu (Geetha et al. 2018). La grande puissance de l'approche collaborative par rapport aux approches basées sur le contenu est sa capacité de recommandation transgenre ou " hors des sentiers battus ".

Les techniques basées sur le contenu et les techniques collaboratives souffrent toutes deux de l'"effet de portefeuille" (Yu, 2012). Un recommandeur idéal ne devrait pas suggérer une action que l'utilisateur possède déjà ou un film qu'il a déjà

vu. Le problème devient assez délicat dans des domaines tels que le filtrage d'informations, car les articles qui ressemblent à ceux déjà lus peuvent en fait présenter de nouveaux faits ou de nouvelles perspectives qui seraient utiles à l'utilisateur. Dans le même temps, de nombreuses présentations différentes d'une même dépêche provenant de différents journaux ne seraient pas utiles.

Les recommandeurs basés sur l'utilité et la connaissance n'ont pas de problèmes de montée en puissance ou de sparsité, car ils ne fondent pas leurs recommandations sur des preuves statistiques accumulées (Lekakos et al., 2019). Les techniques basées sur l'utilité exigent que le système construise une fonction d'utilité complète sur toutes les caractéristiques des objets considérés. L'un des avantages de cette approche est qu'elle peut intégrer de nombreux facteurs différents qui contribuent à la valeur d'un produit, tels que le calendrier de livraison, les conditions de garantie ou, de façon concevable, le portefeuille existant de l'utilisateur, plutôt que de se limiter aux caractéristiques spécifiques du produit. En outre, ces caractéristiques autres que celles du produit peuvent avoir une utilité très particulière.

4.3. Elicitation des préférences : Cas d'usage du premier MOOC scientifique organisé par Université Sidi Mohamed Ben Abdellah de Fès

4 .3.1 Enseignement supérieur dans les pays émergents : cas du Maroc

Aujourd'hui, l'enseignement supérieur marocain se développe dans le contexte de l'intersection des exigences nationales et internationales.

Depuis la loi n ° 01.00, les formations des universités marocaines ont fait des progrès remarquables, grâce à des innovations louables, notamment grâce à l'expansion massive des infrastructures Afin de répondre aux besoins sociaux divers et urgents, l'enseignement supérieur est de plus en plus recherché. La chose la plus

importante est la nécessité d'une formation de qualité, qui permet aux gagnants d'obtenir tous les atouts dont ils ont besoin pour faire face à la vie professionnelle et au marché du travail.

Cependant, la massification déjà mise en cause met en péril la mise en œuvre réussie de la réforme, ce qui n'est pas propice à l'élargissement de la portée d'une éducation de haute qualité, ni à la réussite d'un grand nombre d'étudiants, ni à l'attraction des universités. Trois indicateurs suffisent afin de prouver que la massification est un phénomène plutôt négatif.

Le premier indicateur se reflète dans le taux brut de scolarisation dans l'enseignement supérieur au Maroc qui n'est que d'environ 32% en 2016. Le Maroc est même largement doublé par certaines nations, autrefois à un degré semblable, comme la Jordanie ou l'Algérie.



Figure 17 *: Taux brut de scolarisation dans l'enseignement supérieur par pays*

Le deuxième indicateur est attaché à l'encadrement pédagogique ;

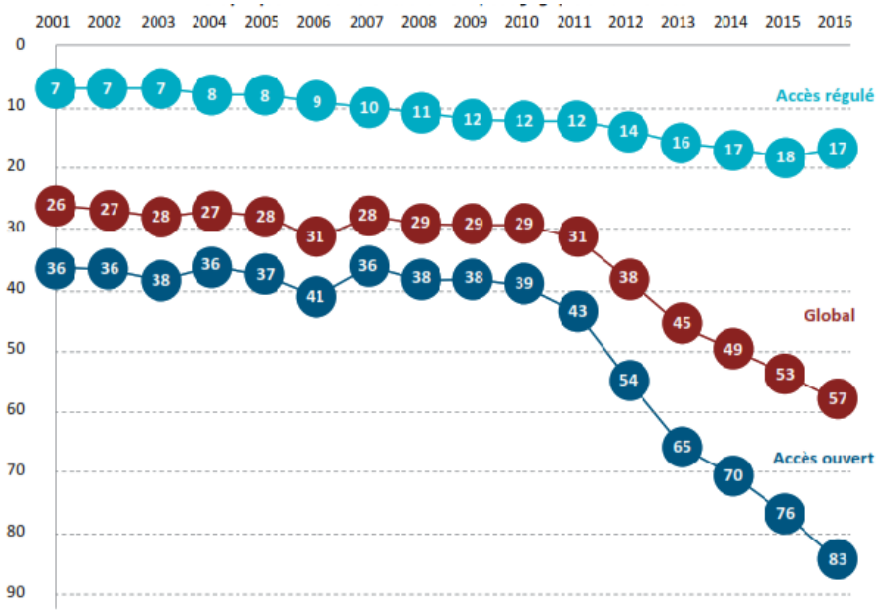


Figure 18 *: Taux d'encadrement pédagogique à l'université.*

Alors que le troisième indicateur est lié au taux d'utilisation des capacités d'accueil :

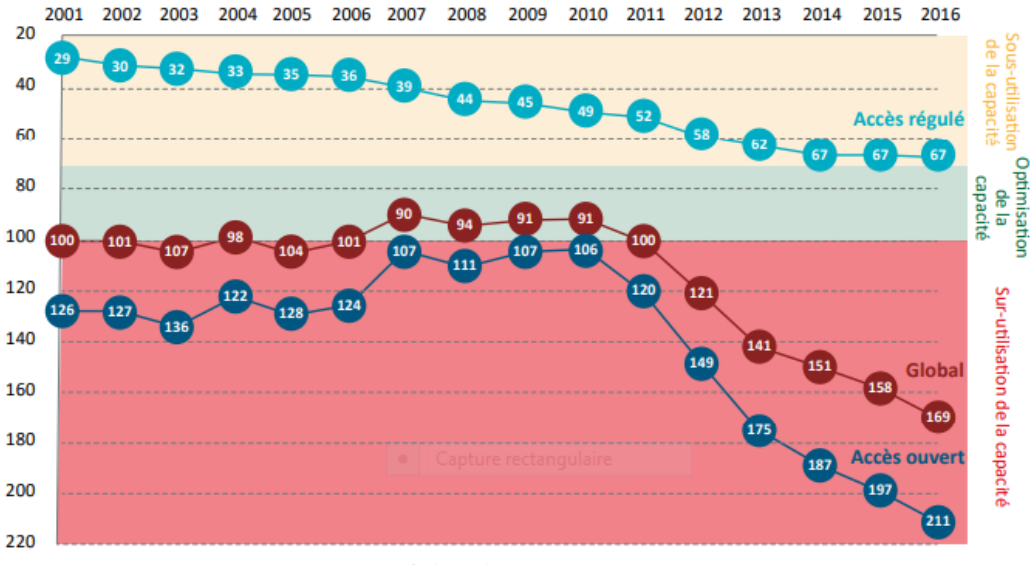


Figure 19 *: Taux d'utilisation de la capacité d'accueil dans l'université*

La capacité d'accueil en termes de places physiques dans les universités marocaines a augmenté de 70,2% entre 2001 et 2016. Les données démontrent que l'accroissement de l'offre de places physiques dans les universités marocaines entre

2001 et 2016 reste insuffisante pour faire face la forte progression des effectifs des étudiants dans les établissements universitaires, atteignant 186,7% durant cette même période. Cette faiblesse de la capacité d'accueil en nette déphasage avec une déferlante venue estudiantine, a induit une sur-utilisation de cette capacité dont le taux d'utilisation dépasse toutes les normes pour un enseignement supérieur de qualité. Bien que le taux d'utilisation de la capacité de l'université oscillait autour de 100% entre 2001 et 2010. Il s'est depuis continuellement dégradé sous l'effet de l'accroissement du nombre de bacheliers pour atteindre 169% en 2016

Compte tenu du grand nombre d'établissements universitaires en libre accès, qui n'ont cessé de croître au fil des années, la stratégie publique demeure indéterminée pour améliorer la proposition de places physiques dans ces établissements.

L'augmentation considérable du nombre d'étudiants ne s'est accompagnée ni d'un développement significatif des ressources humaines ni d'investissements logistiques consistants, ce qui a entraîné un taux de d'encadrement très faible et une baisse du taux d'achèvement des études universitaires

4 .3.2 Le MOOC "Phytothérapie et Pharmacopée traditionnelle Marocaine: PPTM" : une première expérience de l'université de Fès

Le Projet MUN

Le 15 juillet 2016, un accord portant sur la création de la plateforme « Maroc Université Numérique », a été signé entre le Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Marocain, France Université Numérique et l'Ambassade de France. Cet accord a pour but de mettre en place une plateforme Maroc en marque blanche opérée par France Université Numérique pour permettre aux universités

marocaines de développer des MOOCs, des SPOCs ou toute autre forme de cours en ligne.

Ce projet s'inscrit dans le cadre des efforts déployés pour généraliser l'usage des technologies de l'information dans l'enseignement supérieur et partant, relever certains défis liés notamment à la massification dans les universités, à la qualité des formations et à l'insertion professionnelle des jeunes diplômés.

Après un appel à projets effectué par le Ministère de l'enseignement supérieur marocain auprès des différentes universités marocaines, 49 projets de MOOC ont été sélectionnés (sur un total de 119 projets déposés) pour être les premiers MOOC présents sur la plateforme lors de son lancement officiel

Pour l'Université Sidi Mohamed Ben Abdellah 4 projets MOOC ont été retenus sur 6 dont 3 sont de la Faculté des Sciences Dahr El Mahraz. Parmi les trois retenus, le MOOC intitulé "Phytothérapie et Pharmacopée Traditionnelle Marocaine" qui forme l'objet de cette étude.

Présentation du MOOC "PPTM": objectifs et perspectives

Ce Mooc a pour objectif général l'enseignement de la phytothérapie et la Pharmacopée Traditionnelle Marocaine. La phytothérapie c'est l'art de se soigner avec les plantes médicinales et la découverte des différentes plantes thérapeutiques et de leurs utilisations. Quant à la pharmacopée traditionnelle, c'est une liste décrivant des produits naturels notamment des plantes, utilisés avant l'apparition des médicaments synthétiques modernes.

Ce Mooc dispense des connaissances à la fois théorique et pratique sur les plantes médicinales et la phytothérapie de de manière générale. Avec pour vocation

essentielle de transmettre et perpétuer un savoir traditionnel et moderne autour des plantes médicinales et leur emploi.

A l'issue de cette formation complète, les apprenants seront en mesure de :

- Acquérir des connaissances dans le domaine de la pharmacopée traditionnelle marocaine et la phytothérapie ;
- Adopter une démarche scientifique sécuritaire et éthique dans le domaine de l'utilisation et la valorisation des plantes
- Informer sur l'intérêt et les limites des compléments alimentaires et phytomédicaments existants sur le marché marocain et international.

Objectifs et questions de la recherche du MOOC PPTM

Ce Mooc est une occasion intéressante et pour les scientifiques et les professionnels de ce domaine pour mettre le point sur les forces et les opportunités d'application de la phytothérapie. Ce domaine qui est d'actualité au sur le plan scientifique et économique, tend à répondre aux besoins du marché en matière de médicaments et compléments alimentaires. Les objectifs de lancement d'une telle expériences peuvent êtres regroupés en trois grands axes.

Pour l'établissement, ce MOOC d'un côté, a visé la contribution à la formation à la recherche au même niveau que les formations doctorales et offrir de la visibilité aux compétences internes ainsi qu'à la recherche dans ce domaine. D'un autre côté, le renforcement de l'ouverture à l'international via la formation des apprenants de par le monde et l'apport de problématiques diverses relatives au contexte de leurs pays, ainsi la mise en synergie les compétences de l'équipe pédagogique d'enseignants-chercheurs avec celles de la présidence.

En parlant de l'équipe pédagogique l'expérience a visée non seulement l'utilisation du MOOC pour diffuser largement la thématique de la phytothérapie et la Pharmacopée Traditionnelle Marocaine mais aussi l'implication d'une équipe de recherche dans la conception du contenu, dans la perspective d'inciter cette dernière à innover dans l'approche pédagogique dispensée dans le cadre de cette thématique par rapport au présentiel.

En dernier, via ce MOOC, nous avons envisagé de chercher les profils des apprenants qui vont montrer la persévérance, l'engagement et l'engagement pour achever le cours et avoir le certificat.

Caractéristiques et spécificités du MOOC "PPTM"

Public cible

Ce Mooc s'adresse aux professionnels de la santé (médecins, pharmaciens, vétérinaires) et scientifiques, ayant de solides connaissances en physiologie, nutrition, chimie et biologie. Ces apprenants ont rempli un questionnaire qu'ils ont renseigné, concernant leur niveau académique, métier, âge, sexe, formation etc…

Durée

Le MOOC s'est déroulé sur 8 semaines structuré en quatre séquences, pendant lesquelles chaque apprenant a été formé à la reconnaissance des plantes, à leur utilisation médicinale, à leurs éventuels effets; à la connaissance des précautions à prendre avec l'utilisation des plantes médicinales …et bien d'autres éléments à découvrir.

Ressources pédagogiques offertes

Plusieurs ressources pédagogiques ont été élaborées durant les 8 semaines du MOOC, notamment des documents PDF, PPT, Word, scripts de cours rédigés par l'équipe pédagogique. De plus, plusieurs vidéos de 5 à 8 min ont été conçues (29 au total), dont 2 vidéos introductives du MOOC et 27 autres relatives à toutes les parties du MOOC. Dans ce contexte, 78 documents divers ont été joints à toutes les séquences du cours pour l'alimenter davantage et pour apporter des explications supplémentaires à celles dispensées par l'équipe pédagogique.

Tableau 9 : Nombre de ressources pédagogiques par semaine

	Courses Vidéo / PDF	**Course Support**
Semaine 0	2	--
Semaine 1	4	10
Semaine 2	4	12
Semaine 3	3	10
Semaine 4	4	12
Semaine 5	4	14
Semaine 6	6	15
Semaine 7	2	5
Semaine 8	--	--
TOTAL	29	78

Méthodes d'évaluation

Dans ce Mooc, une approche évaluative à la fois formative et sommative a été appliquée aux apprenants du début de la formation jusqu'à la fin. Dans cette optique, l'évaluation du degré d'acquisition des compétences par les apprenants au

fur et à mesure de la formation et des acquis en fin de formation pour obtenir la certification ont été réalisées au regard des objectifs fixés.

D'ailleurs, à la fin de chaque semaine, il faut répondre à des quiz hebdomadaires afin de de vérifier les connaissances des apprenants. Ces quiz seront ouverts dès le début jusqu'à la fin du cours. Ils comptent pour 35% de la note finale. De la même manière, des quiz d'entraînement et exercices ont servis d'exemple pour tester et appréhender les différents composants de la plateforme. Ces quiz d'entraînement ont été également notés comme un bonus de 15% à la note finale. Un quiz final a été mis en place également et il a compté pour 50% de la note finale.

Les quiz hebdomadaires et les quiz d'entraînement ont été accessibles dès le début jusqu'à la fin du cours.

Tableau 10 : Nombre de quiz par semaine

	Quiz formatif	Quiz semainier	Quiz final
Semaine 0	--	--	--
Semaine 1	2	1	--
Semaine 2	2	1	--
Semaine 3	2	1	--
Semaine 4	3	1	--
Semaine 5	3	1	--
Semaine 6	6	1	--
Semaine 7	1	1	
Semaine 8	--	--	1
TOTAL	19	7	1

En résumé, la note finale est constituée de :

- Quiz hebdomadaires : 35%
- Quiz final : 50%
- Quiz d'entraînement et exercices : 15% (bonus)

L'attestation est gratuite et accessible à tous

Plateforme d'hébergement

Comme susmentionné, le MOOC PPTM rentre dans le cadre du projet MUN qui était en collaboration avec FUN. FUN propose ses MOOC via un la fameuse plateforme OpenEdx qui est l'un des LMS (Learning Management System) les plus connus et leaders du marché

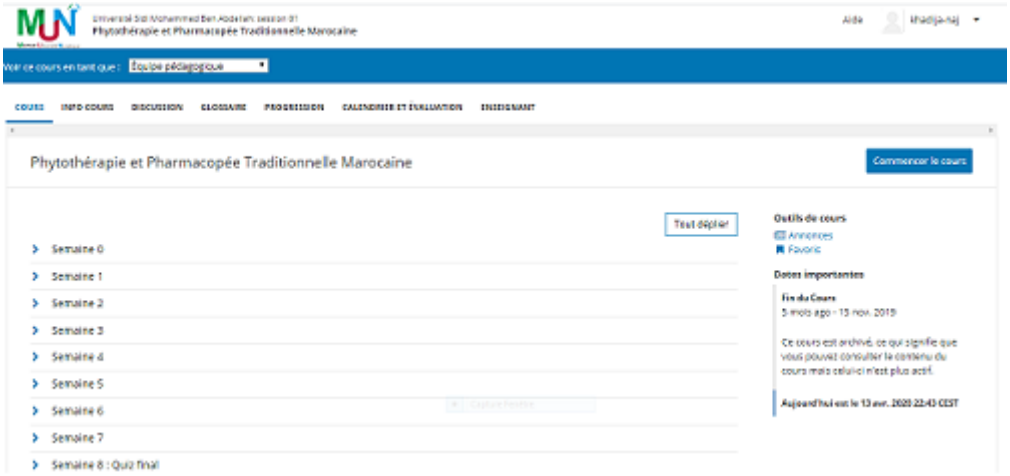


***Figure 20** : PPTM sur la plateforme Edx*

Stratégie de publicité du MOOC

Afin d'augmenter la visibilité du MOOC et d'améliorer la communication tuteur/apprenant l'équipe pédagogique du MOOC a créé un comité de communication. L'objectif de ce comité était le développement d'un plan de diffusion des informations concernant le MOOC, que ce soit en terme de démarrage de chaque séquence du cours ou des événements liés à ce dernier.

Ce comité et afin de mener à bien ses tâches a aussi créé deux canaux de communication sur les réseaux sociaux, à savoir facebook et twitter. Ces deux réseaux ont formés des outils moins formels de communication mais adaptés à la nouvelle tendance et orientation des apprenants surtout les jeunes.

4 .3.3 Ressources déployés

Humains (nombre de professeurs, profils, ...)

Tout processus de développement de MOOC nécessite un staff pédagogique avec des spécialités très diversifiées techniquement et pédagogiquement, et par conséquent, le choix des profils peut influencer directement la qualité des ressources proposées.

La particularité de notre MOOC est qu'il rentre dans un projet collaboratif de ce fait nous avons formé trois équipes de pilotage. la première était l'équipe pédagogique enseignante, avec un nombre de 12 personnes, le rôle de cette dernière été d'assurer la coordination, la création du contenu pédagogique, la scénarisation, les méthodes d'évaluation et l'animation du cours. La deuxième équipe était l'équipe administrative et multimédia, avec 6 personnes, cette équipe a été responsable du volet technique du MOOC, en partant du montage des vidéos jusqu'à la mise en production des ressources numériques sur la plateforme.

En dernier, les collaborateurs qui intervenaient pour enrichire les objets pédagogiques par leur connaissance, et savoir faire dans le domaine du MOOC ce qui a été d'une grande valeur ajoutée.

Matériels (Caméra, salles, micro, ...) et coût

Pour entamer le développement d'un cours à distance, il est nécessaire de conceptualiser un "process", scénarisation, structuration des chapitres, apport d'informations de manière progressive au fur et à mesure du MOOC. Ce travail de recherche, nous a permit de réfléchir tout d'abord sur la dimension spécifique du cours à distance, notamment le MOOC, pour avoir un cours bien conçu et structuré. Pour ce faire et pour atteindre les objectifs du MOOC, plusieurs outils technologiques ont été misent en place nous citons :

-Un petit Studio de la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz et qui se compose de:

- Camera canon 760D
- Tripier
- Fond vert
- Micro sans fil
- Prompteur

-Studio de la Faculté de Médecine et de Pharmacie de Fès

-Propres caméras et smartphones des enseignants



Figure 21 *: Studio de la faculté des Sciences Dahr Mahraz*

Pour la gestion de projet, la médiatisation des ressources,l'achat du matériel informatique et l'équipement du studio, La faculté des sciences dhar mahraz s'est appuyée sur la subvention attribuée par le MESRSFC aux projets MOOC sélectionnés qui était d'un montant de 50 000 dirhams pour chacun.

Elle a mutualisé ses moyens entre les 3 MOOC de la FSDM retenus par le projet MUN et a travaillé avec un budget commun de 150 000 dh

4 .3.4 Résultats (aperçus)

Dans cette section, nous exposons les retours de la première expérience menée par l'université Sidi Mohammed Ben Abdellah

Dans le parcours d'adoption des MOOCs. Nous présentons un ensemble de statistiques relatifs aux apprenants inscrits dans le MOOC, profils des apprenants, informations démographiques, motivations, engagement des apprenants, et notamment les taux de certification.

4 .3.4.1 Les inscrits : profils et informations démographiques

Le MOOC a racheté 465 inscriptions, un nombre qui reste très satisfaisant pour une première expérience. La majorité des apprenants ont étés des hommes avec un nombre de 263 inscrits. Quant aux femmes elles représentaient un nombre de 200 inscrites, sans oublier 2 personnes qui n'ont pas mentionnés leur sexe

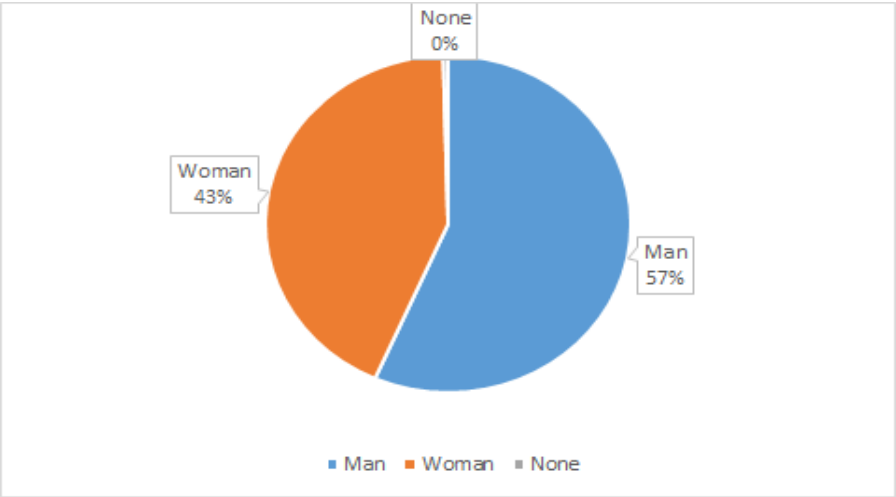


Figure 22 *: Fréquence relative des sexes des inscrits*

En terme de distribution des apprenants par âge, le graphe sur la figure 23 montre que 73,76% des inscrits étaient des jeunes, des étudiants ou des lauréats fraîchement diplômés dont les âges varient entre 18 et 35 ans. Aussi 102 participants se positionnaient dans l'intervalle de 36-55 ans, ce qui représente 21,93% du nombre total des inscrits. On remarque aussi qu'une seule personne dépassait les 65 ans. La figure 23 expose en détail les nombre des inscrits dans le MOOC par tranche d'âge.

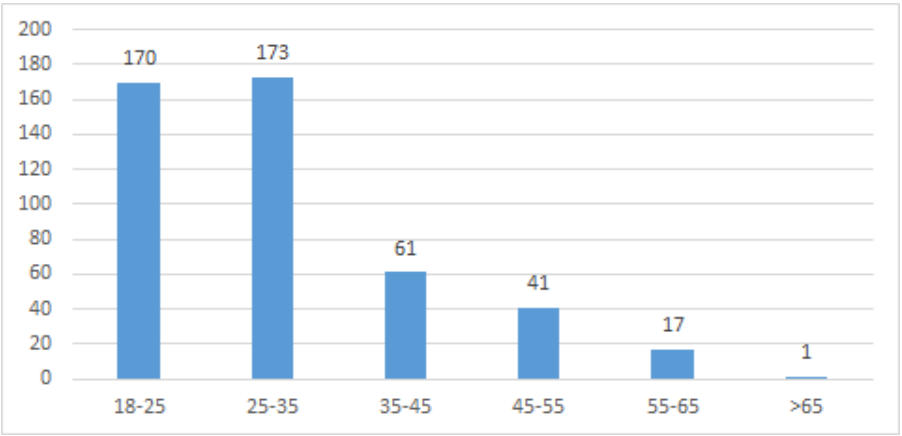


Figure 23 *: Distribution des apprenants par âge*

Concernant les niveaux académiques des apprenants, nous remarquons suite à la figure 24 que la plupart des apprenants inscrits dans le MOOC avaient un Master (171 personnes), suivi de 101 inscrits avec un diplôme de l'enseignement supérieur

et puis 99 apprenants ayant un diplôme de doctorat. On voit clairement que le public qui s'est intéressé à notre MOOC est constitué de personnes avec un niveau académique élevé.

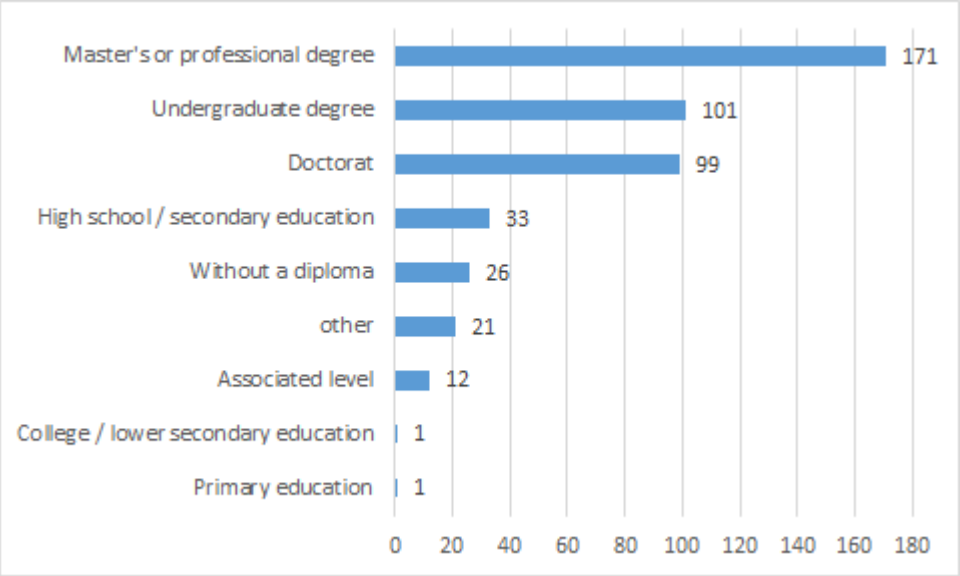


Figure 24 *: Niveaux académiques des apprenants*

Parlant de la distribution géographique, les apprenants enregistrés sont issues de 13 pays autour du monde, la quasi totalité vient du Maroc avec une fréquence relative de 94,26% suivi de la France avec une fréquence de 3,01%. Le tableau 11montre le nombre d'apprenants et leur pourcentage par pays.

Tableau 11 : Nombre d'apprenants et leur pourcentage par pays

Country	Absolute Frequency	Relative frquency
Burkina Faso	1	0,22%
Bénin	1	0,22%
Brésil	1	0,22%
République du Congo	1	0,22%

Algérie	1	0,22%
Espagne	1	0,22%
France	14	3,01%
Ghana	1	0,22%
Maroc	440	94,62%
Niger	1	0,22%
Russie	1	0,22%
Togo	1	0,22%
Missing value	1	0,22%
Total	465	100,00%

4 .3.4.2 Motivations à suivre le MOOC

Parmi les choses les plus importantes à connaître pour bien mener et encadrer les participants à un MOOC est leurs motivations à suivre ce dernier. Cette information permettra sans doute de comprendre et dynamiser l'alignement des objectifs des participants à ceux des animateurs du cours.

Pour le MOOC sujet d'étude, les réponses des participants étaient très hétérogènes. Après une étude profonde nous avons extrait [] raisons qui ont poussé les gens à s'inscrire dans le MOOC. Comme suite une liste exhaustive des informations trouvées :

- Sujet intéressant et d'actualités,

- Faire part d’une communauté d’expert,
- Apprendre de nouvelles connaissances,
- Manque de soutien universitaire,
- Développement ou réorientation de carrière,
- Certification et vivre une nouvelle expérience d’apprentissage en ligne

4 .3.4.3 Engagement hebdomadaire des apprenants

Afin d’évaluer la progression et les connaissances apprises de ces apprenants. Le MOOC PPTM a procédé par une évaluation formative via un ensemble de quiz comme il a été présenté. Ce dernier avait deux types des quiz d'entraînement pédagogique qui vont parallèlement avec les notions et des évaluations hebdomadaires. En plus d’une évaluation sommative à la fin du Mooc pour mesurer l’assimilation des connaissances par les apprenants.

La figure 25 montre l’engagement des apprenants de manière générale au fil des semaines du cours. Ces derniers ont répondu aux évaluations à temps. Nous avons remarqué que le pourcentage des apprenants qui ont commencé le MOOCs à temps représente seulement 24,30% du total des inscrits. Ce pourcentage n’a cessé de s’atténuer pour atteindre 18,49%, 15,05%, 14,19% respectivement pour les semaines 3, 5 et 7.

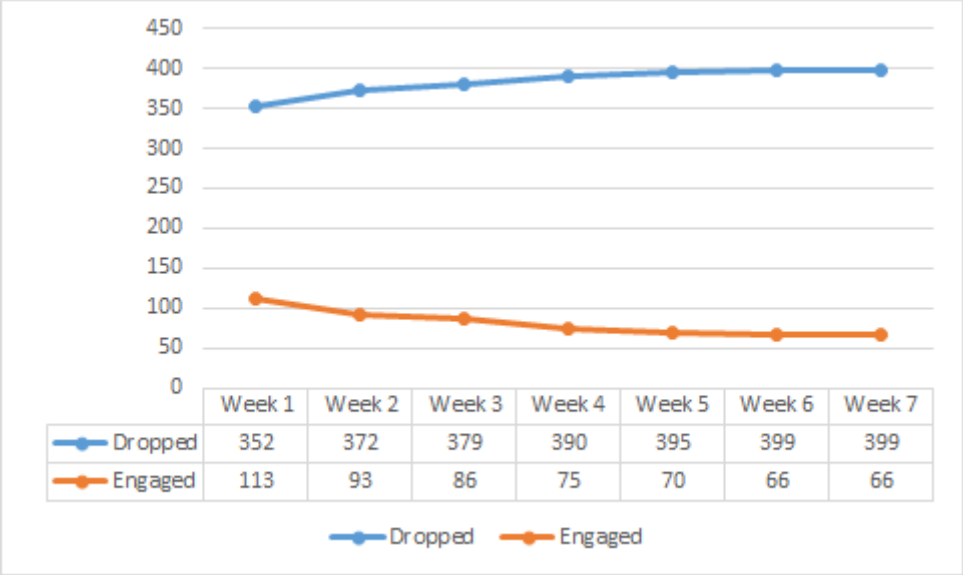


Figure 25 *: Engagement des apprenants au fil des semaines du cours*

Afin d'avoir plus de détails, la figure 26 présente le nombre des apprenants et leur engagement par rapport aux évaluations hebdomadaires séparés en trois classes à savoir ceux qui n'ont pas soumise les travaux demandés, ceux qui ont essayé mais n'ont pas eu la moyenne requise pour valider l'évaluation et ceux qui ont réussi les évaluations hebdomadaires.

Nous avons remarqué qu'en moyenne seulement 65 apprenants ont réussi l'ensemble des évaluations et 17 d'entre eux ont rencontré des difficultés et par conséquent ont échoués. Cette figure montre aussi que le nombre des apprenants non engagés dans les évaluations est de l'ordre de 384 apprenants.

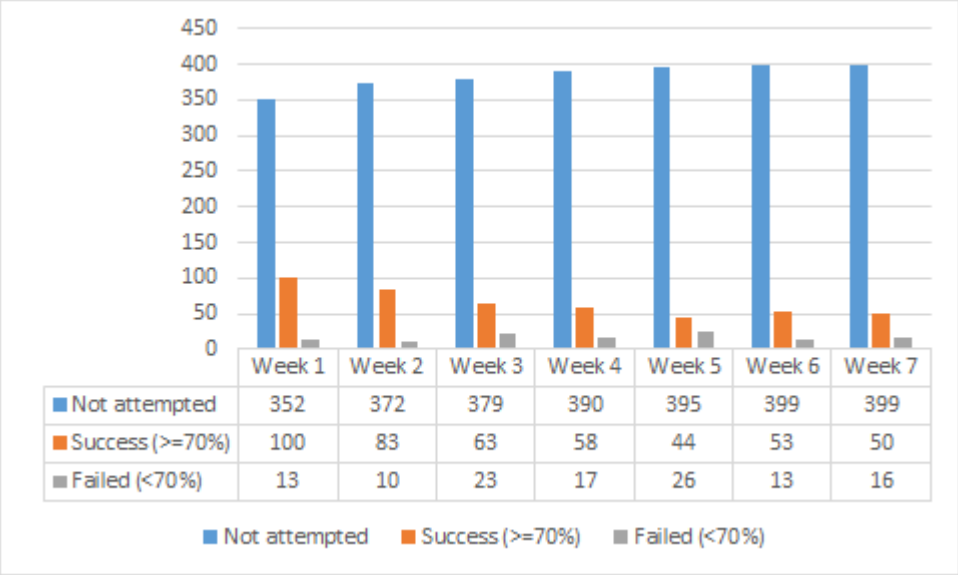


Figure 26 *: Nombre des apprenants et leur engagement par rapport aux évaluations hebdomadaires*

En parlant des quiz d'entraînement, la figure 27 illustre aussi le nombre d'apprenants segmentés en trois classes et leur engagement. Ce graphe a été pris en compte pour avoir une vue rapproché de l'engagement des apprenants vis-à-vis du cours entier, vue que les quiz d'entraînement sont en alignement avec les vidéos et les autres ressources pédagogiques proposée

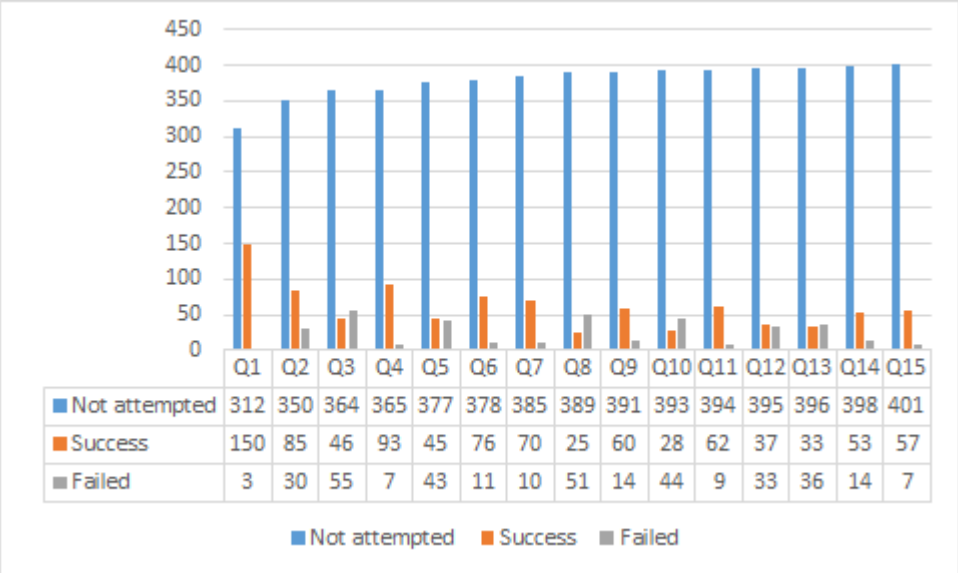


Figure 27 *: Nombre d'apprenants segmentés en trois classes et leur engagement*

4 .3.4.4 Certification

Afin d'être considéré comme certifié du MOOC PPTM, les concepteurs de ce dernier ont définit un seuil de 70% pour le taux de réussite relatif aux notes des évaluations d'entraînement, celles hebdomadaires et du quiz final. Nous présentons dans cette partie les profils des apprenants certifiés et qui sont au nombre de 57 personnes et qui représente un pourcentage de 12.25% du total des inscrits. Les admis sont distribués entre 22 femmes et 35 hommes comme l'expose la figure 28 en pourcentages.

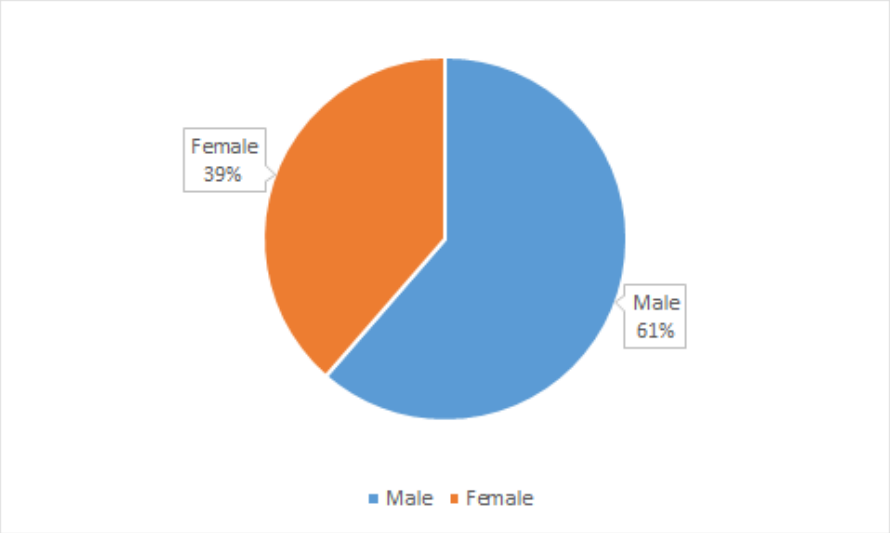


Figure 28 *: Pourcentage des certifiés par sexe*

Quant à la distribution des apprenants certifiés selon leur âge, la figure 29 montre que ces derniers se concentrent surtout dans l'interval [18 - 35 [. Un pourcentage de 36,85% étaient des apprenants dont l'âge était entre 18 et 25 ans, une valeur très rapprochée à celle des apprenants dont l'âge était entre 26 et 35 ans et qui représentent 40,36% des réussies.

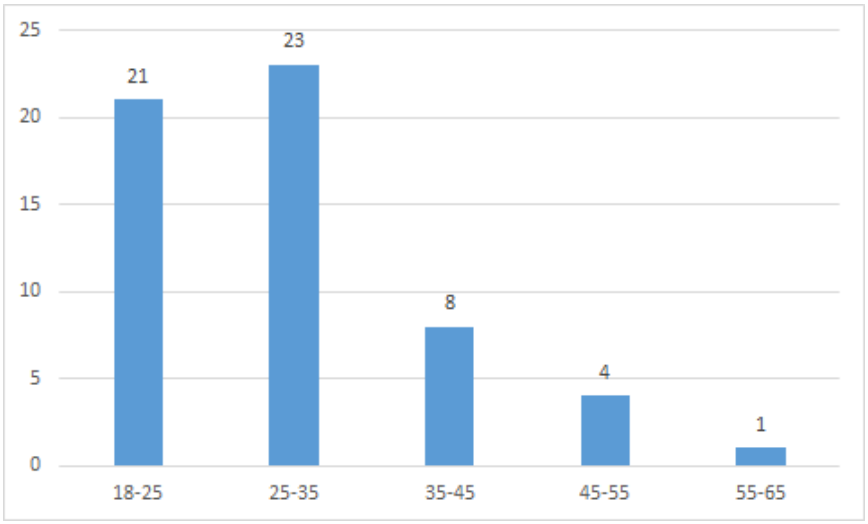


Figure 29 *: Distribution des apprenants certifiés selon leur âge*

En ce qui concerne la distribution géographique des apprenants qui ont atteint le taux de réussite de 70%. Nous avons remarqué que plus de 55% étaient en provenance du Maroc dont 50,87% de la ville de Fès, suivi de la ville de kenitra avec un pourcentage de 7,01% et puis Agadir, Meknès, Rabat et Taza qui partageaient le même pourcentage de 5, 26%.

En ce qui concerne les participants des autres pays, seulement 2 apprenants en provenance de Ghana et d'Italie avec pourcentage partagé de 3,508% ont eu le certificat. Le graphe sur la figure 30 montre le nombre d'apprenants certifiés par pays.

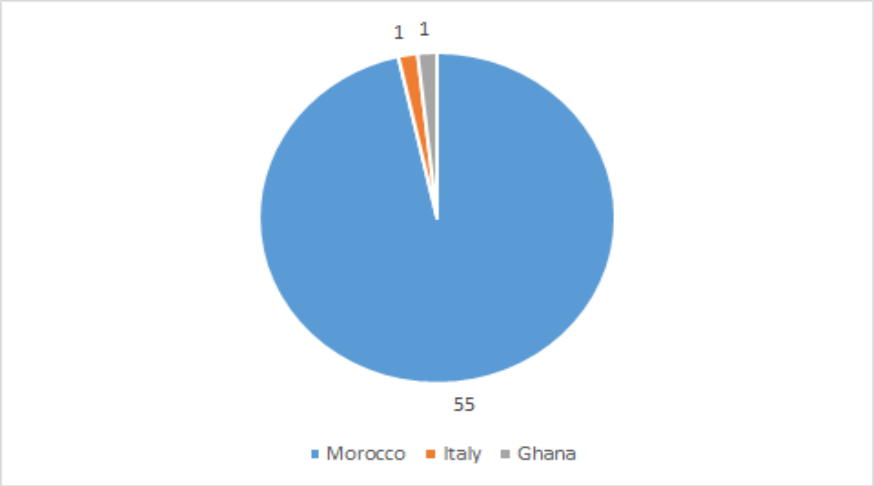


Figure 30 *: Distribution des apprenants certifiés par pays*

4 .3.5 Discussion, limitations et recommandations

Il n'y a aucun doute que les MOOC sont adaptés par les universités africaines puisqu'ils réduisent le besoin de grandes salles de cours coûteuses, éliminent les frais de logement et de transport des étudiants et, surtout, permettent un accès massif sans frais de scolarité ou à la portée des étudiants pauvres.

Même si le nombre de participants était assez faible pour ce Mooc destiné à un public de spécialistes et nécessitant des solides connaissances en physiologie, nutrition, chimie et biologie, le fait que ce cours aborde un sujet peu commun et qu'il soit reconnu pour cela est un point important. Cela va dans le sens de l'un des objectifs visés par l'équipe pédagogique avec la réalisation de Mooc : diffuser largement la thématique de la phytothérapie et la Pharmacopée Traditionnelle Marocaine

En effet ce que ce MOOC a réalisé en matière de diffusion des connaissances est prometteur. Mais l'infrastructure TIC disponible pour les étudiants peut être considéré comme un obstacle à la réussite d'un tel projet numérique dans un pays émergent. En attendant, la pénétration d'Internet augmente chaque année dans les universités marocaines et les outils TIC deviennent faciles à acquérir au fil du temps. Ce qui est en fait une limitation pour le moment seulement.

Il est important aussi de signaler le fait que le projet MUN en général et ce MOOC PPTM en particulier sont des projets à faible coût pour lesquels des ressources financières et humaines minimales ont été allouées. l' impact et les résultats de ce MOOC auraient pu être plus importants s'il avait été alimenté généreusement..

Recommandations

Après l'analyse approfondie de cette expérience, nous recommandons l'engagement de toutes les entités pédagogiques à savoir, les apprenants, les enseignants et l'établissement pour une bonne réussite d'intégration des MOOC dans les universités marocaines

Engagement des étudiants

L'enseignement à travers les MOOC, exige un engagement efficace de l'apprenant. Nous recommandons aux apprenants de réaliser les activités suivantes:

- Préparation des outils nécessaires (ressources matérielles ou logicielles) avant le commencement du MOOC ;
- Acquisition des prérequis avant le commencement du MOOC ;
- Participation dans le forum d'échanges avec les autres apprenants ;
- Réalisation des travaux demandés et test en ligne à temps selon les contraintes du MOOC ;
- Bonne gestion du temps et bon respect des délais de rendre des travaux qui sont relatifs au MOOC ;

Engagement des enseignants

L'engagement des enseignants ou l'équipe pédagogique est un atout indispensable pour la bonne mise en œuvre des MOOC dans l'enseignement supérieur. Ceci nous mène à proposer les recommandations suivantes aux enseignants :

- Encadrement et accompagnement des apprenants lors du suivi du MOOC ;
- Préparation des activités pédagogiques aux apprenants avant lancement du MOOC ;
- Présentation de la méthodologie de travail sur les MOOC aux apprenants ;

- Contrôle des traces de l'historique des apprenants dans la plateforme des MOOC (travaux en ligne, échanges, suggestions et réclamations) ;

- Partage de l'expérience de l'enseignant avec d'autres enseignants ou équipes pédagogiques dans le MOOC ;

- Amélioration et mise à jour des supports pédagogiques de l'enseignant selon les nouvelles méthodologies pour la conception des MOOC.

Contenu pédagogique

Un contenu pédagogique récent, actualisé et composé d'activités pédagogiques variées, parmi les besoins majeurs et attentes actuelles des apprenants. Nous recommandons un contenu pédagogique qui respecte les contraintes suivantes :

- Le MOOC doit être à la portée du niveau de l'apprenant, quel que soit sa complexité ;

- Le MOOC respecte les vraies normes des MOOC internationaux, durée des vidéos, qualité des documents, disponibilité des supports pédagogiques, clarté de la présentation, forum des échanges entre les apprenants, etc. ;

- Le rythme d'avancement du MOOC doit-être conforme et adapter à la population ciblée des apprenants.

Engagement de l'établissement et de l'Université

L'établissement d'enseignement supérieur doit s'engager pour faciliter les procédures de mise en œuvre des MOOC. De plus, il doit offrir l'environnement de travail adéquat (infrastructure matérielle et logicielle, locaux et disponibilité des enseignants). Nous proposons à l'établissement les recommandations suivantes :

- Validation des accords de principe liés aux cours sous forme de MOOC entre les apprenants et les enseignants ;

- Contrôle de la qualité de service (analyse des feedbacks des apprenants sur les MOOC) pour le bon déroulement

- Contrôle de disponibilité de tout le matériel nécessaire pour le bon déroulement des MOOC ;

- Amélioration des règles de gestion (durée du MOOC, dates début et fin de MOOC, dates des tests et évaluation en ligne) pour le bon fonctionnement du système afin d'arriver à un apprentissage efficace.

- Contrôle de la continuité de fonctionnement du système en cas de désistement ou dysfonctionnement de quelques éléments d'une entité pédagogique ;

- Diffusion des MOOC avec un contenu pédagogique qui doit être à la portée des apprenants selon leurs besoins et attentes de cette nouvelle approche pédagogique.

4 .3.6. Conclusion

La massification et l'encombrement des salles de cours et des amphis par les étudiants sont le plus grand défi que l'Université Sidi Mohamed Ben abdellah affronte continuellement par plusieurs moyens notamment les MOOC.

L'expérimentation de la première édition de ce premier MOOC scientifique à la Faculté des Sciences Dhar el mahraz a été positive et riche en enseignements.

Le Mooc PPT est conforté dans l'idée que le numérique dans l'enseignement supérieur et le recours à l'innovation pédagogiques sont des moyens de faciliter le suivi d'un cours et de surmonter l'obstacle de la massification et le dépassement des capacités des infrastructures et des locaux et qu'il faut continuer à développer de tels projets à l'Université Marocaine

L'analyse des traces de navigation des utilisateurs, qui n'est pas achevée, nous permet de mieux comprendre qui étaient les apprenants, quel était leur comportement et leur préférence et comment évoluait leur ténacité. Ces éléments

seront pris en compte pour la réalisation des prochaines éditions de ce MOOC qui vont être plus centrées sur l'apprenant afin de lui offrir un environnement MOOC amélioré avec des analyses d'apprentissage intégrées et aussi pour le développement d'une stratégie et d'une approche numérique de l'Université Sidi Mohamed Ben Abdellah

4.4 Elaboration du notre système

4.4.1 Objectifs

Les systèmes de recommandation ont une portée et un objectif larges, ils peuvent donc être divisés en groupes selon divers paramètres : sujet, objectif, source de recommandation, contexte de l'utilisateur et degré de personnalisation. Par exemple, l'objectif des systèmes qui recommandent des films, des livres, des actualités et d'autres contenus est d'encourager l'utilisateur à consommer de nouvelles informations sur une plate-forme particulière. Dans ce cas, l'offre de contenu est basée non seulement sur le contexte des actions de l'utilisateur lui-même, mais également sur la nouveauté de l'information, les évaluations d'experts et la popularité parmi les autres utilisateurs. Les systèmes qui vous conseillent d'acheter des biens du quotidien fonctionnent différemment. Leur tâche est non seulement de proposer de nouveaux produits en fonction du contexte des actions des utilisateurs, mais également de leur rappeler les produits fréquemment achetés en présence d'un historique d'achat (Jie, 2015).

Le choix des modalités de mise en œuvre dépend des objectifs fixés et des caractéristiques nécessaires. Il y a deux grandes directions : le filtrage orienté contenu et le filtrage collaboratif. L'essence de la méthode basée sur le contenu est de faire correspondre les utilisateurs avec les produits ou le contenu qu'ils ont aimés ou achetés précédemment. De tels systèmes conviennent, par exemple, aux

recommandations de films. Ils prennent en compte des paramètres tels que le réalisateur, les acteurs, le genre et recherchent des similitudes avec d'autres films. L'approche axée sur le contenu est simple et bien établie, mais son efficacité dépend du domaine. Il ne convient pas à l'achat d'appareils électroménagers ou de meubles. Dans de tels cas, le filtrage collaboratif est mieux adapté pour générer des phrases. Le système utilisant cette méthode recommande des produits à la fois sur la base des évaluations de l'acheteur lui-même et sur la base des préférences explicites et implicites des autres utilisateurs. Ainsi, si vous avez acheté une machine à laver, alors le système collaboratif proposera des produits qui intéressaient d'autres acheteurs de machines à laver, et non une machine d'une autre marque. Mais cette méthode n'est pas adaptée aux produits à la pièce et rares comme les voitures ou l'immobilier. Pour eux, il n'y a pas de significativité statistique des achats, auquel cas le filtrage basé sur la connaissance est plus adapté. La recommandation sera formée à l'aide de filtres supplémentaires basés sur une connaissance approfondie du domaine, qui intéressaient d'autres acheteurs de machines à laver, et non une machine d'une autre marque (Amara, 2020).

Il n'existe pas de méthodes universelles et une approche hybride est de plus en plus utilisée, qui, grâce à une combinaison de méthodes, évite la plupart des lacunes et donne les recommandations les plus précises sur les données disponibles et dans les délais les plus courts.

Pour développer un système de recommandation, vous devez d'abord décider de l'infrastructure. Le choix de l'équipement est individuel et dépend si vous disposez de ressources matérielles ou cloud. Vous devez également prendre en compte le temps et les coûts de main-d'œuvre pour déployer le système.

Les plateformes cloud ont plusieurs avantages dans ce cas. Avec leur aide, vous pouvez réduire les risques d'erreurs lors du calcul du dimensionnement, éviter les pertes de temps pour l'achat, la livraison, la maintenance des équipements et l'installation des logiciels d'application. Le déploiement dans le cloud permet une montée et une descente rapides à mesure que les charges de travail augmentent ou diminuent, et vous permet d'expérimenter des technologies, d'utiliser une large gamme de services cloud, de tester rapidement des hypothèses et de mettre des modèles en production.

Cependant, Le système de recommandation doit atteindre les objectifs suivants, notamment :

- Satisfaction des utilisateurs. Tout d'abord, le système de recommandation est principalement conçu pour répondre aux besoins des utilisateurs. La précision est donc la mesure la plus importante pour évaluer la qualité du système de recommandation.
- Diversité : Bien que le système de recommandation soit principalement conçu pour répondre aux intérêts des utilisateurs, il est également nécessaire de prendre en compte la diversité des contenus et de prendre en compte des intérêts de poids différents.
- Nouveau : les utilisateurs voient du contenu dont ils n'ont jamais entendu parler auparavant. Le moyen le plus simple consiste à supprimer le contenu auquel l'utilisateur a été exposé avant de recommander la liste.
- Degré de surprise : Semblable à la nouveauté, mais la nouveauté n'est que ce que l'utilisateur n'a pas vu mais est en fait liée à son comportement, et le degré de surprise est que l'utilisateur n'a pas vu et n'a rien à voir avec son comportement précédent, mais l'utilisateur voit ce que admire vraiment.

- En temps réel : le système de recommandation doit mettre à jour le contenu recommandé en temps réel en fonction du contexte de l'utilisateur, l'intérêt de l'utilisateur change également au fil du temps et doit être mis à jour en temps réel.
- Transparence des recommandations : indiquez aux utilisateurs pourquoi ils recommandent ce contenu pour le résultat final qu'ils voient. Par exemple, "Les personnes qui ont acheté ce livre l'ont également acheté", "Le xx que vous avez acheté est similaire à ce produit".
- Portée : le minage à longue traîne est également une cible importante pour les systèmes de recommandation. Par conséquent, plus le contenu est recommandé, mieux c'est.

Sur la base de ces objectifs, le système de recommandation comprend quatre méthodes de recommandation :

- Recommandations populaires : le concept de leaders populaires. Cette méthode de recommandation n'est pas seulement dans le système informatique, mais existe également dans la vie de tous les jours. Cela devrait être la meilleure façon de recommander, après tout, les articles les plus recommandés sont relativement exposés.
- Recommandations manuelles : recommandations pour une intervention manuelle. Par rapport à l'utilisation de hotspots et d'algorithmes pour générer des recommandations, certains événements chauds tels que la Coupe du monde et les finales de la NBA doivent être ajoutés manuellement à la liste des recommandations. D'autre part, l'effet de recommandation causé par l'actualité brûlante est également très élevé.

- Recommandations associées : les recommandations associées sont un peu comme les recommandations personnelles des règles d'association, ce qui signifie que lorsque vous lisez du contenu, vous serez invité à lire le contenu associé.
- Recommandation personnelle : recommandation de contenu basée sur le comportement historique des utilisateurs. C'est aussi le contenu de cet article.

4.4.2 Architecture du système

Le principe de recommandation des cours traditionnels et les cours orienté MOOC est basé sur la théorie du système de recommandation, analysant le comportement de l'utilisateur, les informations de cours et les préférences de l'utilisateur, puis recommande le cours le plus efficace à l'utilisateur. La différence entre les deux est que le système de recommandation de cours traditionnel est basé sur un environnement éducatif fermé, le nombre de cours et d'utilisateurs est fixe de base, le système de recommandation de cours ne nécessite pas l'utilisation d'un cadre de données volumineuses (McDonald et al., 2000).

Mais le système de recommandation de cours orienté MOOC, le nombre de cours se présente à l'échelle PB. En cours de transplantation du modèle de recommandation de cours traditionnel dans l'environnement MOOC, qui doit être combiné avec un cadre de données volumineuses.

Sur la base de l'analyse ci-dessus,

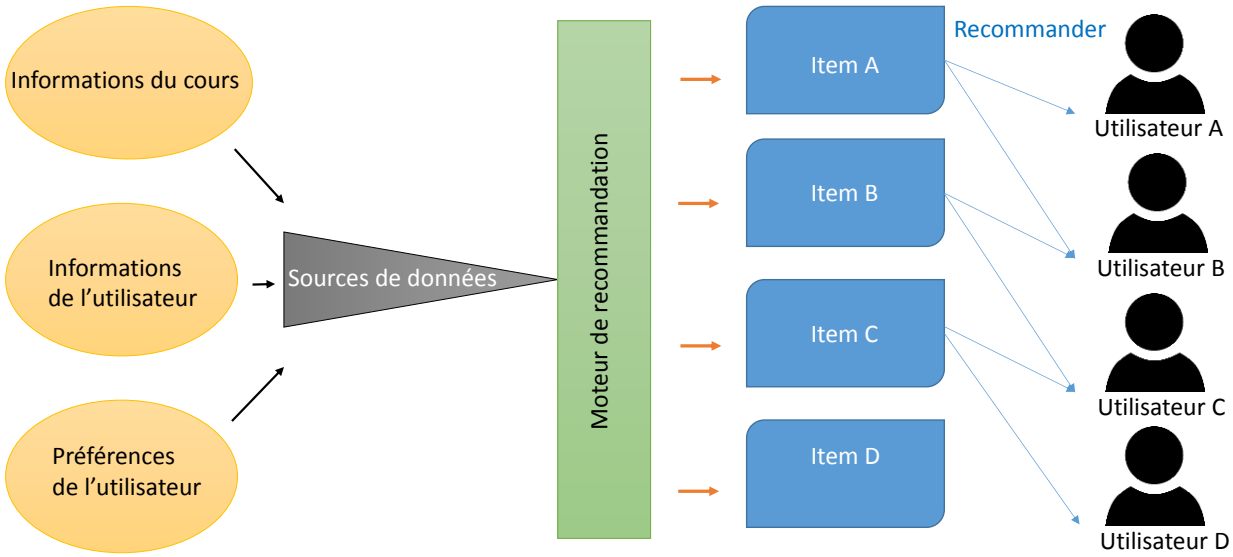


***Figure 31** : Le principe des systèmes de recommandation (McDonald et al., 2000).*

- **Algorithme de filtrage collaboratif proposé**

Le framework que nous proposons dans ce travail sera appliqué dans l'environnement des MOOCs. L'idée de ce cadre est d'utiliser certains concepts détaillés dans la littérature. En effet, un apprenant inscrit à un cours pourra attribuer une note de 1 à 5. Ces notes seront ainsi stockées dans un fichier CSV puis exportées vers un répertoire créé à l'aide d'une borne. Ensuite, l'éditeur Python traitera ce fichier et nous effectuerons le processus de recommandation en utilisant l'algorithme de filtrage collaboratif que nous avons développé en Python et en appliquant la fonction de prédiction (Figure 32).

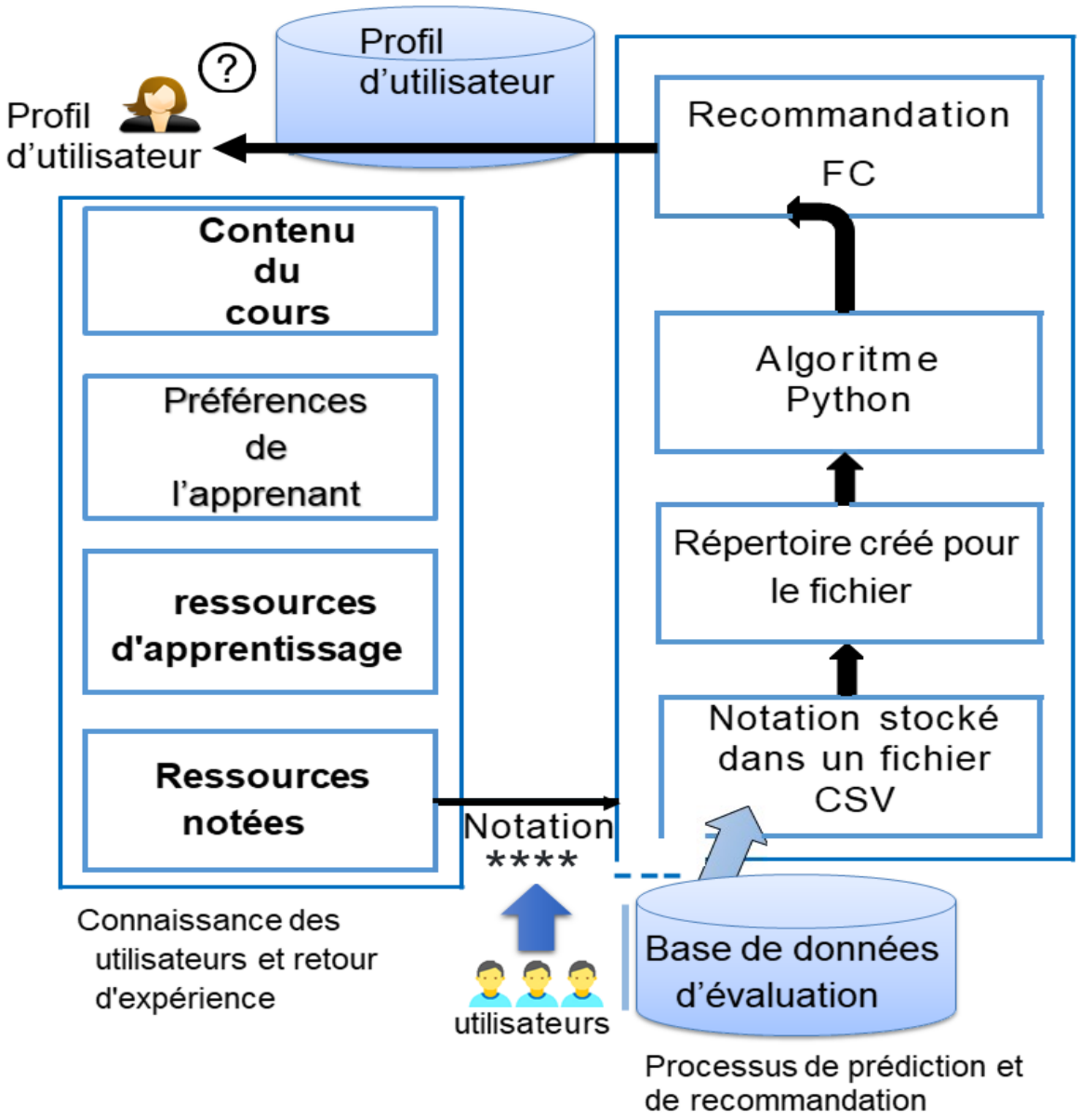


Figure 32 *: L'architecture de notre approche proposée du filtrage collaboratif.*

- **Concepts du système proposé**

Afin de recommander des contenus de cours de préférence personnalisés aux apprenants à l'aide du système de notation, nous avons adopté le processus impliqué dans l'architecture CF. Après l'étape d'évaluation, les scores sont stockés au format de fichier CSV. Ce fichier sera ensuite stocké par l'environnement Python et extrait à l'aide de l'algorithme CF que nous avons développé. Un fichier de répertoire sera créé

à l'aide du terminal comme dans le fichier CSV. Le processus de recommandation de contenu de cours est basé sur les profils d'utilisateurs uniques stockés dans la base de données . Comme décrit dans (Nitro, 2012), la méthode suggérée ici étendra la fonction de prédiction pour recommander des éléments à de nouveaux utilisateurs cibles.

En outre, notre approche consiste à trouver des modèles cachés dans les activités historiques des apprenants. En fait, le processus de recommandation se compose des étapes suivantes :

Dans un premier temps, nous devons charger les données du dataset. Les données chargées sont traitées de manière distribuée en utilisant l'algorithme FP-growth, et une implémentation à grande échelle des techniques de règles d'association Avec le langage python qui est un langage de programmation interprété, multi-paradigme et multiplateformes. Enfin, la sortie est le catalogue de cours recommandés qui correspondent aux intérêts de l'apprenant et nous pouvons afficher le résultat du moteur de recommandation à l'utilisateur afin de le guider et de lui suggérer des ressources pertinentes, après quoi l'apprenant peut parcourir ces cours et commencer à apprendre de nouveaux cours appropriés.

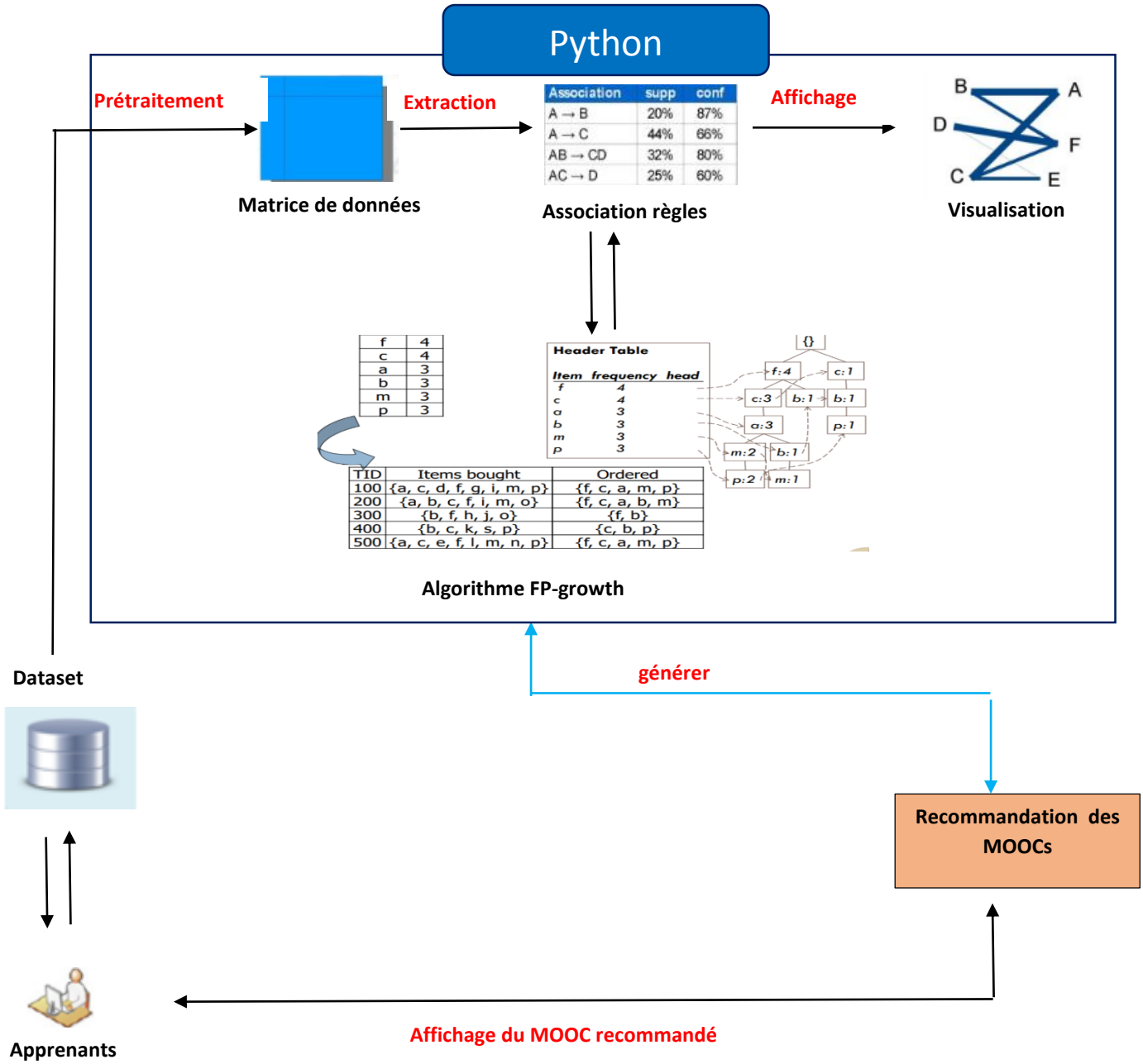


Figure 33 *: Architecture du système de recommandation de cours proposée*

4.4.3 Réalisation du système

4.4.3.1 Dataset

Pour les besoins de l'expérience, nous avons utilisé une Dataset qui représente l'information importantes pour la collecte de données sur les historiques des inscriptions des apprenants dont nous avons besoin pour implémenter notre système de recommandation, D'abord on a les données des inscriptions aux MOOC avec tous les détails : les ID des MOOC, les noms du MOOC, la catégorie, niveau,

prix, nombre d'abonnements, durée du contenu, date de publication, l'heure de modification etc.

Cette base de données contient plus de 360455 étudiants de différents domaines et de différents niveaux suivant 3690 cours par le biais de cours MOOC.

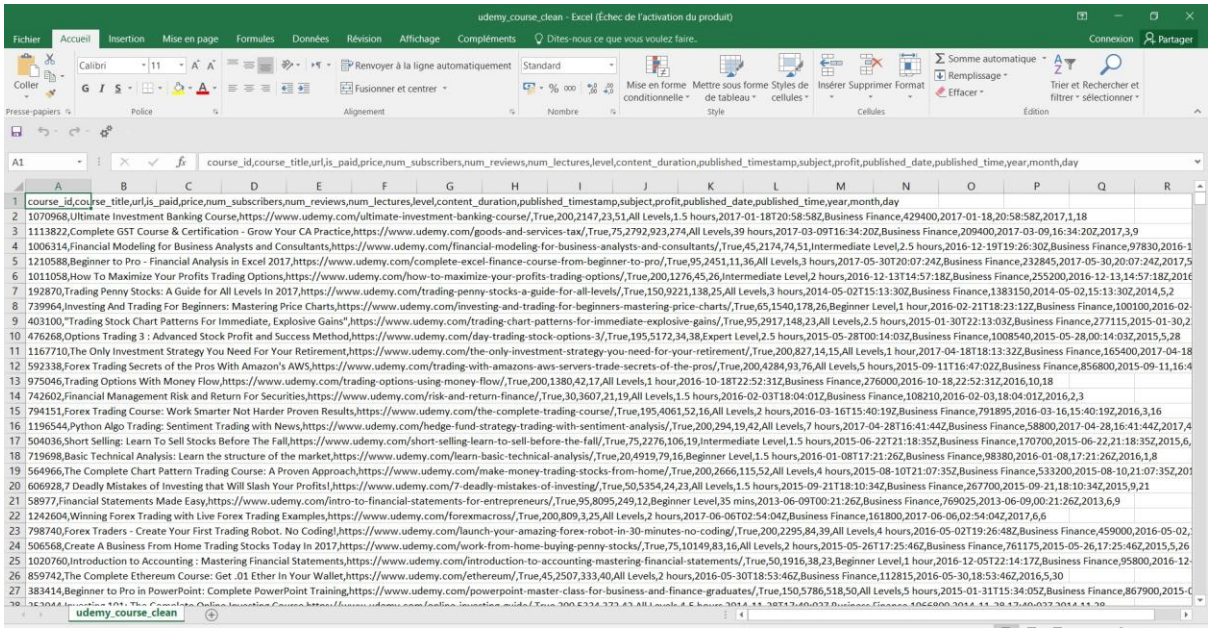


Figure 34 *: Dataset*

4.4.3.2 Règle d'association

Les règles d'association sont des techniques qui permettent de découvrir quels sont les items ou événements qui occurrent de manière simultanée ou selon un ordre spécifique dans une base de données transactionnelles. Les règles d'association sont une méthode d'apprentissage non supervisée largement utilisée dans de nombreux domaines, notamment les moteurs de recommandation, l'analyse des transactions dans le commerce de détail et l'analyse du flux de clics sur les pages Web, Elle vise à découvrir des modèles cachés dans de grandes quantités de données, sous la forme de règles intéressantes. En général, les systèmes de recommandation se composent de trois étapes principales : premièrement, collecter des données à partir d'une grande base de données de transactions ; deuxièmement,

trouver des similitudes entre les comportements des utilisateurs, en fonction de l'ensemble des articles les plus fréquents, et enfin, recommander des articles plus appropriés pour les utilisateurs.

Considérant C = {c1, c2, c3, ... , cn} un ensemble de tous les éléments ou inscriptions aux cours stockés dans la base de données et{ L = l1, l2, l3, ... , ln} un ensemble de profils d'apprenants. Chaque apprenant li s'inscrit à k cours, où k est un sous-ensemble de cours choisis dans l'ensemble d'éléments C. Dans les règles d'association nous définissons une règle comme une implication de $X \Rightarrow Y$, où $X, Y \subseteq C$ (X et Y sont des ensembles de cours) et $X \cap Y \subseteq C$. cours) et $X \cap Y = \emptyset$, ce qui signifie que lorsque le cours X est suivi par l'apprenant li, le cours Y est probablement suivi également avec une implication de la règle. Y est également suivi avec une forte probabilité. L'ensemble des attributs X est appelé antécédent ou côté gauche (LHS) de la règle ; l'ensemble des attributs Y est appelé conséquent ou côté droit (RHS) de la règle. [13]. En général, la technique des règles d'association Te produit un grand nombre de règles $X \Rightarrow Y$, mais pour sélectionner les règles intéressantes à partir de l'ensemble des règles générées, il existe deux mesures importantes pour déterminer la qualité d'une règle d'association. Pour déterminer la qualité d'une règle d'association, les plus connues sont les seuils minimums de support et de confidence. Dans l'ensemble de données qui contiennent l'ensemble d'éléments X, tandis que la confidence est définie comme le pourcentage (%) de transactions qui contiennent X et qui contiennent également Y. La définition formelle de la confidence est : $conf (X \Rightarrow Y) = supp (X \cup Y) supp(X)$. Par conséquent, une règle d'association de force $X \Rightarrow Y$ doit satisfaire : $supp (X \cup Y) \geq \sigma$ et $conf(X \Rightarrow Y) \geq \delta$, où σ et δ sont respectivement le support minimal et la confidence minimale. Support minimal et la confidence minimale, respectivement.

Dans le cadre de notre recherche, nous appliquons la technique des règles d'association dans l'apprentissage en ligne. Et les items sont remplacés par les cours suivis par un étudiant donné au cours du processus d'apprentissage. Ainsi, nous pouvons définir le soutien et la confiance respectivement comme suit :

$$supp(X \Rightarrow Y) = \frac{Nombre\ des\ apprenants\ suivant\ les\ cours\ X\ et\ Y}{Total\ des\ apprenants\ inscrits\ dans\ la\ base\ de\ données}$$

$$conf(X \Rightarrow Y) = \frac{Nombre\ des\ apprenants\ suivant\ les\ cours\ X\ et\ Y}{Nombre\ des\ profiles\ des\ apprenants\ suivant\ le\ cours\ X}$$

Le support est le premier critère qui est défini comme le pourcentage de transactions qui contiennent X. Cela signifie que le support est une indication de la fréquence à laquelle l'item apparaît dans la base de données. D'autre part, la confiance est définie comme le pourcentage (%) de transactions (profils d'étudiants) qui suivent X, qui suivent aussi Y. (élèves profanes) qui suivent X, qui suivent également Y.

4.4.3.3 La fonction de prédiction

L'utilisateur cible demande une recommandation à un groupe de collaborateurs. La recherche de recommandations de contenu pour l'utilisateur cible auprès des utilisateurs collaboratifs se fait à l'aide d'une matrice de similarité. L'identification de tous ces utilisateurs avec des modèles de notation similaires est significative. La fonction de prédiction **M**, calcule la prédiction de l'utilisateur **s** pour le contenu **j**. **p** est le nombre défini d'utilisateurs collaboratifs, **sim(s,i)** est l'utilisateur collaboratif défini pour la similarité avec l'utilisateur cible, puis on multiplie par la différence de notation de l'un des contenus ou sous-contenus **j** dans l'ensemble du processus de notation de l'utilisateur collaboratif. Ensuite, on résume le total et sera multiplié par le facteur de modulation **q** et on l'ajoute à la note moyenne $\mathbf{n_s}$ de notre

utilisateur cible, ce qui produira alors la note prédite pour notre recommandation d'utilisateur cible.

$$M_{s,j} = n_s + q * (\sum_{i=1}^{p} sim(s,i) * (n_{i,j} - n_i)) \qquad (1)$$

Le processus de la fonction de prédiction M sélectionne l'utilisateur cible **s** et tous les utilisateurs collaboratifs similaires, ainsi qu'un contenu similaire intéressant les apprenants, comme indiqué dans l'équation 1 à l'extrême droite après le signe d'égalité. Le filtrage collaboratif et les recommandations basées sur le contenu sont deux paradigmes répandus pour les systèmes de recommandation contextuelle et la prédiction des préférences de l'apprenant (Khanal et al., 2020).

4.4.3.4L'algorithme FP-Growth

L'identification de règles d'association est un travail qui se fait généralement à l'aide d'algorithmes spécialisés. On peut citer plusieurs algorithmes comme l'algorithme Apriori, Eclat. On peut également citer l'algorithme FP-Growth.

L'idée derrière l'algorithme FP Growth est de trouver les items fréquents dans un ensemble de données tout en étant plus rapide que l'algorithme Apriori. L'algorithme Apriori fait essentiellement des allers-retours dans l'ensemble de données pour vérifier la cooccurrence des produits dans l'ensemble de données.

Afin d'être plus rapide, l'algorithme FP a modifié l'organisation des données en un arbre plutôt qu'en ensembles. Cette arborescence maintiendra l'association entre les ensembles d'éléments. La base de données est fragmentée en utilisant un élément fréquent. Cette partie fragmentée appelée « fragment de motif ». Les itemsets de ces modèles fragmentés sont analysés. Et cette structure de données en arbre permet un balayage plus rapide, et c'est là que l'algorithme gagne du temps.

Considérons la base de données de transactions suivante qui contient 5 transactions et 16 éléments ou cours. Supposons que le support minimal soit de 3. L'ensemble de données des transactions est donnée pour la première fois afin de compter le support de chaque élément et trouve les éléments fréquents sous la forme d'une liste L, dans laquelle les éléments sont triés en fonction du support par ordre décroissant. Les éléments fréquents de toutes les transactions sont réorganisés en fonction de l'ordre de la liste (L). Ensuite, FP-growth scanne la base de données pour la deuxième fois et construit FPtree. Après avoir créé la racine ("null") du FP-tree (T). Il lit la première transaction puis construit la première branche {(f:1), (c:1), (a:1), (m:1), (p:1)} de l'arbre (le numéro après l'élément indique le support). La deuxième transaction T002 partage un préfixe commun (f, c, a) avec le chemin de la première transaction (T001). L'algorithme FP-growth incrémente donc de 1 le compte de chaque noeud appartenant au prefixe, c'est-à-dire que les comptes du premier chemin deviennent {(f:2), (c:2), (a:2), (m:1), (p:1)}. Et un nouveau noeud (b:1) est inséré dans l'arbre et lié en tant qu'enfant du noeud (a:2). Un autre nouveau noeud (m:1) est également créé et a pour parent le noeud (b:1).

Cette opération est répétée de manière récursive pour chaque transaction de l'ensemble de données jusqu'à ce que l'analyse soit complète, et on met en correspondance toutes les transactions avec un chemin dans l'arbre FP. En général, l'insertion d'une nouvelle transaction dans l'arbre FP s'effectue comme suit. Une fois que cet arbre FP est construit, il est beaucoup plus rapide de le parcourir et de trouver des informations sur les items les plus fréquents

Première analyse de la base de données

TID	Cours (items)
T001	f, a, c, d, g, i, m, p
T002	a, b, c, f, l, m, o
T003	b, f, h, j, o
T004	B, c, k, s, p
T005	a, f, v, e, l, p, m, n

Base de données des transactions

Cours	Fréquence de comptage
f	4
c	4
a	3
b	3
m	3
p	3

Liste des cours fréquents (L)

Figure 35 *: Base de données des transactions et comptage du support*

La figure 35 montre un ensemble de données sur les activités de l'apprenant dans lesquelles les données des inscriptions aux cours qui appartiennent à chaque apprenant sont agrégées en une seule ligne comme un tableau d'inscriptions. Elle donne le support de comptage pour les itemsets qui satisfont le seuil de support minimum.

4.4.3.5 L'algorithme du filtrage collaboratif proposé

L'algorithme que nous avons développé est écrit en langage de programmation Python. L'organigramme révélant le processus d'évaluation du contenu du cours et recommandant des contenus en fonction de l'évaluation de la similarité. Dans le cas d'un nouveau membre, le contenu général du cours est recommandé car il est nouveau et donc aucun contenu n'a été évalué pour que les fonctionnalités prennent effet . Le premier composant de l'algorithme analyse le fichier CSV, associe l'utilisateur au contenu et étudie les similitudes entre les autres

utilisateurs qui ont participé à l'évaluation, comme indiqué dans la fonction de prédiction.

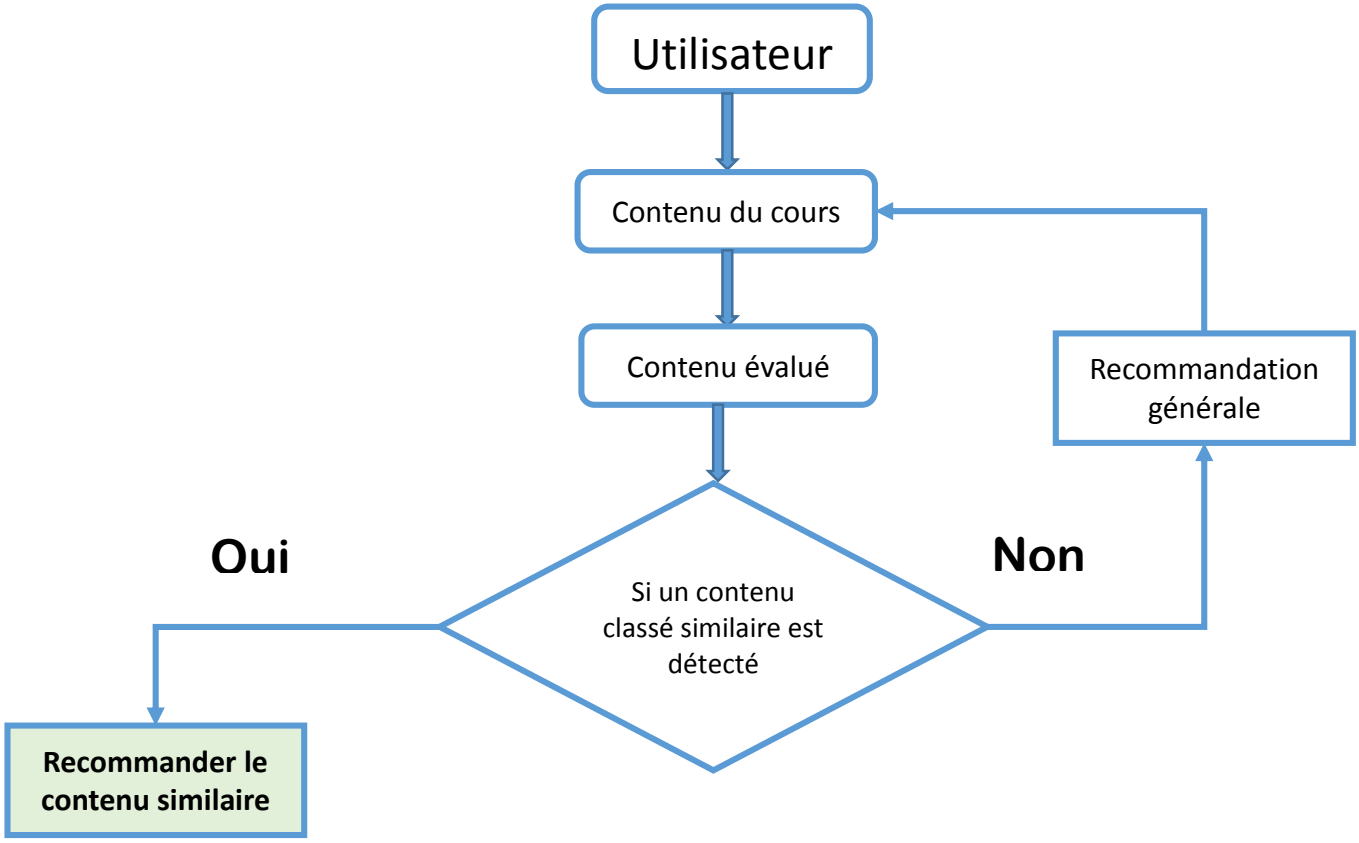


Figure 36 *: Flowchart du processus d'évaluation de l'apprenant et recommandation de contenu.*

L'algorithme que nous avons développé est présenté ci-dessous :

La première phase :

Input: Data set D,

Output: K-frequent item sets

Parameters: data set path, support, output path

1) Read data from CSV files
2) Affect for each item the length
3) Write lengths and the average rating per learner and per course
4) Count items frequency

5) Find lowest and highest rated courses

6) Show learners who rated course highest and lowest

La deuxième phase : Create learner-item matrix using scipy csr matrix

N = length of learner Id

M = length of course Id

Map Ids to indices

Map indices to Ids

X = csr_matrix()

return X, learner_mapper, course_mapper, learner_inv_mapper, course_inv_mapper

La troisième partie de notre cadre, l'algorithme tente de trouver les similitudes entre le contenu et les apprenants et d'estimer leur degré au sein des collaborations de notation comme indiqué dans l'algorithme.

La troisième phase: Find similar courses using KNN

Define find_similar_courses function

find_similar_courses(course_id, X, k, metric='cosine', show_distance=False)

course_ind = course_mapper[course_id]

course_ vec = X[course_ind]

k = k + 1

kNN = NearestNeighbors(n_neighbors=k, algorithm="brute", metric=metric)

course_vec = course_vec.reshape(1, -1)

neighbour = kNN.kneighbors(course_vec, return_distance=show_distance)

for i in range(0, k):

n = neighbour.item(i)

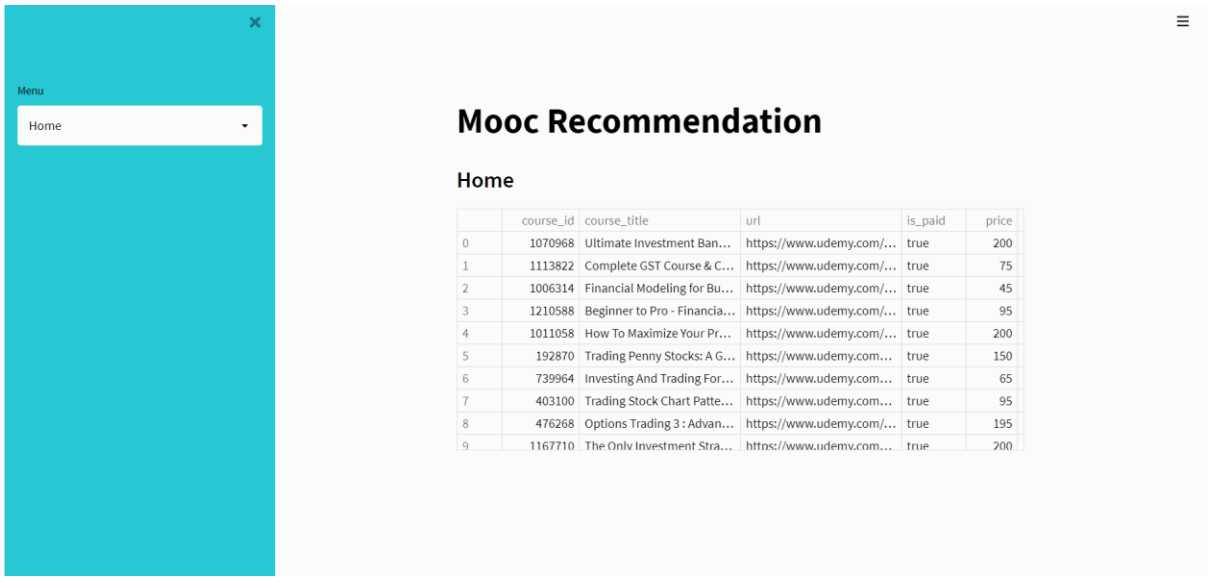
```
            neighbour_ids.append(course_inv_mapper[n])
        endfor
        return neighbour_ids
    similar_ids = find_similar_courses(course_id, X, k=10)
    course_title = course_titles[course_id]
    Write ("Since you enroll in {course_title}")
    for i in similar_ids:
Write (course_titles[i])
```

Dans la dernière étape du processus, le système recommande à l'apprenant le contenu le mieux adapté à ses préférences et à ses intérêts.

4.4.3.6 Test du système de recommandation

Tout travail fait ,nous avons développé une petite application avec python pour tester notre système de recommandation, cette application permet à l'utilisateur de voir tous les MOOC qu'on a avec toutes leurs informations

La premiere partie c'est la page d'accueil qui contient la liste totale de tous les MOOC avec leurs détails et contient un bar qui nous permet d'aller vers la page de recommandation



	course_id	course_title	url	is_paid	price
0	1070968	Ultimate Investment Ban…	https://www.udemy.com/…	true	200
1	1113822	Complete GST Course & C…	https://www.udemy.com/…	true	75
2	1006314	Financial Modeling for Bu…	https://www.udemy.com/…	true	45
3	1210588	Beginner to Pro - Financia…	https://www.udemy.com/…	true	95
4	1011058	How To Maximize Your Pr…	https://www.udemy.com/…	true	200
5	192870	Trading Penny Stocks: A G…	https://www.udemy.com…	true	150
6	739964	Investing And Trading For…	https://www.udemy.com…	true	65
7	403100	Trading Stock Chart Patte…	https://www.udemy.com…	true	95
8	476268	Options Trading 3 : Advan…	https://www.udemy.com/…	true	195
9	1167710	The Only Investment Stra…	https://www.udemy.com…	true	200

Figure 37 *: Page d'accueil de l'application*

- La 2ème partie c'est la page de recommandation dans laquelle l'utilisateur doit remplir le titre de MOOCs qu'il a déjà vue et à qui cherche des MOOCs simillaires et il choisit également le nombre qu'il veut de recommandations (nous l'avons fixés à 30)

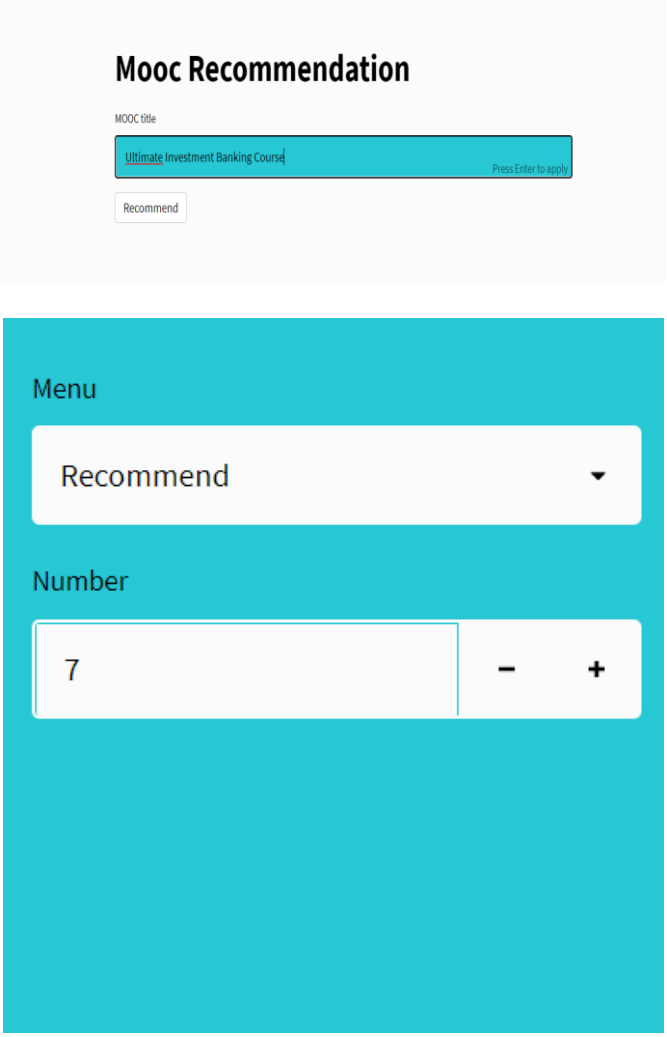


Figure 38 *: Menu recommandation et nombre de recommandation*

Et finalement un clique sur le bouton « recommand » pour avoir une recommandation des autres MOOCs similaires avec les informations qu'il en a besoin

comme : le lien de MOOC, gratuit au payant avec le score et le nombre d'étudiants déjà inscrits dans ce MOOC

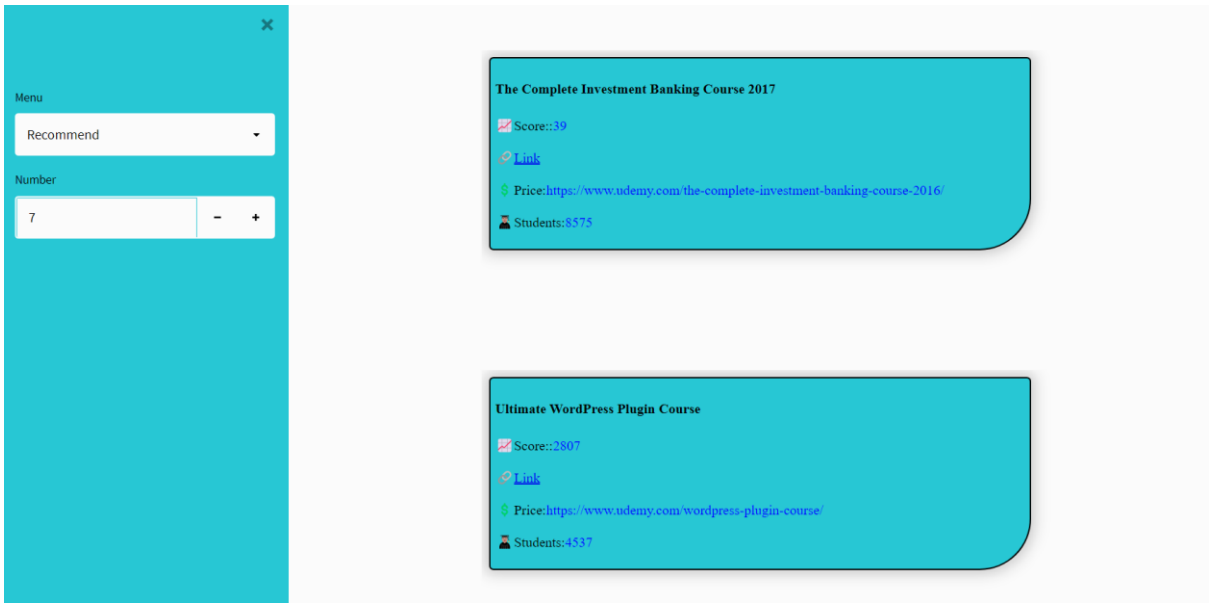


Figure 39 *: Les MOOC recommandés*

4.4.3.7 Méthode d'évaluation du système de recommandation

Afin de mesurer l'exactitude des résultats d'un tel système de recommandation, il est habituel d'utiliser le calcul de certaines des métriques d'erreur les plus courantes, parmi lesquelles l'erreur absolue moyenne (EAM) et ses métriques associées, l'erreur quadratique moyenne, sa racine et l'erreur absolue moyenne normalisée ressortent.

- **Précision de la prédiction**

Les scores réels sont comparés aux scores prédits pour mesurer la précision des prédictions. La principale mesure est l'erreur absolue moyenne (équation 2). $\mathbf{p_n}$ est la note prédite pour une paire (utilisateur, objet), $\mathbf{r_n}$ est la note existante pour cette paire et N est le nombre total de notes. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) met en évidence les erreurs élargies (Eq. 3). Quelle que soit la valeur mesurée, plus l'erreur

est petite, plus la note prévue est proche de la note réelle et plus la recommandation est élevée.

$$\mathbf{MAE} = \frac{\sum_{n=1}^{N}(p_n - r_n)}{N} \qquad \textbf{(2)}$$

$$\mathbf{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N}(p_n - r_n)^2}{N}} \qquad (3)$$

- **Précision du classement**

La précision du classement compare le rang prédit **p** d'un objet à son rang réel **r**. Le coefficient de corrélation de Pearson (PC) mesure la relation linéaire entre les évaluations d'objets. Spearman Rank Correlation (SRC) mesure la relation entre les rangs des objets. La même formule (équation 4) s'applique aux deux cas, mais Pearson utilise des notations d'objets tandis que Spearman utilise des notations d'objets (Herlocker et al., 1999). Une corrélation élevée indique une meilleure recommandation. Dans l'équation 4, $\mathbf{r_n}$ représente le nième score réel (Spearman est le nième rang), $\mathbf{p_n}$ représente le nième score prédit (Spearman est le nième rang), et $\bar{\mathbf{r}}$ et $\bar{\mathbf{p}}$ représentent respectivement la moyenne du score réel et du score prédit. Score (rang réel et Spearman prédit).

$$\rho = \frac{\sum_{n=1}^{N}(r_n - \bar{r})(p_n - \bar{p})}{N \times \sqrt{\sum_{n=1}^{N}(r_n - \bar{r})^2} \times \sqrt{\sum_{n=1}^{N}(p_n - \bar{p})^2}} \qquad (4)$$

La couverture est également un bon indicateur de la qualité du moteur de recommandation. Il indique le nombre de notes que le système a pu prédire, quelle que soit la prédiction. Nous nous référons à la couverture comme le rapport (entre 0 et 1) des scores de prédiction.

4.4.4 **Evaluation du système**

Pour mettre l'accent sur l'efficacité et la performance d'un système de recommandation, il faut mesurer les différentes métriques du système proposé. La figure 40 présente une comparaison entre le seuil minimum du support de l'algorithme FP-growth et celui d'Apriori réalisée sous excel.

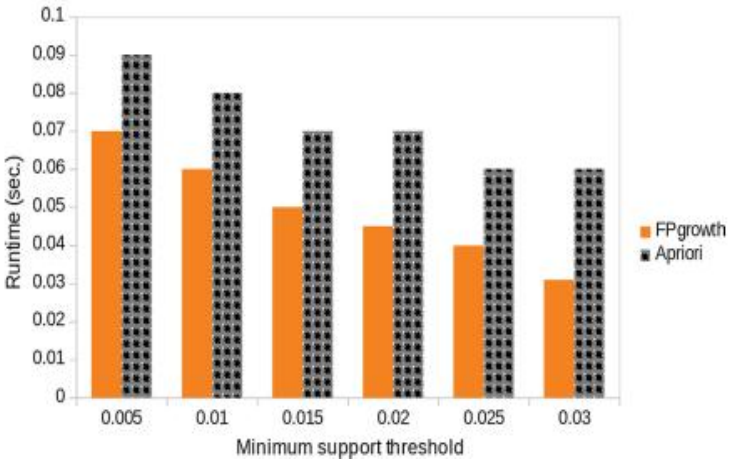


***Figure 40** : Performance de FP-growth par rapport à Apriori en fonction du seuil de support*

Les résultats des expériences montrent que les performances de FP-growth sont bien meilleures que celles de l'algorithme Apriori. En fait, Apriori a besoin de plus de temps pour générer un ensemble d'éléments fréquents que FP-growth. Cela est dû au fait que lorsque le seuil de support minimum diminue, le nombre et la longueur des items fréquents augmentent exponentiellement. Pour le seuil de support de 2,5%, Apriori prend 0,06 s pour trouver des items fréquents intéressants. 0.06 s pour trouver des règles intéressantes alors que FP-growth n'a besoin que de 0.04 s. Parce Apriori nécessite de nombreux balayages de la base de données, en d'autres termes, les transactions sont balayées à chaque génération de tandis que FP-growth réduit le nombre de balayages à deux. Tout d'abord, FP croissance parcourt la base de données pour déterminer les itemsets fréquents par ordre décroissant en fonction de leur support. Et les itemsets peu fréquents sont écartés. D'après les résultats obtenus

de la construction de l'arbre FP, il est clair que notre système de recommandation utilisant FP-growth fonctionne plus rapidement que lorsque nous choisissons de travailler avec l'algorithme d'Apriori.

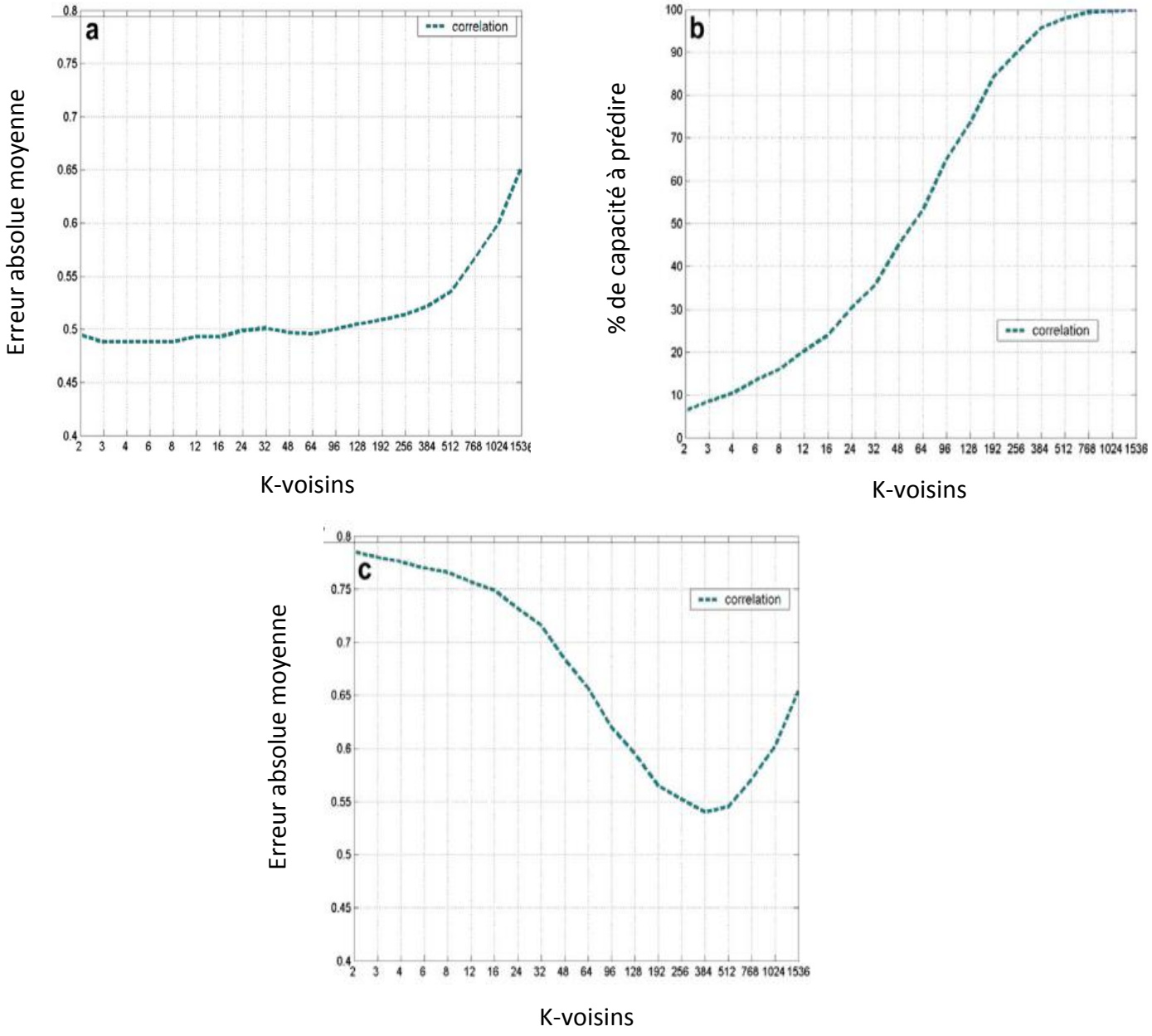


Figure 41 *: (a) EAM obtenu en utilisant uniquement les votes des K-voisins de chaque utilisateur actif ; (b) couverture; (c) EAM obtenu en utilisant les votes de tous les utilisateurs de la formation lorsque les K-voisins ne peuvent pas faire de prédiction.*

La figure 41 montre le résultat obtenu en utilisant les deux approches appliquées à la corrélation de Pearson et en utilisant les approches d'agrégation qui sont réalisés à l'aide du Python avec Matplotlib et Pandas.

Dans les graphiques 23a et 23c, une ligne horizontale apparaît à 0,79 qui indique la valeur de la EAM obtenue en utilisant K = tous les utilisateurs de la formation. La figure 23c montre des valeurs qui tendent vers cette limite lorsque de faibles valeurs de K sont sélectionnées. Du fait que plus la valeur de K est faible, moins il y a de voisins disponibles pour noter les éléments pour lesquels l'utilisateur actif a voté et donc, la plus grande probabilité de devoir utiliser les votes de tous les utilisateurs formateurs du SR pour faire un pronostic; dans ce cas, lorsque la EAM augmente, la capacité de prédiction (couverture) diminue drastiquement (graphique 23b).



Figure 42 *: Résultats obtenus de l'erreur absolue moyenne (EAM) sur notre système de recommandation en utilisant les mesures de similarité : Pearson Correlation (PC), Spearman rank correlation (SPR), cosinus (COS) et Mean Squared Differences (MSD), et en utilisan*

La figure 42, réalisée sous excel, montre les résultats obtenus de l'EAM sur le système de recommandation proposé en utilisant diverses mesures de similarité et deux approches d'agrégation couramment utilisées dans CF. Les calculs ont été effectués dans la gamme K = 2 à K = 1500, en faisant la moyenne de leurs résultats ; comme nous pouvons le voir, les valeurs d'erreur les plus faibles sont obtenues à l'aide de la corrélation de Pearson (PC), en particulier lorsque le FP-Growth est utilisé comme approche d'agrégation. Ces résultats nous amènent à utiliser l'Apriori comme combinaison de référence qui permet de tester les futures métriques proposées par la communauté scientifique, bien qu'il faille encore la tester avec des méthodes de standardisation, d'analyse de sa couverture, de la qualité des recommandations, etc.

Afin de pouvoir ajuster certains paramètres à une valeur convenable dans le SR utilisé, il est utile de connaître la répartition des votes concernant les items.

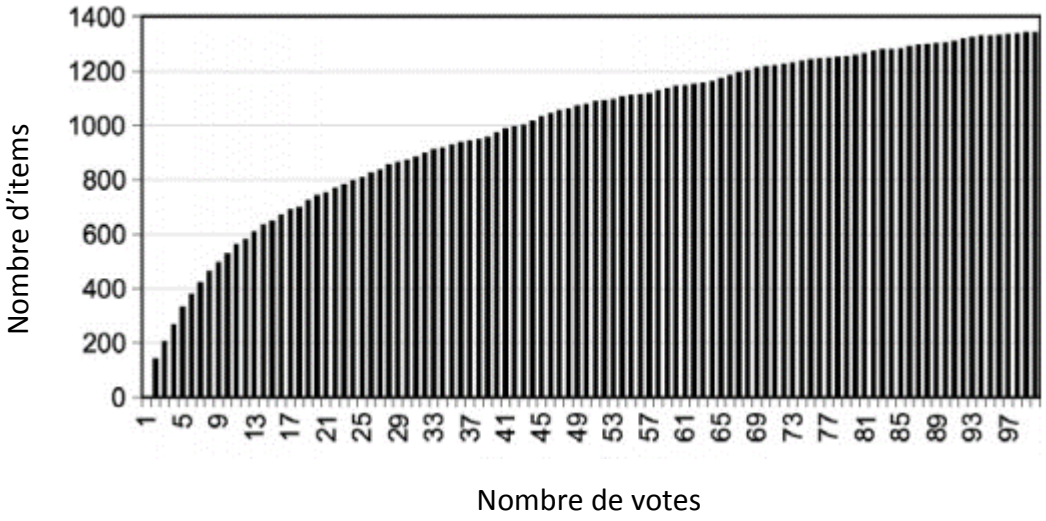


Figure 43 *: Nombre d'items (axe y) qui ont été votés au maximum n (axe x) fois.*

A titre d'exemple, nous avons essayé de représenter le nombre d'items en fonction des votes des inscrits aux cours sous Python. La figure 43 montre ces

données obtenues dans notre cas d'étude. Ainsi, nous pouvons déterminer, par exemple, que 660 éléments de la SR ont été votés par 15 utilisateurs ou moins.

4.5 Retour d’expérience sur l’application de notre système de recommandation

Le retour d'expérience est un processus d'apprentissage basé sur l'analyse réfléchie d'une expérience vécue, visant à identifier les bonnes pratiques et les axes d'amélioration pour guider les actions futures. Il favorise l'apprentissage individuel et collectif, et contribue à l'amélioration des performances et à l'évolution des organisations et des individus.

L'objectif principal de ce chapitre est de favoriser l'apprentissage organisationnel et individuel en capitalisant sur les succès et les échecs passés. Il permet d'identifier les bonnes pratiques à reproduire et les erreurs à éviter dans le futur. Le retour d'expérience peut être réalisé dans de nombreux contextes, tels que les entreprises, les organisations, les projets, les équipes sportives, les services d'urgence, etc.

Pour les besoins de l'expérience, nous avons utilisé une Dataset qui représente l'information importantes pour la collecte de données sur les historiques des inscriptions des apprenants dont nous avons besoin pour implémenter notre système de recommandation, D’abord on a les données des inscriptions aux MOOC avec tous les détails : les ID des MOOC, les noms du MOOC, la catégorie, niveau, Gratuit ou Payant, nombre d'abonnements, durée du contenu, date de publication, l'heure de modification etc.

Cette base de données contient plus de 360455 étudiants de différents domaines et de différents niveaux suivant 3690 cours par le biais de cours MOOC (Tableau 12).

Tableau 12 : *DATASET des MOOC de la plateforme Udemy****.***

	Titre du Cours	***Nombre de revues***
3230	***The Web Developer Bootcamp***	***27445***
3232	***The Complete Web Developer Course 2.0***	***22412***
3204	***Angular 4 (formerly Angular 2) - The Complete ...***	***19649***
3247	***JavaScript: Understanding the Weird Parts***	***16976***
3254	***Modern React with Redux***	***15117***
3246	***Learn and Understand AngularJS***	***11580***
3251	***Learn and Understand NodeJS***	***11123***
2827	***Learn HTML5 Programming From Scratch***	***8629***
3228	***Angular 2 with TypeScript for Beginners: The P...***	***8341***
1979	***Pianoforall - Incredible New Way To Learn Pian...***	***7676***

A cet effet, nous avons utilisé la base de données de la plateforme Udemy, qui est une plateforme en ligne qui propose des cours et des formations dans une variété de domaines. Fondée en 2010, Udemy est devenue l'une des principales plateformes d'apprentissage en ligne, offrant un accès à des milliers de cours créés par des instructeurs du monde entier.

Sur Udemy, vous pouvez trouver des cours dans des domaines tels que la programmation, le développement web, la conception graphique, le marketing, la finance, la photographie, le yoga, la musique, les langues étrangères et bien d'autres encore. Les cours sont généralement constitués de vidéos préenregistrées, mais certains peuvent également inclure des devoirs, des quiz et d'autres ressources d'apprentissage.

Les instructeurs sur Udemy sont des professionnels et des experts dans leur domaine respectif. Ils créent leurs cours, les structurent et fournissent les ressources nécessaires à l'apprentissage des étudiants. Udemy permet également aux étudiants de communiquer avec les instructeurs et de poser des questions tout au long du cours.

A partir d'une analyse de l'expérience des étudiants, en utilisant l'ACP l'analyse des composantes principales, nous cherchons à comprendre à la fois leurs motivations et leurs usages des ressources pédagogiques et des outils de communication mis à leur disposition à travers le système de recommandation que nous avons proposé. Il ressort, dans ce contexte particulier, que les étudiants qui ont réussi se distinguent de ceux qui ont échoué, par leurs motivations intrinsèques et extrinsèques et leurs utilisations des items recommandés.

La courbe 26 montre l'évolution de nombre d'inscrits dans la plateforme Udemy au fil des années pour la période de 2011 à 2017.

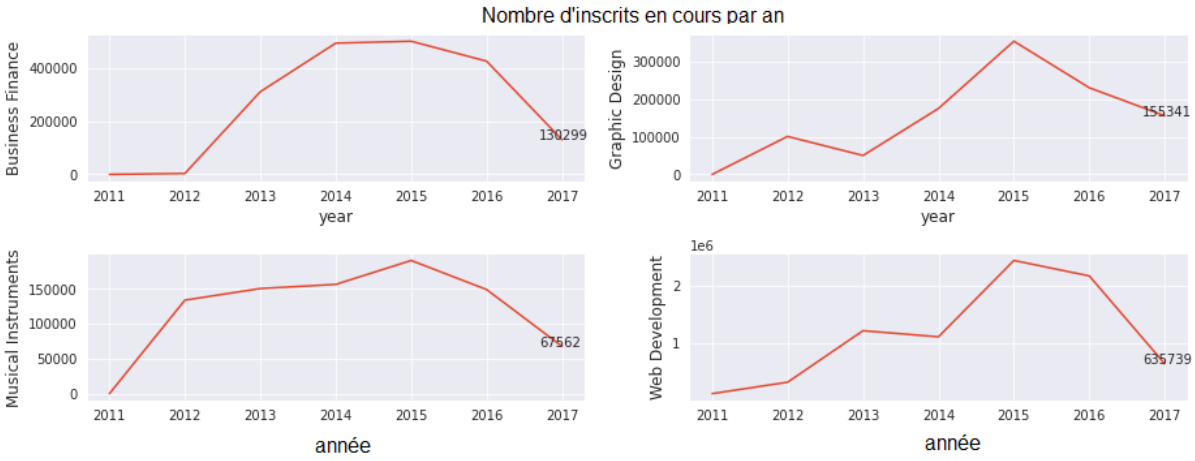


Figure 44 *: Nombre d'inscrits en cours en année (plateforme Udemy).*

A partir des résultats obtenus des analyses des données de l'implémentation du système de recommandation proposé, nous avons pu constater un feedback positif des étudiants et leur implication et motivation à suivre les cours recommandés comme le montre la figure 44. Nous constatons à partir de cette figure que le nombre des inscrits aux cours recommandés a accru considérablement, ce qui montre l'efficacité du système à attirer l'intérêt des étudiants.

La figure 44 représente le nombre d'inscriptions aux cours pour les cours offerts dans la plateforme Udemy, nous avons utilisé la bibliothèque Matplotlib du Python.

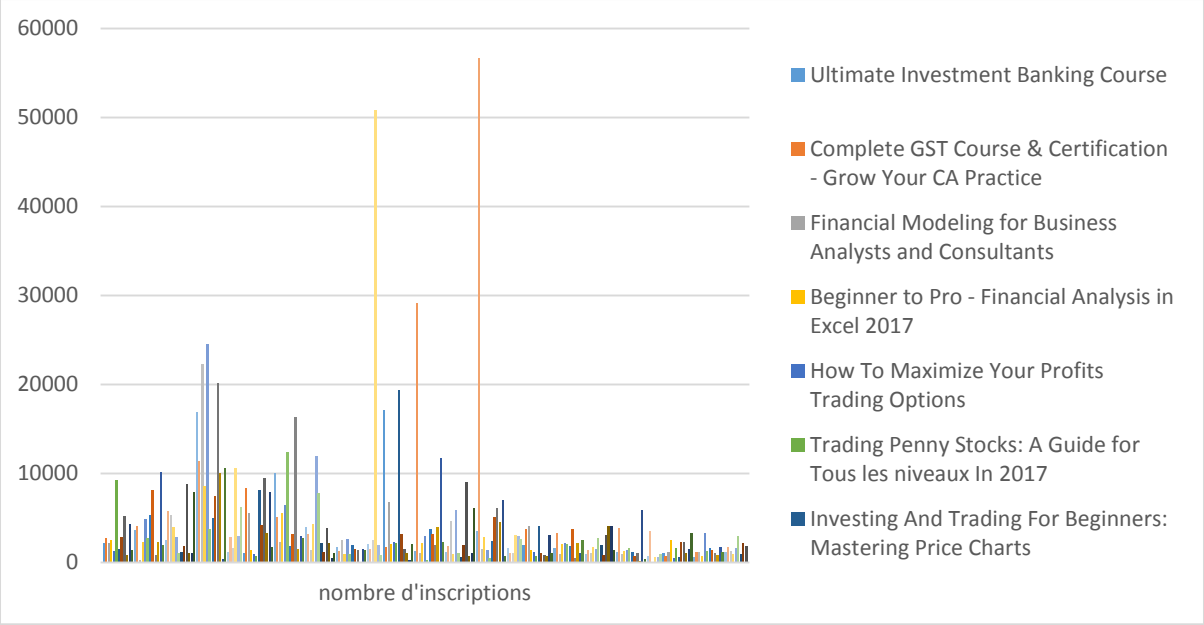


Figure 45 *: Nombre d'inscriptions par item.*

Nous avons tracé la figure 46

sous Python, qui représente le nombre de revues et les nombres d'inscrits pour les sujets des cours fréquents.

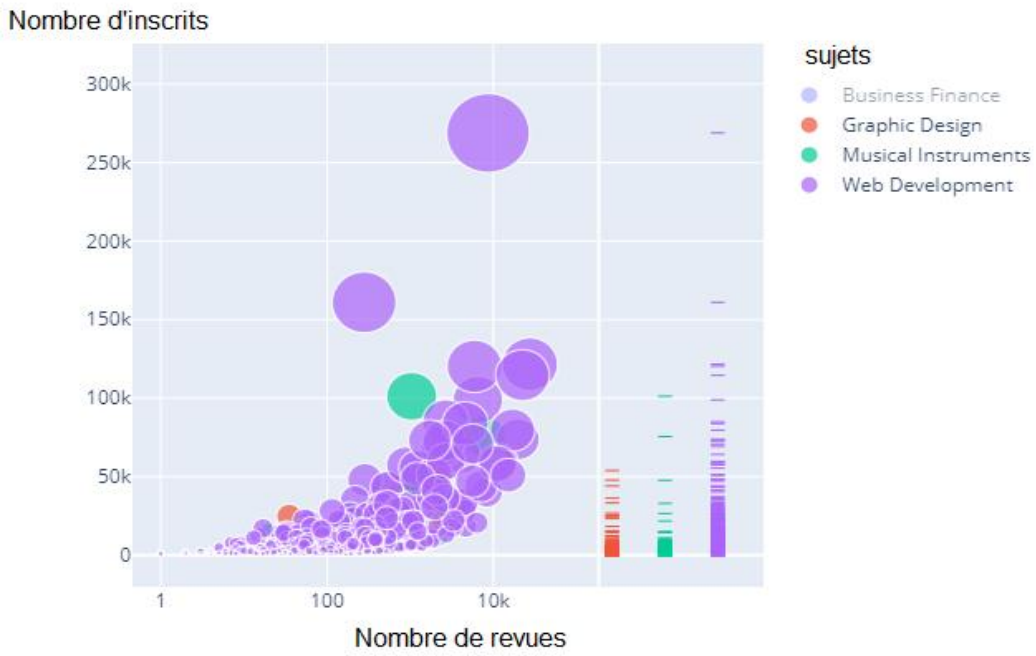


Figure 46 *: courbe des sujets des cours avec les nombres de revues et les nombres d'inscrits.*

L’analyse des données que nous avons effectuée nous a aboutis à une classification des inscrits en fonction de leur niveau afin de mettre l’accent sur les préférences et les profils des apprenants (Figure 47).

D’après cette figure réalisé sous Excel, nous avons remarqué qu’il y a une diversification des niveaux des apprenants inscrits dans les cours, ce qui montre bien la pertinence et l’importance de la mise en place d’un système de recommandation qui analyse les préférences de chaque apprenant.

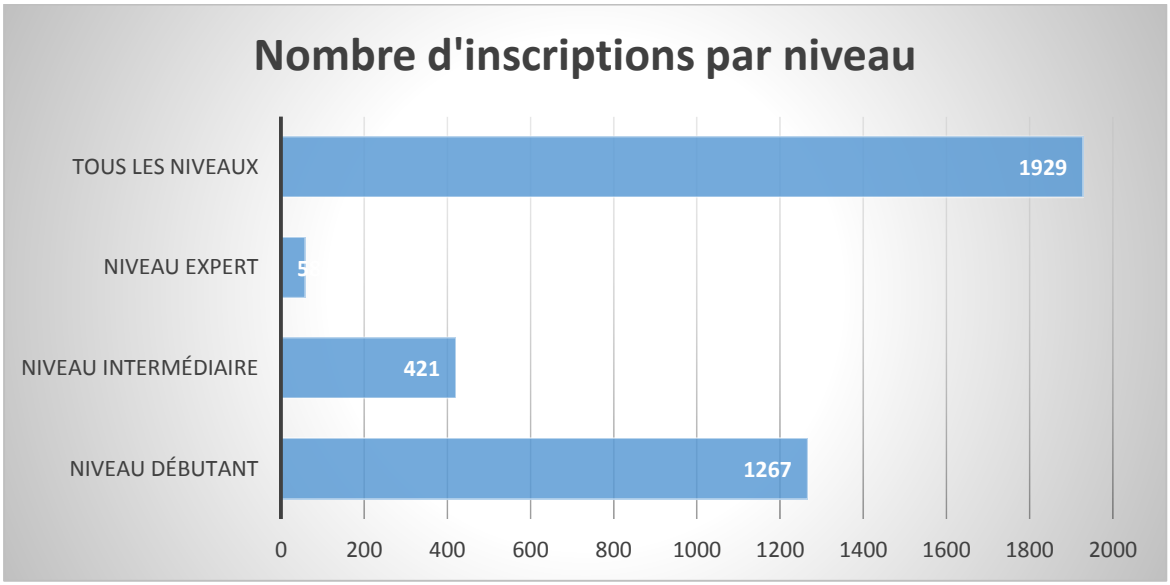


Figure 47 *: Classification des niveaux des inscrits et leur nombre d’inscriptions correspondantes.*

L’efficacité du notre système ne peut pas être évaluée sans mettre le point sur le nombre de vues par cours (Figure 48), réalisé par Python. D’après cette courbe, nous avons pu constater que les recommandations proposées par notre système ont pu capter le suivi des apprenants.

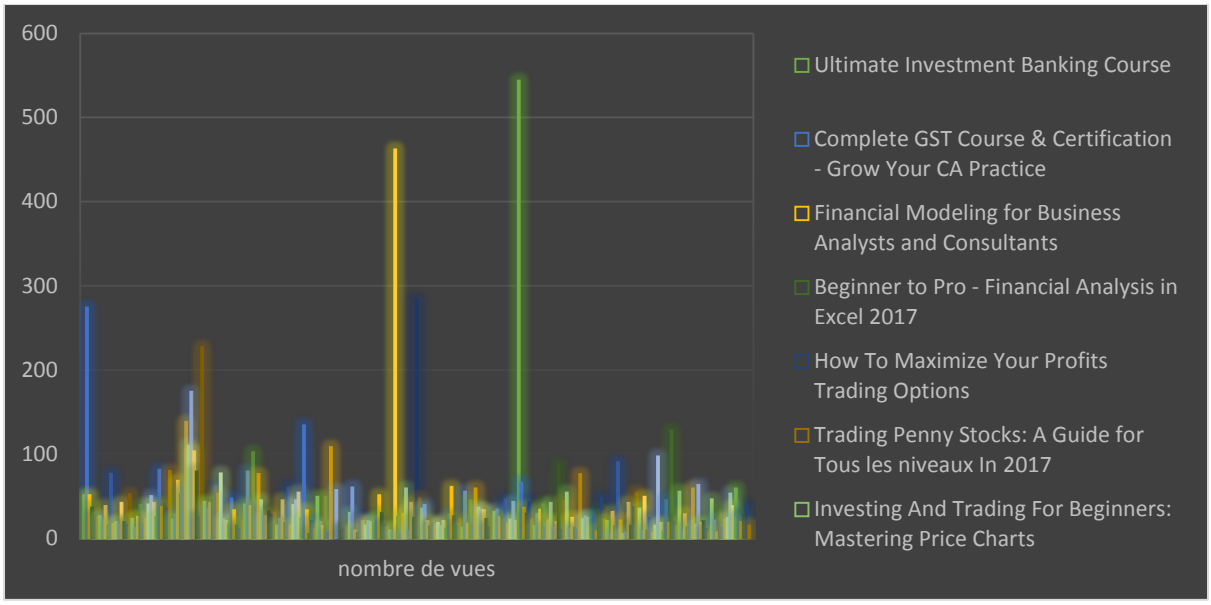


Figure 48 *: Nombre de vues par item.*

Conclusion

Le développement récent des nouvelles technologies de l'information et de la communication, notamment le paradigme du big data, fournit des cadres et des techniques puissantes qui peuvent être utilisées pour traiter problèmes d'apprentissage en ligne. Cette thèse vise à créer un système de recommandation de cours distribué pour aider les étudiants à choisir des ressources plus appropriées. Il s'agit de recommander aux utilisateurs un catalogue de cours plus adaptés afin d'améliorer le niveau de satisfaction et de performance de l'apprenant en leur proposant des recommandations et des ressources personnalisées et adaptées.

Le concept de base du moteur de recommandation est l'analyse du comportement et des activités passées des apprenants en utilisant la méthode des règles d'association. La mise en œuvre du moteur de recommandation est construite en utilisant l'algorithme parallèle FP-growth qui donne les meilleures performances par rapport aux outils traditionnels d'apprentissage automatique.

Pour valider notre modèle, un jeu de données réel des MOOC est utilisé pour collecter l'historique des activités des apprenants et notre système de recommandation a la capacité de manipuler un énorme volume de données et de prendre en charge une évolutivité importante grâce à une utilisation intensive. En outre, le système que nous avons développé peut être appliqué et facilement intégré dans d'autres environnements d'apprentissage.

En conséquence, notre système de recommandation des MOOC est conçu pour la personnalisation de l'échange d'informations entre les apprenants des MOOC. Il vise également à aider les apprenants à trouver un cours pertinent.

CONCLUSION GENERALE

Avec la popularité de la plate-forme MOOC, la génération de données d'apprentissage sera plus rapide et plus importante. Le retour des utilisateurs est également de plus en plus important. L'application Web que nous proposons est un système de recommandation de cours qui répond aux exigences des environnements Big Data d'aujourd'hui, et l'algorithme de base est basé sur l'algorithme Python, en termes d'efficacité de calcul et de performances en temps réel par rapport aux algorithmes classiques, qui peuvent pallier ses lacunes, et adaptés au calcul du big data. Au fur et à mesure que de plus en plus de données, le calcul des avantages deviendra plus évident, il peut augmenter de manière flexible les nœuds de son calcul pour exploiter les règles d'association sur la plate-forme MOOC, et selon les informations des données d'inscription aux cours des utilisateurs actuels, recommande les cours appropriés pour certains utilisateurs. Sur la base du SR proposé, nous pouvons implémenter différents algorithmes sur les algorithmes

d'exploration de données de base, nous pouvons utiliser Spark pour implémenter des algorithmes tels que l'algorithme génétique, le filtrage collaboratif, l'arbre de décision, etc. Une grande partie du travail d'exploration de données éducatives peut être effectuée sur la plate-forme MOOC, non seulement la recommandation de cours, mais aussi les méthodes d'apprentissage, d'autres recommandations de ressources d'apprentissage pour promouvoir l'apprentissage personnalisé. En outre, utiliser des technologies avancées telles que l'apprentissage en profondeur pour rechercher des systèmes avancés de recommandation de ressources éducatives.

En conclusion, ce travail de thèse a exploré et développé un système de recommandation basé sur le filtrage collaboratif spécifiquement conçu pour les plateformes MOOC. L'objectif était de proposer des recommandations personnalisées aux utilisateurs en se basant sur les préférences et les comportements d'apprentissage des utilisateurs similaires.

L'étude a permis de mettre en évidence l'efficacité de l'approche de filtrage collaboratif dans le contexte des MOOC, en offrant des résultats encourageants en termes de précision et de pertinence des recommandations. L'algorithme développé a été évalué à l'aide de jeux de données réels, et les métriques d'évaluation ont démontré son potentiel à fournir des suggestions adaptées aux utilisateurs.

L'élaboration de ce système de recommandation a contribué à améliorer l'expérience d'apprentissage en ligne des utilisateurs des plateformes MOOC. En fournissant des recommandations personnalisées, le système a permis aux apprenants de découvrir de nouveaux cours pertinents, de progresser dans leurs domaines d'intérêt et de s'engager davantage dans leur parcours d'apprentissage.

Les perspectives futures de recherche pourraient inclure l'exploration de techniques de filtrage collaboratif plus avancées, l'intégration de données supplémentaires telles que les évaluations des utilisateurs et les retours d'expérience, ainsi que l'amélioration de l'adaptabilité et de la scalabilité du système pour faire face à la croissance continue des utilisateurs et des cours sur les plateformes MOOC.

En résumé, ce travail de thèse a contribué au domaine des systèmes de recommandation pour les MOOC en proposant une approche basée sur le filtrage collaboratif. Les résultats obtenus ont démontré son efficacité à fournir des recommandations personnalisées, ouvrant ainsi de nouvelles opportunités pour l'apprentissage en ligne et offrant un potentiel d'amélioration continue de l'expérience des utilisateurs sur les plateformes MOOC.

Bibliographie

1. Cisel, M. (2013). MOOC: Ce que les taux d'abandon signifient. Blog de Matthieu Cisel.
2. Clow, D. (2013). MOOCs and the funnel of participation. In: Proceedings of the Third
3. International Conference on Learning Analytics and Knowledge. ACM pp. 185-189.
4. Kizilcec, R. F., Piech, C., Schneider, E. (2013). Deconstructing disengagement: analyzing learner subpopulations in massive open online courses. In: Proceedings of the third international conference on learning analytics and knowledge. ACM 170-179
5. Hill, validation student graphic. of Some MOOC P.: patterns http://mfeldstein.com/validation-mooc-student-patterns-graphic (2013)
6. Lee, J., Hong, A., & Hwang, J. (2018). A review of massive open online courses : MOOC's approach to bridge the digital divide. 22nd Biennial Conference of the International Telecommunications Society, Seoul, South Korea.
7. Tahiri, J.S., Bennani, S., & Idrissi, M. (2014). MOOC… Un espace de travail collaboratif mature : Enjeux du taux de réussite. [Communication]. 2e édition de la Conférence francophone sur les systèmes collaboratifs, Maroc.
8. Luc Massou. (2022). Mutualisation des ressources pédagogiques numériques pour l'hybridation : vers l'éducation ouverte ? », Distances et médiations des savoirs [En ligne], 48 | 2022, mis en 2022, DOI : https://doi.org/10.4000/dms.7997
9. Thi Hong Thai Nguyen. (2012). Outils de partage en ligne des ressources pour l'enseignement : une analyse au Vietnam. Education. École normale supérieure de Cachan - ENS Cachan,. Français. ffNNT : 2012DENS0048ff. fftel-00749564

10. Abelson H. (2008). The creation of OpenCourseWare at MIT. Journal of Science Education and Technology, vol. 17, n°. 2, p. 164-174.
11. Sihem Zghidi et Mokhtar Ben Henda. (2020). Les ressources éducatives libres et les archives ouvertes dans le mouvement du libre accès. Distances et médiations des savoirs [En ligne]. URL : http://journals.openedition.org/dms/5447. DOI : https://doi.org/10.4000/dms.5447
12. Bourdenet, P., Dillaerts, H., Pirolli, F., & Salam, P. L. (2019). Pratiques et usages de ressources numériques pédagogiques (libres) dans l'enseignement supérieur. https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-02054794/
13. Hani Qotb. (2019). Le connectivisme et l'apprentissage des langues : spécificités, usages et acteurs. Mélanges CRAPEL, Centre de recherches et d'applications pédagogiques en langues. ffhal-02485267
14. Duplàa, E. & Talaat, N. (2011). Connectivisme et formation en ligne. Étude de cas d'une
15. formation initiale d'enseignants du secondaire en Ontario. Distances et savoirs, 4(9), pp.541-564.
16. Belleflamme P., Bodart V., Bréchet T., Dejemeppe M., Docquier F., Hindriks J., Nyssens M. et Parienté W. (2014). Les plateformes MOOC : Menaces et opportunités pour l'enseignement universitaire », Regards économiques, no. 110, Février 2014.
17. Christelle Otchoumou Hoppe. (2019). Mise en place d'un dispositif LMOOC d'enseignement-apprentissage des langues : analyse didactique d'une recherche intervention. Linguistique. Institut National des Langues et

Civilisations Orientales- INALCO PARIS - LANGUES O'. Français. ffNNT : 2019INAL0015ff.fftel-02969512

18. Yuan, L., & Powell, S. (2014). MOOCs and Open Education: Implications for Higher Education. Glasgow: JISC CETIS.
19. TR Liyanagunawardena, K Lundqvist, R Mitchell, S Warburton. (2019). A MOOC Taxonomy Based on Classification Schemes of MOOCs. European Journal of Open, Distance and E-learning 22 (1), pp. 85-104.
20. Mamgain, N., Sharma, A., & Goyal, P. (2014, December). Learner's perspective on video-viewing features offered by MOOC providers: Coursera and edX. In 2014 IEEE International Conference on MOOC, Innovation and Technology in Education (MITE) (pp. 441-446). IEEE.
21. Anissa Jemli. (2015). Les rôles des managers dans la formation de leurs collaborateurs : cas de deux entreprises industrielles (automobile et sécurité numérique). Gestion et management. Université de Versailles Saint Quentin en Yvelines. Français. ffNNT : 2015VERS019Sff. fftel-01241176
22. Downes, P. (2014). "Developing a Framework and Agenda for Students' Voices in the School System Across Europe: From Diametric to Concentric Relational Spaces for Early School Leaving Preventions." European Journal of Education 48 (4): pp.446–462.
23. Aïcha Bakki. (2018). Modèle et outil pour soutenir la scénarisation pédagogique de MOOC connectivistes. Apprentissage [cs.LG]. Le Mans Université; Université Ibn Zohr (Agadir). Français. ⟨NNT : 2018LEMA1033⟩. ⟨tel-02021067⟩
24. Matthieu Cisel. (2016). Utilisations des MOOC : éléments de typologie. Education. Université Paris-Saclay. Français. ffNNT : 2016SACLN024ff. fftel-01444125f

25. S. Donitsa-Schmidt and B. Topaz. (2018). Massive open online courses as a knowledge base for teachers. Journal of Education for Teaching, 44(5) : pp.608–620.

26. Araújo, Sílvia. Hannachi, Radia. (2019). Une première expérience de (co)création de (multi)textes numériques : Enjeux et défis. Revue de recherches en littératie médiatique multimodale, 10. DOI: 10.7202/1065542ar

27. François Fulconis, Ivan Pastorelli. Systèmes d'Aide à la Décision (SAD) : quel rôle pour quelle compétitivité ?. Management & sciences sociales, 2009, Septembre (7), pp.165-181.

28. Belleflamme P., Bodart V., Bréchet T., Dejemeppe M., Docquier F., Hindriks J., Nyssens M. et Parienté W. (2014). Les plateformes MOOC : Menaces et opportunités pour l'enseignement universitaire », Regards économiques, no. 110, Février 2014.

Olivier Marty. (2021). Une expérience de "Mooc professionnel" : des formations numériques à l'Éducation. Éducation et socialisation, 60. DOI:https://doi.org/10.4000/edso.14798

29. Gaëlle Molinari, Bruno Poellhuber, Jean Heutte, Elise Lavoué, Denise Sutter Widmer et Pierre-André Caron. (2016). L'engagement et la persistance dans les dispositifs de formation en ligne : regards croisés. Distances et médiations des savoirs. DOI : https://doi.org/10.4000/dms.1442

30. Watted, A., & Barak, M. (2018). Motivating factors of MOOC completers: Comparing between university-affiliated students and general participants. The Internet and Higher Education, 37, 11-20.

31. Jouicha, A. I., Berrada, K., Bendaoud, R., Machwate, S., Miraoui, A., & Burgos, D. (2020). Starting MOOCs in African University: The experience of Cadi Ayyad

University, process, review, recommendations, and prospects. IEEE Access, 8, 17477-17488.

32. Dwivedi, Y. K., Hughes, D. L., Coombs, C., Constantiou, I., Duan, Y., Edwards, J. S., ... & Upadhyay, N. (2020). Impact of COVID-19 pandemic on information management research and practice: Transforming education, work and life. International Journal of Information Management, 55, 102211.

33. Naji. K., Ibriz. A., Mourdi. Y. (2020). Adoption of MOOCs by Emerging Countries Seeking Solutions to University Overcrowding. International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET). 15(22), 78-101.

34. Lefevre, M., Guin, N., and Jean-Daubias, S., “Personnaliser des activités pédagogiques de manière unifiée! une solution à la diversité des dispositifs.» 19, (2012).,” STICEF, vol. 19, (2012).

N. Mirriahi and S. Dawson, “The pairing of lecture recording data with assessment scores: a method of discovering pedagogical impact,” in Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge - LAK ’13, Leuven, Belgium, (2013), p. 180.

Lefevre, M., Guin, N., and Jean-Daubias, S., “Personnaliser des activités pédagogiques de manière unifiée! une solution à la diversité des dispositifs.» 19, (2012).,” STICEF, vol. 19, (2012).

Zhangjie F, Sun X, Liu Q, Lu Z, Shu J (2015) Achieving efficient cloud search services: multi-keyword ranked search over encrypted cloud data supporting parallel computing. IEICE TransCommunE98-B(1):190–200

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 & DataEngineering17(6):734–749

Adomavicius G, Zhang J (2012) Stability of recommendation algorithms. ACM TransactionsonInformationSystems(TOIS)30(4):23

Clark, D. (2014). MOOC: Taxonomy of 8 Tipes of MOOC. (http://goo.gl/VYA9XH) (décembre 2014).

Baker RS (2014) Educational data mining: an advance for intelligent Systems in Education. IEEE Intell Syst 29(3):78–82

Baker, R., Evans, B., and Dee, T., “Understanding persistence in MOOCs: Descriptive & experimental evidence.,” EMOOCs 2014, pp. 5–10, (2014).

35. Kang YQ (2014) An analysis on SPoC: post-MooC era of online education. Tsinghua Journal of Education 35(1):85–93

36. Li N, et al. (2012) Parallel implementation of Apriori algorithm based on MapReduce. In Acis international conference on software Engineering, artificial intelligence, NETWORKING and parallel & distributed computing

37. Duthoit, E., Mailles-Viard, S., and Pelissier, C., “Processus d’aide en contexte d’apprentissage : une adaptation pour individualiser et personnaliser,” Sciences et Technologies de l’Information et de la Communication pour l’Education et la Formation, vol. 19, 2012.

38. Aher SB, Lobo LMRJ (2013) Combination of machine learning algorithms for recommendation of courses in E-learning system based on historical data. Knowl-Based Syst 51:1–14

39. Gaikwad T, Potey MA. (2013) Personalized course retrieval using literature based method in e-learning system. In Technology for Education (T4E), 2013 I.E. fifth international conference on. 2013: IEEE

40. Lin M, Lee P, Hsueh S. (2012) Apriori-based frequent itemset mining algorithms on MapReduce. in Proceedings of the 6th international conference on ubiquitous information management and communication. 2012: ACM
41. Luo Dan, Yunxiang Zheng. (2015) The Research of Online Teaching Pattern Based on MOOC. 2015 International symposium on educational technology (ISET). IEEE
42. Hou, Yifan, et al. (2016) Context-Aware Online Learning for Course Recommendation of MOOC Big Data. arXivpreprintarXiv:1610.03147 Paramythis, A. et Loidl-Reisinger, S. (2004). Adaptive Learning Environments and e-Learning Standards. EJEL Electronic Journal on e-Learning, 2, 81-194. ANDERS, A. (2015), Theories and Applications of Massive Online Open Courses (MOOCs): The Case for Hybrid Design. International Review of Research in Open and Distributed Learning, vol. 16, n° 6, p. 39-61.
43. KOP, R. (2011), The Challenges to Connectivist Learning on Open Online Networks: Learning Experiences During a Massive Open Online Course. The International Review of Research in Open and Distance Learning, vol. 12, n° 3, p. 19-38.
44. DOI : 10.19173/irrodl.v12i3.882
45. STÖHR, C., STATHAKAROU, N., MUELLER, F., NIFAKOS, S. & MCGRATH, C.(2019), Videos as Learning Objects in MOOCs: A Study of Specialist and Non-specialist Participants' Video Activity in MOOCs, British Journal of Educational Technology, vol. 50, n° 1, p. 166-176.
46. MILLIGAN Colin, LITTLEJOHN Allisson & MARGARYAN Anoush (2013), « Patterns of Engagement in Connectivist MOOCs », Journal of Online Learning and Teaching, vol. 9, n° 2, p. 149-159.

47. MOULIN Yves & POINT Sébastien (2012), « Les femmes dans les conseils d'administration des grands groupes français : quels « atouts » privilégier », Revue française de gestion, vol. 39, n° 233, p. 1-25.

48. ONAH, D., SINCLAIR, J. & BOYATT, R. (2014, novembre), Exploring the Use of MOOC Discussion Forums. communication présentée à la London International Conference on Education LICE-2014, Londres.

49. KIM Min Kyu, KIM So Mi, KHERA Otto & GETMAN Joan (2014), « The Experience of Three Flipped Classrooms in An Urban University: An Exploration of Design Principles », The Internet and Higher Education, vol. 22, p. 37-50. DOI : 10.1016/j.iheduc.2014.04.003

50. Anderson, J. R. (1988). The expert module. In M. Polson & J. Richardson (Eds.) : Handbook of Intelligent Training Systems. Hillsdale, NJ: Erlbaum, 21-53.

51. Schunk, D. H. (1991). Self-efficacy and academic motivation. Educational Psychologist, 26(3-4), 207–231. https://doi.org/10.1207/s15326985ep2603&4_2

52. Alario-Hoyos, C., Perez-Sanagustin, M., Delgado-Kloos, C., Munoz-Organero, M., & Rodriguez-de-las-Heras, A. (2013). Analysing the impact of built-in and external social tools in a MOOC on educational technologies. In D. Hernandez-Leo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), Proceedings of the 8th European Conference on Technology Enhanced Learning (pp. 5–18). Berlin: Springer.

53. Bruillard, E. (1997). Les machines à enseigner. Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation Année 1997 4-3 pp. 359-360

54. S. Zghidi et M. Ben Henda. (2020). Les ressources éducatives libres et les archives ouvertes dans le mouvement du libre accès. Distances et médiations

des savoirs [En ligne]. URL : http://journals.openedition.org/dms/5447. DOI : https://doi.org/10.4000/dms.5447

55. Bourdenet, P., Dillaerts, H., Pirolli, F., & Salam, P. L. (2019). Pratiques et usages de ressources numériques pédagogiques (libres) dans l'enseignement supérieur. https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-02054794/

56. Hani Qotb. (2019). Le connectivisme et l'apprentissage des langues : spécificités, usages et acteurs. Mélanges CRAPEL, Centre de recherches et d'applications pédagogiques en langues. ffhal-02485267

57. Duplàa, E. & Talaat, N. (2011). Connectivisme et formation en ligne. Étude de cas d'une

58. formation initiale d'enseignants du secondaire en Ontario. Distances et savoirs, 4(9), pp.541-564.

59. Belleflamme P., Bodart V., Bréchet T., Dejemeppe M., Docquier F., Hindriks J., Nyssens M. et Parienté W. (2014). Les plateformes MOOC : Menaces et opportunités pour l'enseignement universitaire », Regards économiques, no. 110, Février 2014.

60. Christelle Otchoumou Hoppe. (2019). Mise en place d'un dispositif LMOOC d'enseignement-apprentissage des langues : analyse didactique d'une recherche intervention. Linguistique. Institut National des Langues et Civilisations Orientales- INALCO PARIS - LANGUES O'. Français. ffNNT : 2019INAL0015ff.fftel-02969512

61. Roy, N., Poellhuber, B., Garand, P.-O., et Beauchamp-Goyette, F. (2017). Analyse de qualité d'un MOOC : le point de vue des étudiants. Revue internationale des technologies en pédagogie universitaire / International

Journal of Technologies in Higher Education. Volume 13, numéro 2-3, 2016, p. 150–165

62. TR Liyanagunawardena, K Lundqvist, R Mitchell, S Warburton. (2019). A MOOC Taxonomy Based on Classification Schemes of MOOCs. European Journal of Open, Distance and E-learning 22 (1), pp. 85-104.

63. VILLIOT-LECLERCQ, E. (2020), « L'ingénierie pédagogique au temps de la Covid-19 », Distances et Médiations des Savoirs, vol. 30, p. 1-11.

A. Jemli. (2015). Les rôles des managers dans la formation de leurs collaborateurs : cas de deux entreprises industrielles (automobile et sécurité numérique). Gestion et management. Université de Versailles Saint Quentin en Yvelines. Français. ffNNT : 2015VERS019Sff. fftel-01241176

64. Downes, P. (2014). "Developing a Framework and Agenda for Students' Voices in the School System Across Europe: From Diametric to Concentric Relational Spaces for Early School Leaving Preventions." European Journal of Education 48 (4): pp.446–462

65. Thanasis Daradoumis, Roxana Bassi, Fatos Xhafa, and Santi Caballé. (2013). A review on massive e-learning (MOOC) design, delivery and assessment. Presented at the Eighth International Conference on P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing.

66. S. Donitsa-Schmidt and B. Topaz. (2018). Massive open online courses as a knowledge base for teachers. Journal of Education for Teaching, 44(5) : pp.608–620.

67. Araújo, Sílvia. Hannachi, Radia. (2019). Une première expérience de (co)création de (multi)textes numériques : Enjeux et défis. Revue de recherches en littératie médiatique multimodale, 10. DOI: 10.7202/1065542ar

68. Belleflamme P., Bodart V., Bréchet T., Dejemeppe M., Docquier F., Hindriks J., Nyssens M. et Parienté W. (2014). Les plateformes MOOC : Menaces et opportunités pour l'enseignement universitaire », Regards économiques, no. 110, Février 2014.

Olivier Marty. (2021). Une expérience de "Mooc professionnel" : des formations numériques à l'Éducation. Éducation et socialisation, 60. DOI:https://doi.org/10.4000/edso.14798

69. Gaëlle Molinari, Bruno Poellhuber, Jean Heutte, Elise Lavoué, Denise Sutter Widmer et Pierre-André Caron. (2016). L'engagement et la persistance dans les dispositifs de formation en ligne : regards croisés. Distances et médiations des savoirs. DOI : https://doi.org/10.4000/dms.1442

70. Viguier, F. (2020). A French Educational Meritocracy in Independent Morocco?. French Politics, Culture & Society, 38(2), 148-173.

71. Jouicha, A. I., Berrada, K., Bendaoud, R., Machwate, S., Miraoui, A., & Burgos, D. (2020). Starting MOOCs in African University: The experience of Cadi Ayyad University, process, review, recommendations, and prospects. IEEE Access, 8, 17477-17488.

72. Iksal, S. et Choquet, C. (2005). Usage Analysis Driven by Models in a Pedagogical Context. In Workshop on Usage Analysis in Learning Systems, In 12th International Conference on Artificial Intelligence in Education, (p. 49-56).

73. Alfonseca, E., Rodriguez, P. et Pérez, D. (2007). An approach for automatic generation of adaptive hypermedia in education with multilingual knowledge

discovery techniques. Computers & Education, 49(2), 495-513.https://doi.org/10.1016/j.compedu.2005.10.007

74. Anderson, T. (2010). Three generations of distance education pedagogy. International Review of Research on Distance and Open Learning, 11(2), 80-97. https://doi.org/10.19173/irrodl.v11i2.865

Bernard, R. M., Abrami, P. C., Lou, Y., Borokhovski, E., Wade, A., Wozney, L., Wallet, P. A., Fiset, M. et Huang, B. (2004). How does distance education compare with classroom instruction? A meta-analysis of the empirical literature. Review of educational research, 74(3), 379-439.https://doi.org/10.3102/00346543074003379

Cisel, M. (2014b). Analyzing completion rates in the First French xMOOC. Dans U. Cress et C. Delgado Kloos (dir.), Proceedings of the European MOOC Stakeholder Summit (p. 26-32).

Deboer, J., Ho, A. D., Stump, G. S. et Breslow, L. (2014). Changing “course”: Reconceptualizing educational variables for massive open online courses. Educational Researcher, 43(2), 74-84. https://doi.org/10.3102/0013189x14523038

Daniel, J. (2014). Foreword to the Special section on massive open online courses : MOOCs – Evolution or revolution? MERLOT Journal of Online Learning and Teaching, 10(1), 1-4.

Christensen, G., Steinmetz, A., Alcorn, B., Bennett, A., Woods, D. et Emanuel, E. J. (2013). The MOOC phenomenon: who takes massive open online courses and why? (document de travail). Philadelphie, PA : University of Pennsylvania. https://doi.org/10.2139/ssrn.2350964

75. Ferguson, R., & Clow, D. (2016). Consistent Commitment: Patterns of Engagement across Time in Massive Open Online Courses (MOOCs). Journal of Learning Analytics, 2(3), 55-80. https://doi.org/10.18608/jla.2015.23.5 Breslow, L., Pritchard, D. E., DeBoer, J., Stump, G. S., Ho, A. D. et Seaton, D. T. (2013). Studying learning in the worldwide classroom: Research into edX's first MOOC. Research & PracticeinAssessment,8(1),13-25. Chaney, J. D., Chaney, E. H. et Eddy, J. M. (2010). The context of distance learning programs in higher education: Five enabling assumptions. Online Journal of Distance Learning Administration, 13(4).

76. Depover, C., Komis, V. et Karsenti, T. (2012). Le contrôle de qualité : un outil indispensable pour asseoir la légitimité de la formation à distance. Formation et profession, 20(2), 1-8.

77. Gustafson, K. L. et Branch, R. M. (2002). What is instructional design? Dans R. A. Reiser et J. V Dempsey (dir.), Trends and Issues in Instructional Design and Technology (p. 16-25).

78. Anderson, A., Huttenlocher, D., Kleinberg, J. et Leskovec, J. (2014). Engaging with massive online courses. Dans C.-W. Chung (dir.), Proceedings of the 23rd international conference on World Wide Web (p. 687-698). doi:10.1145/2566486.2568042

79. Brusilovsky, P. (1996). Methods and technique of adaptive hypermedia. User Modeling and UserAdapted Interaction, 6, 87-126.

80. Brusilovsky, P. (2001). Adaptive Hypermedia. User Modeling and User-Adapted Interaction, Kluwer Academic Publishers, 11, 87-110.

81. Carlsson, C. & Turban, E. (2002), « DSS: directions for the next decade », Decision Support Systems, Vol. 33, no2, pp.105-110.

82. Edwards, Ward. "The theory of decision making." Psychological bulletin 51.4 (1954): 380.
83. Schwartz, M. S. (2016). Ethical decision-making theory: An integrated approach. Journal of Business Ethics, 139(4), 755-776.
84. Wiener N. (1948). Cybernetics or control and communication in the animal and the machine. Technology Press.
85. Descamps, S., Housni, S., Piret, G., Kumps, A., Boumazguida, K., Dumont, M., ... & Lièvre, B. D. (2020). Perception de la continuité pédagogique des participants à un webinaire sur l'apprentissage à distance dans un contexte de confinement. Recherches & éducations, (HS).
86. Popović, N. N., Matić, V. V. M., & Borljin, J. M. (2021). Aspects interactionnels de l'enseignement à distance des langues étrangères en contexte universitaire en période de pandémie2.
87. Khadji, M., Khoulji, S., Bourekkadi, S., & Kerkeb, M. (2019). Outil d'analyse des apprentissages pour prévoir les résultats des étudiants en système de gestion de l'apprentissage automatique. Recherche Scientifique.
88. Brault, V., Coulange, S., Letué, F., Jouannaud, M. P., Martinez, M. J., & Perret, A. C. (2021). Comment former des groupes d'étudiants homogènes à partir des résultats de SELF? Présentation d'un outil d'aide à la décision pour la création de groupes. Mediazioni. Rivista online du studi interdisciplinari su lingue e culture.
    A. Sen et G. Biswas, "Decision support systems : An expert systems approach", Decis. Support Syst., vol. 1, no. 3, pp. 197-204, sept. 1985
89. M. S. S. Morton, Management Decision Systems : Computer-Based Support of Decision Making. Harvard University Press, 1971, p. 216.

90. "Comportement administratif, 4ème édition : Herbert A. Simon : 9780684835822 : Amazon.com : Books."[En ligne] Disponible : http://www.amazon.com/Administrative-BehaviorEdition-Herbert-Simon/dp/0684835827. [Accédé : 10- août-2014].
91. C. P. Lim, Handbook on Decision Making: Vol 1:Techniques and Applications. 2010, p. 125.
92. H. K. and Bhargava, “Beyond Spreadsheets: Tools for Building Decision Support Systems,” no. March, pp. 31–39, 1999
93. K. CHUNG, “Selecting DSS methods.” p. 9, 1992.
94. Https://tekri.athabascau.ca/analytics/, "1st International Conférence sur l'analyse de l'apprentissage et les connaissances 2011 Relier les dimensions techniques, pédagogiques et sociales de l'analyse de l'apprentissage". [En ligne]. Disponible : https://tekri.athabascau.ca/analytics/. [Accédé : 17-Avr-2014].
95. L. Jhonson et L. Cornery, Le rapport Horizon 2011.
96. M. A. Chatti, A. L. Dyckhoff, U. Schroeder, et H. Thüs, "A reference model for learning analytics", Int. J. Technol. Enhanc. Learn. vol. 4, no. 5/6, p. 318, 2012.
97. J. Han et M. Kamber, Data Mininig : Concepts et Techniques. Morgan Kauffman Publishers, 2006, p. 772.
98. C. Romero et S. Ventura, "Educational Data Mininig : A reviwe of the state of the art", IEEE, no. X, pp. 1-19, 2007.
99. B. J. P. Campbell, P. B. Deblois, et D. G. Oblinger, "Academic Analytics A New Tool", no. Août 2007

100. Nassim, M. (2019). Mise en oeuvre de l'apprentissage automatique pour l'évaluation des positions échiquéennes (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri).
101. S. K. Kassicieh and J. W. Nowak, "Decision support systems in academic planning: Important considerations and issues," Information Processing & Management, vol. 22. pp. 395–403, 1986
102. Sabeima, M., Lamolle, M., Anghour, A., & Nanne, M. (2021). Vers une plateforme sémantique pour l'apprentissage adaptatif et collaboratif en ligne.
103. Mentzel, K. H., & Hesse, J. (1972). Le systeme d'information du marketing: Fondement indispensable des decisions du marketing-management. Management International Review, 72-75.
104. Şimşek, A. B. (2022). A decision support tool for the student–supervisor allocation problem of postgraduate programs. Expert Systems with Applications, 190, 116068.
105. Cisel, M. (2022). De la collecte des traces d'interaction à la publication scientifique. Un passage à l'échelle semé d'embûches. Distances et médiations des savoirs. Distance and Mediation of Knowledge, 37.
106. Lauzon, P. N., Moïse, P. A., & Huot, P. A (2022). Transformation numérique des écoles et centres de formation, COVID 19 et leadership des directions.
107. El BAKKOUCHI, Y., EL AZIZI, O., MKHARBCHA, B., & Fouad, O. U. A. D. (2022). Effet de l'environnement externe sur la performance organisationnelle: cas des universités marocaines. Alternatives Managériales Economiques, 4(2), 437-458.
108. Baujard, C. (2022). Travail et formation: aspects juridiques et thématiques éducatives et sociales. ISTE Group.

109. Paquette, G., Bourdeau, J., Henri, F., Basque, J., Léonard, M., Maina, M. (2003). Construction d'une base de connaissances et d'une banque de ressources pour le domaine du téléapprentissage. Revue STICEF, 10, 1-17.

110. Anandhan, A., Shuib, L., Ismail, M. A., & Mujtaba, G. (2018). Social media recommender systems: review and open research issues. IEEE Access, 6, 15608-15628.

111. Mahraj, K. (2012). Using information expertise to enhance massive open online courses. Public Services Quarterly, 8(4), 359-368.

112. Basantia, T. K., & Kumar, V. (2022). Massive Open Online Courses as Alternatives to Conventional Education and Existing Distance Education. International Journal of Virtual and Personal Learning Environments (IJVPLE), 12(1), 1-18.

113. Gomez, M. J., Calderón, M., Sánchez, V., Clemente, F. J. G., & Ruipérez-Valiente, J. A. (2022). Large Scale Analysis of Open MOOC Reviews to Support Learners' Course Selection. arXiv preprint arXiv:2201.06967.

114. Zhu, M., Bonk, C. J., & Doo, M. Y. (2020). Self-directed learning in MOOCs: Exploring the relationships among motivation, self-monitoring, and self-management. Educational Technology Research and Development, 68(5), 2073-2093.

115. Castells, P., & Moffat, A. (2022). Offline recommender system evaluation: Challenges and new directions. AI Magazine, 43(2), 225-238.

116. Kumar, A., & Saini, P. K. Need of Facet Analysis of MOOCs: A Review and Feasibility Study.

117. Uddin, I., Imran, A. S., Muhammad, K., Fayyaz, N., & Sajjad, M. (2021). A systematic mapping review on MOOC recommender systems. IEEE Access, 9, 118379-118405.

118. Liu, T., Wu, Q., Chang, L., & Gu, T. (2022). A review of deep learning-based recommender system in e-learning environments. Artificial Intelligence Review, 1-28.

119. Campos, R., dos Santos, R. P., & Oliveira, J. (2022). Providing recommendations for communities of learners in MOOCs ecosystems. Expert Systems with Applications, 117510.

120. Hasanzadeh, S., Fakhrahmad, S. M., & Taheri, M. (2022). Based recommender systems: A proposed rating prediction scheme using word embedding representation of reviews. The Computer Journal, 65(2), 345-354.

121. Naji, K., & Ibriz, A. (2022). Approach for Eliciting Learners' Preferences in Moocs Through Collaborative Filtering. International Journal of Emerging Technologies in Learning, 17(14).

122. Rao, B., & Zhu, E. (2016, June). Searching web data using minhash LSH. In Proceedings of the 2016 International Conference on Management of Data (pp. 2257-2258).

123. Mahmood, W. A., Almajmaie, L., Raheem, A. R., & Albawi, S. (2022). A hybrid approach towards movie recommendation system with collaborative filtering and association rule mining. Acta Scientiarum. Technology, 44, e58925-e58925.

124. Nudrat, S., Khan, H. U., Iqbal, S., Talha, M. M., Alarfaj, F. K., & Almusallam, N. (2022). Users' Rating Predictions Using Collaborating Filtering Based on Users

and Items Similarity Measures. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022.

125. Peng, Y. (2022). A Survey on Modern Recommendation System based on Big Data. arXiv preprint arXiv:2206.02631.

126. Zhu, M., Sari, A. R., & Lee, M. M. (2022). Trends and Issues in MOOC Learning Analytics Empirical Research: A Systematic Literature Review (2011–2021). Education and Information Technologies, 1-26.

127. Shah, J., Khanna, M., & Deshpande, R. (2022). Extending Information System Success Model with Customer Experience: A MOOC System Evaluation. Business Perspectives and Research, 22785337221092836.

128. Ko, H., Lee, S., Park, Y., & Choi, A. (2022). A survey of recommendation systems: recommendation models, techniques, and application fields. Electronics, 11(1), 141.

129. Jannach, D., & Zanker, M. (2022). Value and Impact of Recommender Systems. In Recommender Systems Handbook (pp. 519-546). Springer, New York, NY.

130. Castells, P., Hurley, N., & Vargas, S. (2022). Novelty and diversity in recommender systems. In Recommender systems handbook (pp. 603-646). Springer, New York, NY.

131. Afchar, D., Melchiorre, A. B., Schedl, M., Hennequin, R., Epure, E. V., & Moussallam, M. (2022). Explainability in Music Recommender Systems. arXiv preprint arXiv:2201.10528.

132. Burke, R., Felfernig, A., & Göker, M. H. (2011). Recommender systems: An overview. Ai Magazine, 32(3), 13-18.

133. Kim, H. N., El-Saddik, A., & Jo, G. S. (2011). Collaborative error-reflected models for cold-start recommender systems. Decision Support Systems, 51(3), 519-531.

134. Sandvig, C., Hamilton, K., Karahalios, K., & Langbort, C. (2014). Auditing algorithms: Research methods for detecting discrimination on internet platforms. Data and discrimination: converting critical concerns into productive inquiry, 22, 4349-4357.

135. Ambulgekar, H. P., Pathak, M. K., & Kokare, M. B. (2019). A survey on collaborative filtering: tasks, approaches and applications. In Proceedings of International Ethical Hacking Conference 2018 (pp. 289-300). Springer, Singapore.

136. Wang, C. D., Deng, Z. H., Lai, J. H., & Philip, S. Y. (2018). Serendipitous recommendation in e-commerce using innovator-based collaborative filtering. IEEE transactions on cybernetics, 49(7), 2678-2692.

137. Adams, R., Nuevo, A. M., & Egi, T. (2011). Explicit and implicit feedback, modified output, and SLA: Does explicit and implicit feedback promote learning and learner–learner interactions?. The Modern Language Journal, 95, 42-63.

138. Blank, J., & Deb, K. (2020). Pymoo: Multi-objective optimization in python. IEEE Access, 8, 89497-89509.

139. Hao, J., Gan, J., & Zhu, L. (2022). MOOC performance prediction and personal performance improvement via Bayesian network. Education and Information Technologies, 1-24.

140. Wang, J., Xie, H., Au, O. T. S., Zou, D., & Wang, F. L. (2020, August). Attention-based CNN for personalized course recommendations for MOOC learners.

In 2020 International symposium on educational technology (ISET) (pp. 180-184). IEEE.

141. Lu, Q., & Xia, J. (2019, August). Research on the application of item-based collaborative filtering algorithms in MOOC. In Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1302, No. 3, p. 032020). IOP Publishing.

142. Gupta, J., & Gadge, J. (2015, January). Performance analysis of recommendation system based on collaborative filtering and demographics. In 2015 International Conference on Communication, Information & Computing Technology (ICCICT) (pp. 1-6). IEEE.

143. Ferreira, L. D., Spadon, G., Carvalho, A. C., & Rodrigues, J. F. (2018, October). A comparative analysis of the automatic modeling of Learning Styles through Machine Learning techniques. In 2018 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE) (pp. 1-8). IEEE

144. Zhao, X., & Liu, B. (2020, January). Application of personalized recommendation technology in MOOC system. In 2020 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS) (pp. 720-723). IEEE.

145. Darvishi, A., Khosravi, H., & Sadiq, S. (2021, June). Employing peer review to evaluate the quality of student generated content at scale: A trust propagation approach. In Proceedings of the eighth ACM conference on learning@ scale (pp. 139-150).

146. Mi, F., & Faltings, B. (2017). Adaptive sequential recommendation for discussion forums on MOOCs using context trees. In Proceedings of the 10th international conference on educational data mining (No. CONF).

147. Wang, Y., Liang, B., Ji, W., Wang, S., & Chen, Y. (2017). An improved algorithm for personalized recommendation on MOOCs. International Journal of Crowd Science, 1(3), 186-196.

148. Xiaoyan, Z., & Jie, B. (2019, February). Research on MOOC system based on bipartite graph context collaborative filtering algorithm. In Proceedings of the 2019 8th International Conference on Software and Computer Applications (pp. 154-158).

149. Glauber, R., & Loula, A. (2019). Collaborative filtering vs. content-based filtering: differences and similarities. arXiv preprint arXiv:1912.08932.

150. Mekala, R. R., Irfan, A., Groen, E. C., Porter, A., & Lindvall, M. (2021, September). Classifying user requirements from online feedback in small dataset environments using deep learning. In 2021 IEEE 29th International Requirements Engineering Conference (RE) (pp. 139-149). IEEE.

151. Venkataraman, G., Srinivasan, C., Ravichandran, A., Elias, S., & Ramesh, L. P. (2015, February). Learning object recommendation for an effective open e-learning environment. In 2015 IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems (SPICES) (pp. 1-5). IEEE.

152. Fu, D., Liu, Q., Zhang, S., & Wang, J. (2015, July). The undergraduate-oriented framework of MOOCs recommender system. In 2015 International Symposium on Educational Technology (ISET) (pp. 115-119). IEEE.

153. Bousbahi, F., & Chorfi, H. (2015). MOOC-Rec: a case based recommender system for MOOCs. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 195, 1813-1822.

154. Onah, D. F. O., & Sinclair, J. E. (2015). Collaborative filtering recommendation system: a framework in massive open online courses. INTED2015 Proceedings, 1249-1257.

155. Garg, V., & Tiwari, R. (2016, October). Hybrid massive open online course (MOOC) recommendation system using machine learning. In International Conference on Recent Trends in Engineering, Science & Technology-(ICRTEST 2016) (pp. 1-5). IET.

156. Hmedna, B., El Mezouary, A., Baz, O., & Mammass, D. (2016, September). A machine learning approach to identify and track learning styles in MOOCs. In 2016 5th International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS) (pp. 212-216). IEEE.

157. Pang, Y., Jin, Y., Zhang, Y., & Zhu, T. (2017). Collaborative filtering recommendation for MOOC application. Computer Applications in Engineering Education, 25(1), 120-128.

158. He, X., Liu, P., & Zhang, W. (2017, July). Design and implementation of a unified MOOC recommendation system for social work major: Experiences and lessons. In 2017 IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC) (Vol. 1, pp. 219-223). IEEE.

159. Prabhakar, S., Spanakis, G., & Zaiane, O. (2017, September). Reciprocal recommender system for learners in massive open online courses (MOOCs). In International Conference on Web-Based Learning (pp. 157-167). Springer, Cham.

160. Yang, T. Y., Brinton, C. G., & Joe-Wong, C. (2018, April). Predicting learner interactions in social learning networks. In IEEE INFOCOM 2018-IEEE Conference on Computer Communications (pp. 1322-1330). IEEE.

161. Campos, R., dos Santos, R. P., & Oliveira, J. (2018, July). Web-based recommendation system architecture for knowledge reuse in MOOCs ecosystems. In 2018 IEEE international conference on information reuse and integration (IRI) (pp. 193-200). IEEE.

162. Pang, Y., Wang, N., Zhang, Y., Jin, Y., Ji, W., & Tan, W. (2019). Prerequisite-related MOOC recommendation on learning path locating. Computational Social Networks, 6(1), 1-16.

163. Burke, R., Felfernig, A., & Göker, M. H. (2011). Recommender systems: An overview. Ai Magazine, 32(3), 13-18.

164. Zhang, H., Huang, T., Lv, Z., Liu, S., & Yang, H. (2019). MOOCRC: A highly accurate resource recommendation model for use in MOOC environments. Mobile Networks and Applications, 24(1), 34-46.

165. Sun, Y., Guo, Y., & Zhao, Y. (2020). Understanding the determinants of learner engagement in MOOCs: An adaptive structuration perspective. Computers & Education, 157, 103963.

166. Latif, A., Rasheed, A., Sajid, U., Ahmed, J., Ali, N., Ratyal, N. I., ... & Khalil, T. (2019). Content-based image retrieval and feature extraction: a comprehensive review. Mathematical Problems in Engineering, 2019.

167. Agarwal, A., Mishra, D. S., & Kolekar, S. V. (2022). Knowledge-based recommendation system using semantic web rules based on Learning styles for MOOCs. Cogent Engineering, 9(1), 2022568.

168. Ibrahim, A. J., Zira, P., & Abdulganiyyi, N. (2021). Hybrid Recommender for Research Papers and Articles. International Journal of Intelligent Information Systems, 10(2), 9.

169. Huang, R., & Lu, R. (2018, November). Research on content-based MOOC recommender model. In 2018 5th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI) (pp. 676-681). IEEE.

170. Campos, R., dos Santos, R. P., & Oliveira, J. (2020, November). A recommendation system based on knowledge gap identification in MOOCs ecosystems. In XVI Brazilian Symposium on Information Systems (pp. 1-8).

171. G. Docs. (Oct. 25, 2020). Content-Based Filtering Advantages & Disadvantages. [Online]. Available: https://developers.google.com/machinelearning/recommendation/content-based/summary

172. Huang, R., & Lu, R. (2018, November). Research on content-based MOOC recommender model. In 2018 5th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI) (pp. 676-681). IEEE.

173. Jordán, J., Valero, S., Turró, C., & Botti, V. (2021). Using a hybrid recommending system for learning videos in flipped classrooms and moocs. Electronics, 10(11), 1226.

174. Guruge, D. B., Kadel, R., & Halder, S. J. (2021). The state of the art in methodologies of course recommender systems—a review of recent research. Data, 6(2), 18.

175. Alanazi, H., & Walker-Gleaves, C. (2019). Investigating student attitudes towards using hybrid MOOCs in the higher education of Saudi Arabia. Literacy Information and Computer Education Journal (LICEJ), 10(1), 3140-3146.

176. Manasa Devi, M., Seetha, M., & Viswanadha Raju, S. (2021). Automated text detection from big data scene videos in higher education: a practical approach for MOOCs case study. Journal of Computing in Higher Education, 33(3), 581-613.

177. Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. User modeling and user-adapted interaction, 12(4), 331-370.

178. Do, H. Q., Le, T. H., & Yoon, B. (2020, February). Dynamic weighted hybrid recommender systems. In 2020 22nd International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT) (pp. 644-650). IEEE.

179. Chao, D., Kaili, L., Jing, Z., & Xie, J. (2019, May). Collaborative filtering recommendation algorithm classification and comparative study. In Proceedings of the 2019 4th International Conference on Distance Education and Learning (pp. 106-111).

180. Li, Y., & Li, H. (2017, March). MOOC-FRS: A new fusion recommender system for MOOCs. In 2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC) (pp. 1481-1488). IEEE.

181. Rabahallah, K., Mahdaoui, L., & Azouaou, F. (2018). MOOCs Recommender System using Ontology and Memory-based Collaborative Filtering. In ICEIS (1) (pp. 635-641).

182. Slimani, H., Hamal, O., El Faddouli, N. E., Bennani, S., & Amrous, N. (2020, September). The hybrid recommendation of digital educational resources in a distance learning environment: the case of MOOC. In Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent Systems: Theories and Applications (pp. 1-9).

183. Vélez-Langs, O., & Caicedo-Castro, I. (2019, July). Recommender systems for an enhanced mobile e-learning. In International Conference on Human-Computer Interaction (pp. 357-365). Springer, Cham.

184. Aryal, S., Porawagama, A. S., Hasith, M. G. S., Thoradeniya, S. C., Kodagoda, N., & Suriyawansa, K. (2019, April). MoocRec: Learning styles-oriented MOOC recommender and search engine. In 2019 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON) (pp. 1167-1172). IEEE.

185. Hilmy, S., De Silva, T., Pathirana, S., Kodagoda, N., & Suriyawansa, K. (2019, December). MOOCs Recommender Based on User Preference, Learning Styles and Forum Activity. In 2019 International Conference on Advancements in Computing (ICAC) (pp. 180-185). IEEE.

186. Cao, P., & Chang, D. (2020). A novel course recommendation model fusing content-based recommendation and K-means clustering for Wisdom education. In LISS2019 (pp. 789-809). Springer, Singapore.

187. Apaza, R. G., Cervantes, E. V., Quispe, L. C., & Luna, J. O. (2014). Online Courses Recommendation based on LDA. In SIMBig (pp. 42-48).

188. Yanhui, D., Dequan, W., Yongxin, Z., & Lin, L. (2015, November). A group recommender system for online course study. In 2015 7th International Conference on Information Technology in Medicine and Education (ITME) (pp. 318-320). IEEE.

189. Taha, E. A., Kamal Eddine, E. K., & Mohamed, C. (2017). Toward a New Framework of Recommender Memory Based System for MOOCs. International Journal of Electrical & Computer Engineering (2088-8708), 7(4).

190. Estrela, D., Batista, S., Martinho, D., & Marreiros, G. (2017, April). A recommendation system for online courses. In World Conference on Information Systems and Technologies (pp. 195-204). Springer, Cham.

191. Yin, S., Yang, K., & Wang, H. (2020, May). A MOOC courses recommendation system based on learning behaviours. In Proceedings of the ACM Turing Celebration Conference-China (pp. 133-137).

192. Singelmann, L., Swartz, E., Pearson, M., Striker, R., & Vazquez, E. A. (2019, October). Design and development of a machine learning tool for an innovation-based learning mooc. In 2019 IEEE Learning With MOOCS (LWMOOCS) (pp. 105-109). IEEE.

193. Wu, L. (2021). Collaborative filtering recommendation algorithm for MOOC resources based on deep learning. Complexity, 2021.

194. Fazuludeen, F., Vijayakumaran, G., Mahroof, Z. A., Kodagoda, N., & Suriyawansa, K. (2019, December). MOOCRec 2 for humanities-learning style based MOOC recommender and search engine. In 2019 International Conference on Advancements in Computing (ICAC) (pp. 470-475). IEEE.

195. Sankalpa, R., Sankalpani, T., Sandeepani, T., Ransika, N., Kodagoda, N., & Suriyawansa, K. (2020, December). MOOCs recommender based on user preference and video quality. In 2020 2nd International Conference on Advancements in Computing (ICAC) (Vol. 1, pp. 79-84). IEEE.

196. Wu, L. (2021). Collaborative filtering recommendation algorithm for MOOC resources based on deep learning. Complexity, 2021.

197. Venkataraman, G., Srinivasan, C., Ravichandran, A., Elias, S., & Ramesh, L. P. (2015, February). Learning object recommendation for an effective open e-learning environment. In 2015 IEEE International Conference on Signal

Processing, Informatics, Communication and Energy Systems (SPICES) (pp. 1-5). IEEE.

198. Fu, D., Liu, Q., Zhang, S., & Wang, J. (2015, July). The undergraduate-oriented framework of MOOCs recommender system. In 2015 International Symposium on Educational Technology (ISET) (pp. 115-119). IEEE.

199. Sarwar, B. M., Konstan, J. A., Borchers, A., Herlocker, J., Miller, B., & Riedl, J. (1998, November). Using filtering agents to improve prediction quality in the grouplens research collaborative filtering system. In Proceedings of the 1998 ACM conference on Computer supported cooperative work (pp. 345-354).

200. Zhang, Q., Lu, J., Wu, D., & Zhang, G. (2018). A cross-domain recommender system with kernel-induced knowledge transfer for overlapping entities. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 30(7), 1998-2012.

201. Rosenstein, M., & Lochbaum, C. (2000, April). Recommending from content: preliminary results from an e-commerce experiment. In CHI'00 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (pp. 291-292).

202. Claypool, M., Gokhale, A., Miranda, T., Murnikov, P., Netes, D., & Sartin, M. (1999, June). Combing content-based and collaborative filters in an online newspaper. In Proc. of Workshop on Recommender Systems Implementation and Evaluation.

203. Geetha, G., Safa, M., Fancy, C., & Saranya, D. (2018, April). A hybrid approach using collaborative filtering and content based filtering for recommender system. In Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1000, No. 1, p. 012101). IOP Publishing.

204. Yu, S. J. (2012). The dynamic competitive recommendation algorithm in social network services. Information Sciences, 187, 1-14.

205. Lekakos, G., Charami, M., & Caravelas, P. (2009). Personalized Movie Recommendation. In Handbook of Multimedia for Digital Entertainment and Arts (pp. 3-26). Springer, Boston, MA.

206. Amara, S. & Subramanian, R. R. (2020). Collaborating personalized recommender system and content-based recommender system using TextCorpus. 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS), pp. 105-109.

207. McDonald, D. W., & Ackerman, M. S. (2000). Expertise recommender: a flexible recommendation system and architecture. In Proceedings of the 2000 ACM conference on Computer supported cooperative work, pp. 231-240.

208. S. Nitro. (2012). Recommender Systems. Available at: http://www.techgig.com/expert-speak/Recommender-Systems-243.

209. S. S. Khanal, P.W.C. Prasad, A. Alsadoon & A. Maag. (2020). A systematic review: machine learning based recommendation systems for e-learning. Education and Information Technologies volume 25, pp. 2635–2664

210. Jie, L., Dianshuang, W., Mingsong, M., Wei, W., & Guangquan, Z.. (2015). Recommender system application developments: A survey. Decision Support Systems. 74, pp. 12-32.

211. Academy, D. L. (2017, January 30). Digital Learning Academy/mooc-4-composantes-fondamentales/. Https://Digital-Learning-Academy.com/. https://digital-learning-academy.com/