

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



Faculté des mathématiques et de l'informatique et des sciences de la matière
Département d'informatique
Laboratoire des sciences et technologies de l'information et de
la communication(LabSTIC)

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

Domaine : Mathématiques et informatique. Filière : Informatique
Spécialité : Informatique

Présentée par

Mme BOUDRIA Asma

Intitulée

**Apprentissage, Evaluation et Socialisation dans les
MOOC**

Soutenue le : 06 Avril 2021.

Devant le Jury composé de :

Nom et Prénom	Grade		
Pr. Hamid SERIDI	Prof	Univ. de 8 Mai 1945, Guelma	Président
Pr. Yacine LAFIFI	Prof	Univ. de 8 Mai 1945, Guelma	Directeur de thèse
Mr. Mohamed HAFIDI	MCA	Univ. de Badji Mokhtar, Annaba	Examineur
Mme. Lamia MEHNANE	MCA	Univ. de Badji Mokhtar, Annaba	Examineur
Mr. M ^{ed} Nadjib KOUAHLA	MCA	Univ. de 8 Mai 1945, Guelma	Examineur

Année Universitaire 2020/2021.

Remerciements

En premier lieu mes remerciements et ma gratitude vont particulièrement à mon directeur de thèse Monsieur Yacine LAFIFI, Professeur à l'université 8 Mai 1945 Guelma, qui a encadré et dirigé cette thèse. Je le remercie pour son soutien, son encouragement, sa disponibilité, sa patience et ses précieux conseils durant toutes ces années de thèse.

Mes remerciements les plus vifs s'adressent aux membres de jury qui m'ont fait l'honneur de participer à ce jury et qui ont accepté d'examiner ce travail. Je remercie Monsieur Hamid SERIDI, Professeur à l'université 8 Mai 1945 Guelma, pour m'avoir accueillie au sein du laboratoire (LabSTIC) et d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse.

Je tiens également à remercier Monsieur Mohamed HAFIDI, Maitre de conférences A à l'université Badji Mokhtar d'Annaba, Madame Lamia MEHNANE, Maitre de conférences A à l'université Badji Mokhtar d'Annaba, Monsieur Mohamed Nadjib KOUAHLA, Maitre de conférences A à l'université 8 Mai 1945 Guelma, d'avoir accepté de rapporter cette thèse.

Je remercie vivement mes chers parents, pour leurs immenses soutiens, leur grand amour, leurs sacrifices et leurs prières. C'est grâce à eux que ce travail a pu être mené à son terme.

Je remercie infiniment mon mari qui m'a soutenu et m'a poussé jusqu'au bout pour terminer cette thèse.

Je remercie toute ma famille : mes frères, mes enfants, mes cousines et ma belle-famille.

Mes remerciements vont également à toutes les personnes qui m'ont accompagné au cours de toutes ces années, enseignants, amies et collègues pour leurs soutiens et encouragements.

A Fares, Maram et Mohamed, Je dédie ce travail.

Résumé

Durant ces dernières années, nous assistons à un nouveau courant dans l'enseignement à distance qualifié par un changement d'échelle remarquable nommé « les MOOC » (Massive Open Online Courses). L'objectif principal de l'essor des MOOC était de consolider les principes de la pédagogie ouverte en incitant l'accès gratuit à une éducation de haute qualité (de qualité mondiale sans aucune condition), par la proposition des cours en ligne gratuits, contenant plusieurs types de ressources telles que des vidéos, des quiz ou des textes, qui sont accessibles à toute personne ayant un accès à une connexion internet.

Avec l'émergence des MOOC, le nombre des apprenants participants / inscrits augmente de jour en jour, il atteint dans la plus part des MOOC des milliers d'inscrits. Cette augmentation des inscrits a engendré plusieurs problèmes tels que la difficulté de l'évaluation et le taux élevé des abandons, les deux problèmes concernés par cette étude de recherche.

Le but principal de ce travail est de proposer des approches et des outils pour aider les concepteurs des MOOC à trouver des solutions qui peuvent pallier à ces deux problèmes qui freinent le développement des MOOC.

Le premier objectif de cette thèse consiste à intégrer un outil d'évaluation solide et fiable, qui sera utilisé dans les MOOC. L'approche proposée combine l'évaluation par les pairs avec l'apprentissage collaboratif et la méthode du calibrage. Elle vise à accroître le degré de confiance et la fiabilité dans le processus d'évaluation par les pairs.

Le deuxième objectif consiste à étudier l'effet de l'intégration de l'aspect social sur le comportement des apprenants, en particulier les apprenants qui sont en risque d'abandonner leurs MOOC. L'approche proposée consiste à identifier les apprenants isolés socialement puis les inciter à sortir de leurs isolements à l'aide de la recommandation des apprenants tuteurs les plus influenceurs et les plus favorisés auprès de leurs pairs.

Pour vérifier nos propositions, nous avons conçu et développé un environnement d'apprentissage social de type MOOC appelé ColMOOC-Alg. Ce dernier a été testé dans des situations réelles au niveau de l'université 8 Mai 1945. Guelma où on a obtenu des résultats prometteurs.

Enfin, à travers les expérimentations faites sur le système ColMOOC-Algo, plusieurs remarques et suggestions ont été dégagées. Ces dernières feront l'objet d'une amélioration future du MOOC existant.

Mots clés : MOOC, CLOM, Cours en ligne ouvert et massif, Apprentissage social, Evaluation par les pairs, Calibrage, Apprentissage collaboratif, Tutorat par les pairs.

Abstract

In recent years, we have witnessed a new trend in distance education qualified by a remarkable change of scale called "MOOC" (Massive Open Online Courses). The main objective of the development of MOOC was to consolidate the principles of open pedagogy by encouraging free access to high quality education (of world quality without any conditions), by offering free online courses, containing several types of resources such as videos, quizzes or texts, which are accessible to anyone that has access to an internet connection. With the emergence of MOOC the number of participating learners is increasing day by day, it reaches in most MOOC thousands of participants. This increase in enrollment has created several problems such as the (i) difficulty of assessment and (ii) the high dropout rate, both of which were the subject of this research study.

The main goal of this work is to propose approaches and tools to help the designers of MOOC to find solutions that can overcome these two problems that slow down the development of MOOC.

The first objective of this thesis is to integrate a solid and reliable evaluation tool, which will be used in MOOC. The proposed approach combines the peer assessment with the collaborative learning and the calibrated review. It aims to increase the level of confidence and reliability in the peer assessment process.

The second objective is to study the effect of integrating the social aspect on the behavior of learners, in particular learners who are at risk of abandoning their MOOC.

The proposed approach consists of identifying learners who are socially isolated and then encouraging them to break out of their isolation using the recommendation of the most influential and most favored learner tutors from their peers. To reify our proposals, we designed and developed a social learning environment called ColMOOC-Algo. The latter was tested in real situations at the 8 Mai 1945 Guelma University where we had promising results.

Finally, through the experiments carried out on ColMOOC-Algo system, several remarks and suggestions were made. They will be the subject of future improvement of the existing MOOC.

Keywords: MOOC, Massive Open Online courses, Social learning, Peer assessment, Calibrated review, Collaborative learning, Social learning, Peer tutoring, Peer Recommendation.

ملخص

في السنوات الأخيرة، شهدنا اتجاهًا جديدًا في التعليم عن بُعد مؤهلاً بتغيير ملحوظ في المقياس يسمى الدروس الجماعية الضخمة مفتوحة المصادر عبر الإنترنت "MOOC".

كان الهدف الرئيسي لتطوير الدروس الجماعية الضخمة مفتوحة المصادر عبر الإنترنت هو ترسيخ مبادئ التعلم المفتوح من خلال تشجيع الوصول المجاني إلى التعليم عالي الجودة (الجودة العالمية دون أي شروط)، من خلال تقديم دورات مجانية عبر الإنترنت، تحتوي على عدة أنواع من الموارد مثل مقاطع الفيديو والاختبارات أو النصوص، والتي يمكن الوصول إليها من قبل أي شخص لديه اتصال بالإنترنت.

مع ظهور الدروس الجماعية الضخمة مفتوحة المصادر عبر الإنترنت، ازداد عدد المتعلمين المشاركين / المسجلين يوميًا بعد يوم، في معظم الدروس المفتوحة ليصل عدد المشاركين إلى الآلاف. خلقت هذه الزيادة في التسجيل العديد من المشاكل مثل صعوبة التقييم وارتفاع معدل التسرب، وكلاهما هو موضوع هذه الدراسة البحثية.

الهدف الرئيسي من هذا العمل هو اقتراح مناهج وأدوات لمساعدة مصممي الدروس الجماعية الضخمة مفتوحة المصادر عبر الإنترنت على إيجاد حلول يمكنها التغلب على هاتين المشكلتين التي تبطئ تطور هذه الدروس الجماعية.

الهدف الأول من هذه الأطروحة هو دمج أداة تقييم قوية وموثوقة، والتي سيتم استخدامها في الدروس الجماعية الضخمة مفتوحة المصادر عبر الإنترنت. يجمع النهج المقترح بين تقييم الأقران والتعلم التعاوني وطريقة المعايرة. ويهدف إلى زيادة مستوى الثقة والموثوقية في عملية تقييم الأقران.

الهدف الثاني هو دراسة تأثير الأخذ بعين الاعتبار الجانب الاجتماعي على سلوك المتعلمين، وخاصة المتعلمين المعرضين لخطر التخلي عن الدراسة. يتكون النهج المقترح من تحديد المتعلمين المعزولين اجتماعياً ثم تشجيعهم على الخروج من عزلتهم باستخدام توصية أكثر المتعلمين تأثيراً والأكثر تفضيلاً من طرف أقرانهم.

لتأكيد مقترحاتنا، قمنا بتصميم وتطوير بيئة تعليمية اجتماعية مفتوحة المصادر تسمى ColMOOC-Algo. تم اختبار هذا الأخير من طرف طلبة جامعيين على مستوى جامعة 8 ماي 1945-قلمة، حيث حققنا نتائج واعدة.

أخيراً، من خلال التجارب التي أجريت على ColMOOC-Algo، تم تقديم العديد من الملاحظات والاقتراحات. ستخضع هذه التحسينات المستقبلية للنظام الحالي.

الكلمات المفتاحية: الدروس الجماعية الضخمة مفتوحة المصادر عبر الإنترنت. التقييم، دورات مفتوحة، التعلم الاجتماعي، تقييم الأقران، المعايرة، التعلم التعاوني، دروس الأقران.

Table des matières

Résumé	i
Abstract	ii
ملخص	iii
INTRODUCTION GENERALE.....	1
1. Contexte de travail.....	1
2. Problématiques et contributions.....	2
3. Plan de la thèse.....	4
PARTIE I : ETAT DE L'ART	
CHAPITRE 1 : ÉTAT DE L'ART SUR LES MOOC	
1.1 Introduction	9
1.1 Formation à distance (FAD) et Formation Ouverte à Distance (FOAD)	10
1.1.1 E-Learning.....	10
1.2 Les Massive Open Online Courses (MOOC).....	11
1.2.1 Typologie des MOOC.	14
1.2.2 La structure d'un MOOC.....	15
1.2.3 La genèse des MOOC.....	16
1.2.4 Avantages et inconvénients des MOOC.....	17
1.3 Variation des travaux de recherche autour des MOOC.....	18
1.3.1 Engagement des apprenants dans les MOOC.....	19
1.3.2 La personnalisation et l'adaptation dans les MOOC	19
1.3.3 Les modalités d'évaluation dans les MOOC	20
1.3.4 Le taux d'abandon dans les MOOC	20
1.4 Conclusion.....	22
CHAPITRE 2: LES ACTIVITES PEDAGOGIQUES DANS LES MOOC	
2.1 Introduction	24
2.2 L'Apprentissage dans les MOOC.....	25
2.2.1 La personnalisation des MOOC	25

2.2.2	La prise en compte de l'aspect social dans les MOOC	29
2.3	MOOC et Tutorat	30
2.3.1	Le tuteur	31
2.3.2	Types du tutorat.....	31
2.3.3	Les avantages du tutorat	33
2.3.4	Les modalités du tutorat	34
2.3.5	Tutorat dans les MOOC.....	34
2.4	L'évaluation des apprenants.....	36
2.4.1	Type d'évaluation	36
2.4.2	Méthodes d'évaluation	39
2.4.3	Evaluation des apprenants dans les MOOC	41
2.5	Conclusion.....	45

PARTIE II : CONCEPTION, MISE EN ŒUVRE ET RESULTATS EXPERIMENTAUX

CHAPITRE 3: UNE NOUVELLE APPROCHE POUR LE PROCESSUS D'EVALUATION PAR LES PAIRS DANS LES MOOC BASEE SUR LE CALIBRAGE COLLABORATIF

3.1	Introduction	50
3.2	Première problématique de recherche	50
3.3	Contributions	51
3.4	Evaluation par les pairs dans les MOOC basée sur le calibrage collaboratif	52
3.4.1	Système de gestion des ressources pédagogiques	56
3.4.1.1	Gestionnaire des exercices d'évaluation	56
3.4.2	Système de gestion des outils de communication	56
3.4.3	Système de modélisation de l'apprenant.....	56
3.4.4	Système de gestion du calibrage collaboratif	63
3.4.5	Système de gestion des évaluations.....	71
3.5	Conclusion.....	71

CHAPITRE 4 : UNE NOUVELLE APPROCHE POUR L'IDENTIFICATION DES APPRENANTS A RISQUE D'ABANDONNER LEURS MOOC FONDEE SUR LES INTERACTIONS SOCIALES

4.1	Introduction	74
4.2	Deuxième problématique de recherche	74
4.3	Contributions	75
4.4	Détection des apprenants à risque d'abandonner leurs MOOC.....	76

4.4.1	Identification automatique des apprenants isolés socialement	80
4.4.2	Recommandation du tuteur social	89
4.5	Conclusion.....	95

CHAPITRE 5 : MISE EN ŒUVRE ET VALIDATION DES APPROCHES PROPOSEE

5.1	Introduction	97
5.2	Description du système développé.....	97
5.2.1	Outils de développement	98
5.2.2	Acteurs humains intervenant dans le système	99
5.2.3	Présentation de quelques interfaces du système ColMOOC-Algo	100
5.3	Expérimentations, résultats et discussion	107
5.3.1	Experimentation1	107
5.3.2	Experimentation2	114
5.4	Conclusion.....	120
6	CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	123
7	REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	128

Liste des figures

Figure 1 : Structure générale de la thèse.....	06
Figure 3.1 : Description de l’approche proposée pour le processus d’évaluation par les pairs basée sur le calibrage collaboratif.....	53
Figure 3.2 : Architecture générale du système ColMOOC-Algo.....	55
Figure 3.3 : L’initialisation du profil Evalueur de l’apprenant.....	61
Figure 3.4 : Exemple illustrant le processus de regroupement des apprenants.....	65
Figure 3.5 : Modèle générique du processus du calibrage collaboratif.....	69
Figure 4.1 : Architecture générale du système ColMOOC-Algo (modifiée).....	78
Figure 5.1 : Page d’accueil du MOOC « CollMOOC-Algo »..... ;	101
Figure 5.2 : Procédure d’inscription sur CollMOOC-Algo.....	102
Figure 5.3 : Procédure d’initialisation du profil cognitif sur CollMOOC-Algo.....	103
Figure 5.4 : Procédure d’initialisation du profil Evalueur sur CollMOOC-Algo.....	104
Figure 5.5 : Interface d’apprentissage sur CollMOOC-Algo.....	105
Figure 5.6 : Espace de collaboration pendant le calibrage collaboratif.....	106
Figure 5.7 : Décision donnée au groupe « Groupe calibré ».....	107
Figure 5.8 : Appréciations des apprenants sur l’efficacité du processus d’évaluation par pairs.....	110
Figure 5.9 : Le pourcentage d’utilisation des outils de communication par les apprenants.....	117
Figure 5.10 : Réponses des apprenants à la question « Comment trouvez-vous l’idée d’évaluer les publications de vos amis et l’aide fournie par les apprenants-tuteurs».....	118
Figure 5.11 : Opinions des apprenants concernant les apprenants-tuteurs recommandés.....	118

Liste des tableaux

Tableau 2. 1 : Quelques travaux sur la recommandation dans les MOOC (Boudria et al.,2020).....	29
Tableau 2. 2: Exemples d'outils et de techniques pour l'évaluation formative (Rogers, 2006).....	38
Tableau 2. 3: Résumé de quelques travaux connexes sur l'évaluation dans les MOOC.	44
Tableau 4. 1: Les actions sociales prises en compte dans notre étude.....	83
Tableau 4. 2 : Représentations symboliques des différentes actions sociales associé au FPos	88
Tableau 5. 1: Nombre des acteurs humains participant à l'expérimentation1.....	108
Tableau 5. 2: Les paramètres de l'expérimentation1.	109
Tableau 5. 3: Progression du niveau cognitif du groupe expérimental avec le test Z-test (Boudria et al., 2018).	113
Tableau 5. 4: Progression du profil Evalueur du groupe expérimental avec le test Z-test (Boudria et al., 2018) ...	113
Tableau 5. 5: Résultats obtenus de la matrice de confusion (Boudria et al., 2020).....	120

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

1. Contexte du travail

Au cours des dix dernières années, les MOOC (Massive Open Online Courses) sont devenus la tendance moderne de l'apprentissage en ligne. Ils sont devenus des outils importants pour soutenir l'apprentissage de plusieurs milliers d'apprenants simultanément et ils ont ouvert plusieurs nouveaux domaines de recherche. Selon Siemens (2013), les MOOC sont une continuation de l'innovation faite dans l'utilisation de la technologie pour soutenir l'apprentissage à distance et en ligne afin d'offrir de nombreuses possibilités d'apprentissage à un grand nombre d'apprenants.

Les MOOC sont généralement limités dans le temps, organisés en ligne (l'ensemble du cours peut être suivi en ligne : cours, activités, travaux à domicile, examens, etc.) et ouverts à un large public, quels que soient l'origine, le niveau de l'éducation ou d'autres critères, spécifiés sur un thème précis qui peut accueillir des milliers ou des dizaines de milliers de participants. Ils comprennent un ensemble complet des ressources avec des objectifs pédagogiques, des modalités d'interaction, des exercices et des examens pouvant conduire à la certification. En outre, ils impliquent un personnel enseignant chargé de l'encadrement des apprenants et le bon déroulement du cours (Cisel, 2017).

Les MOOC offrent un ensemble de cours ou leçons. Après une période d'apprentissage et interactions avec les autres apprenants ou avec les différents outils associés au système, une étape d'évaluation est indispensable afin de tester le degré de maîtrise des connaissances de ces apprenants. Cette évaluation peut prendre plusieurs formes : QCM (Questions à choix multiples), VRAI/FAUX ou questions avec des réponses ouvertes. Si les exercices QCM ou VRAI/FAUX peuvent être facilement gérables par les systèmes (évaluation automatique), les questions ouvertes sont difficiles à gérer et nécessitent une réflexion humaine pour les comprendre. L'enseignant avec son équipe ne peuvent pas réaliser cette tâche seuls vu le nombre limité des enseignants. De ce fait, une question se pose : qui va évaluer les solutions des apprenants sachant qu'il existe des centaines voire des milliers d'apprenants dans les MOOC ? (Boudria et al., 2018).

En lisant les données sur le nombre des inscrits sur la majorité des MOOC, nous pouvons affirmer tout de suite que ces environnements ont atteint l'objectif tracé au début. Mais, malheureusement, la majorité des inscrits n'achèvent pas la formation préprogrammée.

Ce nouveau phénomène représente une épée à double tranchant. D'une part, l'accès libre et la gratuité des MOOC permettent et facilitent la diffusion de l'information pour un nombre massif d'apprenants à travers le monde. Toute personne ayant une connexion internet peut regarder les vidéos des cours, télécharger le matériel pédagogique et bénéficier d'une éducation de haute qualité des universités prestigieuses dans le monde entier telles que Harvard, MIT et Stanford. D'autre part, le nombre massif des apprenants inscrits dans ces cours et qui a dépassé dans certains MOOC plusieurs milliers d'apprenants génère de nombreux problèmes pédagogiques tels que l'interaction limitée avec les enseignants, l'augmentation du taux des abandons et la difficulté d'évaluer les productions des apprenants (Hone & El Said, 2016).

2. Problématique et Contributions

L'évaluation des apprenants dans les MOOC a attiré l'attention de nombreux chercheurs (Admiraal et al., 2015; Balfour, 2013; Staubitz et al., 2015 ; Ren et al., 2016). Ils proposent qu'il soit préférable de déléguer cette tâche aux apprenants, c'est-à-dire ce sont les apprenants eux-mêmes qui vont évaluer leurs pairs dont le nom du processus est « évaluation par les pairs » (Luaces et al., 2015). L'évaluation par les pairs représente une solution importante à cette nouvelle forme d'apprentissage, car c'est la seule situation où le nombre de correcteurs peut être égal au nombre de candidats. Mais la question qui se pose est : *est-ce que n'importe quel apprenant indépendamment de son niveau et ses compétences peut assurer cette tâche ? Et dans l'affirmative est-ce que cette évaluation sera convaincante pour les autres apprenants ?* (Boudria et al., 2018).

Plusieurs études ont montré que les notes obtenues via l'évaluation par les pairs étaient fortement corrélées à celles données par des examinateurs professionnels (Carlson & Berry, 2003 ; Luo et al., 2014). Malgré ces signes de fiabilité, des critiques ont été évoquées à l'égard de cette technique d'évaluation telle que : (i) le manque de compétences d'expertise des évaluateurs (ii) les apprenants

expriment peu de confiance aux notes attribuées par les évaluateurs qui sont leurs pairs. Alors, deux questions importantes se posent (Boudria et al., 2018) :

- *Comment améliorer l'évaluation par les pairs dans les MOOC ?*
- *Comment convaincre les participants de la pertinence de ce mode d'évaluation ?*

Un autre problème rencontré dans les MOOC est le taux d'abandon très élevé des participants. Malgré les avantages qu'ils offrent aux apprenants, les MOOC ont enregistré un taux d'abandon très élevé qui atteint un chiffre alarmant et inquiétant (autour de 90%)(Cisel, 20117). Ceci représente un réel obstacle qui freine le développement et la généralisation de ce mode. En d'autres termes, les apprenants rejoignent un MOOC avec une certaine motivation qui persiste pendant une partie ou la totalité du cours. Mais divers facteurs peuvent influencer cette motivation et peuvent amener l'apprenant à se désengager partiellement ou même complètement. Une façon de résoudre ce problème est d'identifier les facteurs potentiels qui contribuent à l'abandon du MOOC.

Une analyse minutieuse de la littérature scientifique traitant la problématique d'abandon chez les inscrits aux MOOC nous mène à regrouper trois raisons principales de ce phénomène : (i) l'isolement social des participants dû au manque d'interactions apprenant-enseignant et apprenant-apprenant (Karsenti, 2016), (ii) la baisse de la motivation ou même la démotivation totale des apprenants(Carolan & Magnin, 2013), (iii) le manque d'un suivi adéquat par les responsables des MOOC à cause du nombre élevé des participants (Zhang, 2016) s. De ce fait, le nombre massif des participants, qui était un avantage, devient un problème sérieux qu'il faut le résoudre.

En outre, les apprenants peuvent rencontrer des problèmes techniques sur la façon d'utiliser les outils disponibles et proposés par les concepteurs des MOOC, des problèmes pédagogiques sur les concepts présentés par les enseignants, des problèmes de démotivation, etc. De plus, les enseignants responsables de MOOC ne peuvent pas répondre à toutes ces questions. A ce niveau, les questions se posent « *comment suivre ces apprenants ? Comment les aider à sortir de leur isolement ? , Comment prévenir leurs abandon ?* (Boudria et al., 2020).

Dans cette thèse, nous essayons de transformer la massivité souvent reconnue comme un frein, un obstacle qui génère plusieurs problèmes tels que la difficulté d'évaluation, la difficulté de tutorat, le manque d'interaction avec les tuteurs et l'isolement des apprenants, en une ressource inévitable

et indispensable qui permet d'améliorer et d'enrichir le contenu des ressources pédagogiques offertes par ces MOOC et aussi de motiver les apprenants à travers l'apprentissage social. De plus, le nombre massif des apprenants inscrits dans les MOOC et leurs hétérogénéités augmentent le nombre des interactions et des échanges entre ces participants, ce qui influe positivement sur leurs apprentissages (apprentissage social) ainsi que sur leurs motivations.

C'est dans ce travail qu'on essaye de répondre à toutes les questions proposées dans cette section.

3. Plan de la thèse

Cette thèse est organisée en deux parties (Figure1). La première partie est consacrée à l'état de l'art, elle est constituée de deux chapitres. Dans le **chapitre 1**, nous présentons des généralités sur les Cours en Ligne Ouverts et Massifs (CLOM). Nous commençons par la définition des termes FAD¹, FOAD² et le e-Learning, par la suite nous décrivons les différents concepts liés au terme MOOC, comme la signification de l'acronyme MOOC, la typologie, la structure et la genèse des MOOC. Ensuite nous citons quelques avantages et inconvénients des MOOCs. Finalement, nous présentons quelques axes de recherche sur les MOOC.

Le **chapitre 2** présente un état de l'art sur les activités pédagogiques dans les MOOC, telles que l'apprentissage, l'évaluation, le tutorat et la socialisation. Ensuite nous présentons des synthèses pour les différents travaux proposés dans chaque activité pédagogique.

La deuxième partie de cette thèse est réservée à la présentation des contributions, des expérimentations et des résultats obtenus. Elle est divisée en trois chapitres. Dans le **chapitre 3**, nous proposons une nouvelle approche pour le processus d'évaluation par les pairs dans les MOOC basée sur le calibrage collaboratif, une approche qui répond à notre première problématique de recherche « l'évaluation des apprenants dans les MOOC ». Ce chapitre décrit la description générale de l'approche ainsi que la présentation des fonctionnalités du système proposé et implémenté. Un modèle formel a été construit qui permet de calculer la similarité entre des apprenants évaluateurs et le staff des enseignants (staff des correcteurs) afin de construire les

¹ FAD : Formation à distance.

² FOAD : Formation ouverte à distance.

communautés d'évaluation. Nous présentons également dans ce chapitre un exemple illustratif de la méthode proposée pour le regroupement des apprenants évaluateurs ainsi que le modèle générique du processus du calibrage collaboratif.

Le **chapitre 4** dévoile une nouvelle approche pour l'identification des apprenants à risque d'abandonner leurs MOOC fondée sur les interactions sociales. Une approche qui répond à notre deuxième problématique de recherche « le taux élevé des abandons ». Dans ce chapitre, nous présentons la description générale de l'approche proposée ainsi qu'un modèle formel qui permet de calculer les différents facteurs utilisés pour identifier les apprenants à risque appelé « les apprenants isolés socialement ». Nous avons, aussi, proposé un système de recommandation de tuteurs sociaux en se basant sur les deux facteurs, le facteur de préférence et le facteur d'influence sociale.

La mise en œuvre et la validation des approches proposées sont présentées dans le **chapitre 5**. Ces approches ont été implémentées dans un système d'apprentissage appelé ColMOOC-Algo. Ce chapitre est divisé en deux parties. Dans la première partie, nous décrivons globalement les différents composants de notre système ainsi que les outils choisis pour le développer et l'opérationnaliser. Ensuite, dans la deuxième partie, nous discutons les résultats obtenus à travers les expérimentations qui ont été menées pour valider nos propositions.

Enfin, nous clôturons ce manuscrit par une conclusion générale qui résume nos contributions, suivie des perspectives de notre travail.

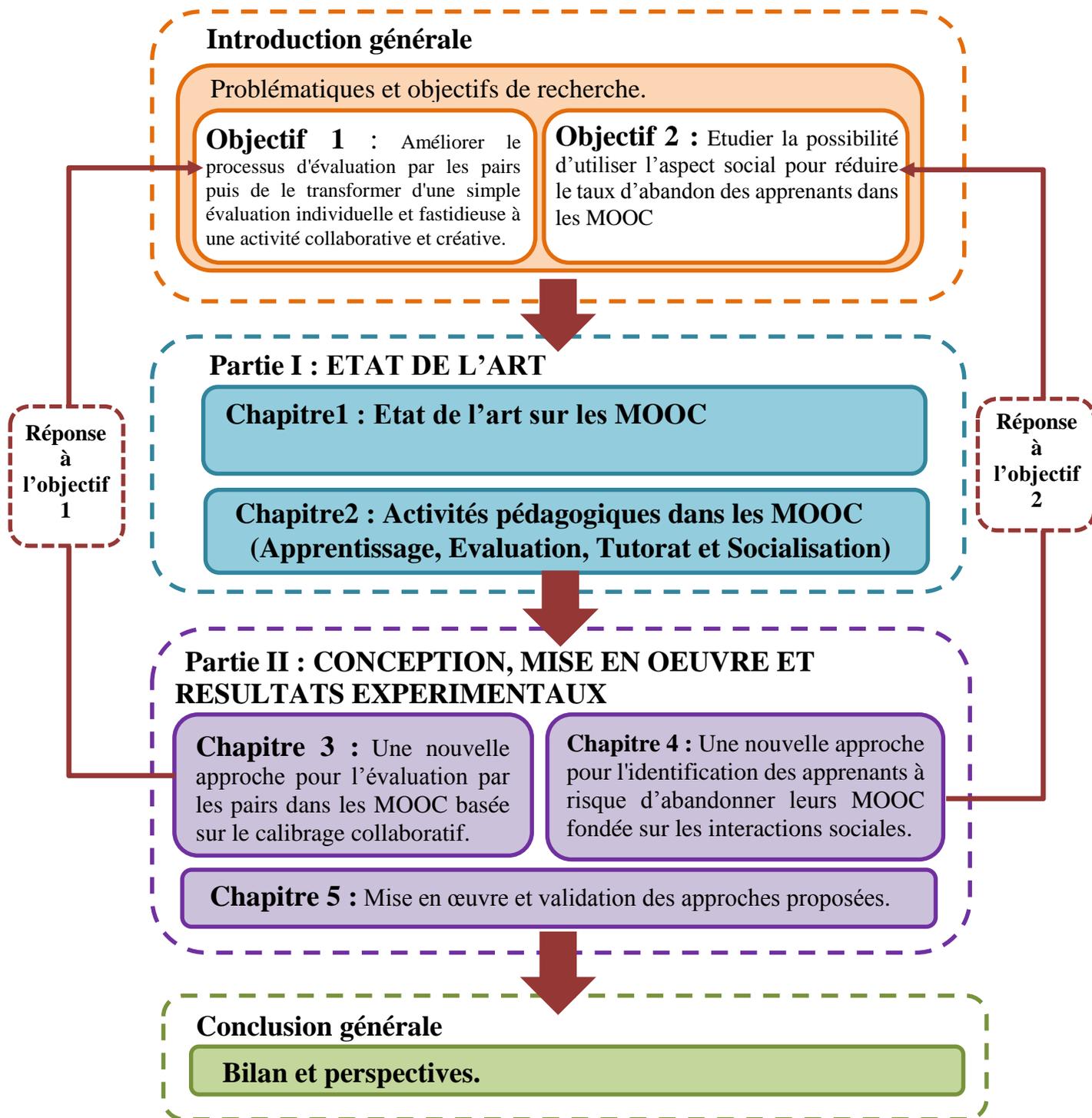


Figure 1: Structure générale de la thèse.

PARTIE I
ETAT DE L'ART

CHAPITRE 1

ÉTAT DE L'ART SUR LES MOOC

Chapitre 1

État de l'art sur les MOOC

1.1 Introduction

Les MOOC (ou Massive Open Online Courses) représentent le nouveau mouvement émergent dans les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH), dont la mission principale est de motiver et de suivre les apprentissages d'un grand nombre d'apprenants en ligne. Dès le début de leur apparition, le but visé était de produire des environnements éducatifs pouvant contribuer à la formation de différents publics, que ce soit des étudiants ou des personnes voulant se former tout au long de la vie.

Bien que le premier MOOC soit apparu en 2008, la révolution des MOOC n'a connu un réel essor qu'à partir de 2012, année qualifiée par le New York Times comme « l'année des MOOC » grâce à l'apparition d'un grand nombre de MOOC traditionnels (les xMOOC).

Le but principal de ce chapitre est de présenter une revue de la littérature sur les MOOC et revenir sur les problématiques nouvelles soulevées. Nous noterons la difficulté d'effectuer une synthèse exhaustive de l'état d'art de ce domaine en raison des multitudes champs disciplinaires liés à ce domaine de recherche.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'apprentissage humain ouvert et à distance. Il se divise en trois sections. La première section porte sur la Formation A Distance(FAD). Elle présente sa définition, ses caractéristiques et son évolution jusqu'à l'apparition des MOOC. La deuxième section aborde les différents concepts liés au terme MOOC, comme la signification de l'acronyme MOOC, la typologie, la structure, la genèse et quelques avantages et inconvénients des MOOC. La troisième section présente la variation des travaux de recherches autour des MOOC.

1.1 Formation à distance (FAD) et Formation Ouverte à Distance (FOAD)

Il existe plusieurs définitions données au terme de la FAD. Selon Blandin (2004), la formation à distance représente une continuité du concept de « l'enseignement à distance », née dans la première moitié du 20^{ème} siècle et y rejoint celle « d'apprentissage à distance » regroupant ainsi deux processus au fondement des actions pédagogiques (Laporte, 2016).

Selon (Glikman, 2018), « *l'appellation formation à distance s'applique à tout type de formation organisée, quelle qu'en soit la finalité, dans laquelle l'essentiel des activités de transmission des connaissances ou d'apprentissage se situe hors de la relation directe, face à face ou en présentiel, entre enseignant et enseigné* ». Le modèle de transmission des connaissances de la FAD est passé par trois étapes différentes. Au début, il s'est fondé sur l'édition et la diffusion de documents imprimés, puis il a intégré les technologies mass média avec la télévision, la radio et le téléphone et enfin avec l'informatique. Avec ce changement dans son mode de transmission, la FAD est passée du traitement analogique des informations à la création de services numériques interactifs autorisant l'individualisation des contenus (Drissi et al., 2006).

Le Collectif de Chasseneuil (2000) dans une conférence de consensus, a proposé une définition de la formation à distance, en l'élargissant à la formation ouverte et à distance (FOAD) : « *Une Formation Ouverte et A Distance est un dispositif organisé, finalisé, reconnu comme tel par les acteurs qui prend en compte la singularité des personnes dans leurs dimensions individuelle et collective et repose sur des situations d'apprentissage complémentaires et plurielles en termes de temps, de lieux, de médiations pédagogiques humaines et technologiques, et de ressources*».

1.1.1 E-Learning

L'intégration des technologies de l'Information et la Communication appliquées à l'Education (TICE) et les réseaux informatiques a conduit à la naissance d'un nouveau terme « e-formation » terme qui a bouleversé le monde de l'enseignement à distance et qui n'a cessé de progresser jusqu'à l'heure actuelle.

Le e-learning est défini par le forum Français pour la Formation à Distance (FFFOD) comme : « *Tout dispositif de formation qui utilise un réseau local, étendu ou Internet pour diffuser, interagir ou communiquer. Ce qui inclut l'enseignement à distance, en environnement distribué (autre que l'enseignement par correspondance classique), l'accès à des ressources par téléchargement ou en consultation sur le net. Il peut faire intervenir du synchrone ou asynchrone, des systèmes tutorés, des systèmes à base d'autoformation, ou une combinaison des éléments évoqués* » (Glickman, 2002).

Dans le même contexte Ally (2002) a défini le e-learning comme : "*L'utilisation de l'internet pour accéder au matériel d'apprentissage, pour interagir avec le contenu, avec l'instructeur et avec les autres apprenants et pour obtenir du soutien au cours du processus d'apprentissage, pour acquérir des connaissances, pour construire une signification personnelle et pour tirer bénéfice de l'expérience d'apprentissage*".

1.2 Les Massive Open Online Courses (MOOC)

Les MOOC ne sont pas un phénomène indépendant, isolé des autres développements dans le domaine de l'enseignement ouvert et à distance ou de la technologie éducative. Au contraire, les MOOC sont fortement liés à d'autres développements dans le domaine, ayant le potentiel de soutenir l'apprentissage tout au long de la vie, d'éliminer les barrières dans le processus d'apprentissage, d'assurer l'égalité des chances dans l'éducation et surtout, d'assurer la libéralisation des connaissances (Zawacki-Richter et al., 2018). Les MOOC constituent un héritage historique et cohérent de la Formation Ouverte et à Distance (Bakki, 2018).

La définition du terme MOOC est un sujet épineux, puisque le terme MOOC est un terme polysémique (qui a plusieurs sens) qui désigne à la fois les cours eux-mêmes et l'outil informatique ou les plates-formes, c'est-à-dire les sites qui accueillent les cours (Cisel & Bruillard,2013).

Selon Karsenti et al (2015) les MOOC "*sont des cours en ligne gratuits, ouverts à tous, ayant été popularisés par les grandes universités américaines telles que Stanford, Harvard ou le MIT dès 2011*".

L'AUF (Agence Universitaire de la Francophonie)³, a défini les MOOC comme étant « *un dispositif de formation qui favorise chez l'apprenant l'accès à la connaissance universitaire, à la culture et à la science. Il permet de valoriser les enseignants innovants qui mettent leurs connaissances, leurs compétences et leurs savoirs faire au service de l'accès à l'enseignement supérieur. Un MOOC aide à s'initier ou à se perfectionner dans une matière, c'est un outil de formation continue qui donne envie de poursuivre une formation universitaire* ».

De leur côté Cisel & Bruillard (2013) ont donné cette définition au terme MOOC : « *Les MOOC sont des cours en général limités dans le temps, organisés en ligne, et ouverts à tous, portant sur un thème spécifique, qui peuvent accueillir des milliers voire des dizaines de milliers de participants. Ils incluent un ensemble cohérent de ressources pédagogiques, de modalités d'interactions, d'exercices et d'examens conduisant éventuellement à une certification. Ils impliquent une équipe pédagogique, chargée de l'encadrement des étudiants et du bon déroulement des cours* ».

Plusieurs significations ont été attribuées au terme MOOC à cause de la confusion causée par la traduction des mots constituant l'acronyme MOOC, néanmoins il est essentiel de comprendre et de respecter ses caractéristiques et ses composantes suivantes :

- ❖ Le **M** de « **Massive** », signifie que le cours permet d'intégrer un nombre massif, en principe non limité de participants en comparaison à d'autres dispositifs d'apprentissage(Cisel & Bruillard, 2013). George Siemens (2013) a défini le mot « **Massive** » comme : « Tout ce qui est assez grand pour que vous puissiez obtenir des sous-groupes d'intérêts auto-organisés. Trois cents étudiants et plus pourraient constituer un repère ».
- ❖ Le **O** du terme « **Open** » présente une certaine ambiguïté liés aux problèmes de la traduction et à la perspective adoptée. C'est à dire la signification attribuée à *Open*

³ : <https://foad-mooc.auf.org/Qu-est-ce-qu-un-MOOC.html#:~:text=Le%20CLOM%20%2F%20MOOC%20est%20une,propos%C3%A9%20en%20ligne%2C%20sur%20l'internet.&text=Les%20MOOC%20sont%20compl%C3%A9mentaires%20des,depuis%20plus%20de%2010%20ans.>
Dernier accès : le 12 /11/2020.

educational Ressource dans le cadre de l'*Open Educations* se diffère de l'Open trouvée dans *Open and Distance Education*. Dans la première (*Open educational* Ressource), Open signifie que la ressource éducative est libre c'est à dire accessible à tous et en licence libre. Par contre, le deuxième signifie que le cours est ouvert à tous les internautes, sans distinction d'origine, de niveau d'études, ou d'un autre critère (Cisel, 2017). Selon (Mohamed et al., 2014), cette composante des MOOC désigne une ouverture qui consiste à promouvoir une expérience d'apprentissage à un nombre conséquent d'individus dans le monde indépendamment du lieu géographique, l'âge, le niveau d'éducation et sans aucun prérequis.

- ❖ Le deuxième **O** de « **Online** », signifie que l'ensemble du cours peut être suivi en ligne : cours, activités, devoirs, examens, les corrections ainsi que les interactions entre individus ou avec l'enseignant s'effectuent en ligne et sont supportés par le réseau internet. Même si des modules en présentiel ou des supports physiques (ex : livres) peuvent être proposés en parallèle du cours, ils ne sont pas indispensables à son suivi. Les apprenants peuvent accéder à leurs cours à n'importe quelle heure et de n'importe quel lieu (Mohamed et al., 2014). Elle implique cependant que chaque individu puisse accéder à internet.

De nos jours, certains MOOC offrent la possibilité d'interagir hors ligne grâce à des réseaux sociaux par exemple, ou en situation de face à face selon le lieu de géolocalisation des participants. On constate que même si initialement les MOOC se distancient de la FAD en ne se déroulant strictement qu'en ligne, ils tendent aujourd'hui à se rapprocher d'environnements d'apprentissages plus hybrides comme c'est le cas depuis longtemps dans la FAD avec la FOAD (Li et al., 2014).

- ❖ Le **C** de « **Course** », signifie qu'il s'agit d'un cours avec des objectifs pédagogiques et un ou plusieurs parcours pédagogiques pour les participants et non simplement de ressources diffusées en ligne.

Dans la présente thèse, nous optons pour la définitions de Cisel & Bruillard (2013) pour les MOOC sauf que notre MOOC réalisé au cours de nos expérimentations ne conduit pas à une certification ou une attestation.

1.2.1 Typologie des MOOC.

Selon l'approche pédagogique adoptée dans la conception du MOOC, on a vu apparaître dans la littérature scientifique une catégorisation totalement différente des MOOC : le cMOOC de type « connectiviste » et le xMOOC de type « instructiviste ».

1.2.1.1 cMOOC

Les cMOOC correspondent au modèle de cours fortement associés aux approches pédagogiques lancées par Georges Siemens au départ des MOOC (Karsenti, 2013). cMOOC repose sur la construction du savoir par les apprenants en s'appuyant sur les interactions sociales et le travail collaboratif entre les participants. Il implique de la part de l'apprenant un engagement conséquent tant dans l'élaboration d'objectifs d'apprentissage que de la production de contenus de cours (Laporte, 2016). Chaque apprenant est responsable de fixer ses propres objectifs d'apprentissage, de produire et de partager des connaissances et de construire le contenu du cours. Le rôle de l'équipe pédagogique consiste à faciliter les interactions, à identifier les ressources pédagogiques existantes plutôt qu'à les concevoir. L'élément fort de cette approche pédagogique consiste à faire interagir les apprenants avec leurs pairs en ligne dans le but de co-construire leur savoir et d'intégrer les contenus (Laporte, 2016). Le tutorat dans ce cas consiste à modérer les actions lorsqu'il est sollicité.

1.2.1.2 xMOOC

Les xMOOC correspondent à des cours adoptant des approches pédagogiques instructivistes dont la transmission du savoir repose sur le modèle d'enseignement traditionnel déjà existant. Ce type de MOOC est hautement structuré et axé sur le contenu, conçu pour un grand nombre de participants travaillant le plus souvent en solitaires et qui sont guidés par des exposés vidéos préenregistrés (Bejaoui, 2017). L'enseignant joue généralement un rôle central, car c'est à lui de fixer les objectifs pédagogiques et d'élaborer les contenus des cours. Les apprenants n'ont pas à prendre entièrement la responsabilité de leur propre formation, et en ce sens, on ne peut pas les considérer comme des autodidactes (Cisel, 2017). Les xMOOC s'appuient sur des vidéos de courtes durées dans lesquelles l'enseignant s'adresse aux apprenants, des activités individuelles.

Des évaluations automatisées pour s'auto évaluer et quelquefois des lectures sont suggérées (Cisel & Bruillard, 2013). Le tutorat est en général minime et consiste à donner des instructions et quelques feedbacks selon l'organisation de chaque enseignant (Laporte, 2016).

1.2.2 La structure d'un MOOC

Selon l'**Unow**⁴ (société d'accompagnement à la conception de cours massifs ouverts en ligne), la structure d'un cours ouvert et massif se compose d'un ensemble de ressources et d'activités, lorsqu'ils sont unis ensembles, ils forment un ou plusieurs parcours d'apprentissage.

1.2.2.1 Les ressources

Une ressource est un élément statique du cours. On en distingue trois types⁵ :

a. Les ressources d'apprentissage ou Supports de cours :

Elles permettent de communiquer les savoirs et les connaissances. Elles représentent la matière première du cours. Ces ressources sont préparées avant le MOOC. Elles peuvent être conçues précisément pour le MOOC ou préexistantes au format OCW (OpenCourseWare).

Exemples : vidéos : présentation animée en amphithéâtre, cours filmé en studio, textes écrits... etc.

b. Les ressources d'accompagnement :

Elles permettent d'orienter, de guider l'apprenant et de s'assurer du bon déroulement du cours. Ces ressources sont toujours conçues précisément pour un MOOC. Elles forment le lien des ressources d'apprentissage. Parmi ces ressources, il y a celles qui assurent le déroulement global du cours comme syllabus, FAQ, annonces, vidéos expliquant le fonctionnement du cours et celles qui assurent le bon déroulement des activités spécifiques telles que les vidéos-tutoriels, etc.

⁴ <https://www.unow.fr/> dernier accès le 01/10/2020

⁵ https://obsun.univ-reunion.fr/fileadmin/Fichiers/OBSUN/VEILLE/Liens/livre_blanc_MOOC_Design_UNOW.pdf.
Dernier accès le 01/10/2020

c. Les ressources d'animation :

Conçues pendant le MOOC, elles permettent de rendre l'expérience plus vivante. Elles ont pour but de suivre, de superviser et d'accompagner les participants afin qu'ils possèdent le sentiment d'être suivis par une équipe pédagogique et d'appartenir à une communauté d'apprenants. Exemples : live-tweets, newsletters, etc.

1.2.2.2 Les activités

Une activité est un élément interactif du cours. On en distingue deux types :

- **Les activités individuelles :** elles peuvent être réalisées par un participant seul.
- **Les activités collectives :** elles nécessitent la participation de plusieurs apprenants.

1.2.3 La genèse des MOOC

Le sigle MOOC a été proposé à la première fois par Dave Cormier de l'Université de l'Île-du-Prince-Édouard et à Bryan Alexander du National Institute for Technology in Liberal Education, en 2008 pour qualifier un cours nommé Connectivism and Connective Knowledge ou CCK08, organisé par George Siemens, professeur à l'Université d'Athabasca, et Stephen Downes, du Conseil national de recherches du Canada. Ce cours a rassemblé 25 étudiants de l'Université de Manitoba et 2300 participants y ont pris part en ligne, gratuitement. Son contenu était accessible par l'entremise de fils RSS et les étudiants étaient libres de collaborer et d'enrichir le cours à l'aide d'une palette d'outils comme des blogs et des forums de discussion sur Moodle et Second Life (Cisel & Bruillard, 2012 ; Karsenti, 2013).

Au début, le terme désignait à l'origine des cours en ligne dérivé de la théorie de cognitivisme, parfois nommé cMOOC. Ces cours sont basés sur l'apprentissage informel et décentralisé, le rôle principal de l'instructeur y était de facilitateur des interactions entre les participants plutôt qu'enseignant proprement dit (Bacheletet & Cisel, 2013).

A partir de 2011, le concept s'applique à des cours plus académiques. Le mouvement commence à Stanford en novembre 2011 où le véritable essor des MOOC commence à partir d'un cours d'intelligence artificielle présenté par le professeur de robotique d'origine allemande Sebastien

Thrun.(Rosselle, 2013). Bien que le cours a attiré 160.000 étudiants, seulement 10.000 inscrits vont jusqu'au bout. Suite à ce succès, Sebastian Thrun a abandonné son poste de professeur à Stanford et a fondé Udacity en février 2012, avec le lancement des deux cours : le *CS 101: Building a Search Engine* (un cours de programmation) et le *CS 373: Programming a Robotic Car* (un cours d'intelligence artificielle). Ensuite, l'année 2012 a connu une augmentation significative du nombre de cours dispensés sur la plateforme. Ces cours sont caractérisés par des courtes vidéos et ponctuées de tests automatisés simples. Les réponses sont analysées automatiquement et des modalités d'interaction différentes évidemment selon les sujets. Très rapidement, le phénomène s'étend à d'autres universités, pour finalement toucher en moins d'un an des dizaines d'universités à travers le monde dans les différents domaines académiques tels que la physique nucléaire, la sociologie, la biologie, les mathématiques (Rosselle, 2013).

1.2.4 Avantages et inconvénients des MOOC

1.2.4.1 Avantages des MOOC

Les MOOC offrent plusieurs avantages. Nous citons dans ce qui suit quelques-uns les plus pertinents (Yao, 2014 ; Karsenti, 2015) :

❖ La Massivité :

- Permet d'accueillir de nombreuses personnes dans le monde.
- Offrir des cours ouverts et massifs dans les plus grandes meilleures universités du monde.

❖ La Gratuité

- La participation à des MOOC est gratuite ou à faible coût dans la plus part des MOOC proposés.

❖ L'Ouverture

- Non limité aux étudiants universitaires et aux professionnels, mais même aux étudiants plus jeunes et aux aînés.
- Élimine le besoin de prérequis pour les apprenants.

- Permettre aux participants de suivre des MOOC tant qu'il existe une connectivité (Web ou Wi-Fi).
- Prise en charge de plusieurs langues.
- Utiliser des forums d'utilisateurs interactifs pour créer une plate-forme de communication pour les apprenants et les professeurs.

1.2.4.2 Inconvénients des MOOC

Les MOOC comme tout système d'apprentissage en ligne souffrent aussi de quelques inconvénients (Yao, 2014 ; Karsenti, 2015) tel que :

- Le manque d'interactions entre les apprenants et les enseignants à cause du nombre massif des apprenants inscrits et le nombre limité des enseignants.
- Le manque de certification par la pluparts des MOOC proposés aux apprenants.
- La difficulté de vérifier l'identité de la personne recevant la certification.
- La non reconnaissance des certificats et des formations MOOC dans le milieu de travail.
- Le problème de la tricherie.
- La difficulté des évaluations.
- Le taux élevé des abandons.

1.3 Variation des travaux de recherche autour des MOOC

Dès leurs apparitions, les MOOC ont suscité l'intérêt mondial et ne cessent de progresser à une cadence rapide (Hajri, 2018). Suite à une accessibilité et une ouverture croissantes à l'enseignement supérieur, les MOOC apportent une perspective créative à l'enseignement en ligne. Ils ont l'intention de développer l'enseignement supérieur en soutenant l'achèvement flexible, abordable et rapide des cours des universités et des institutions gratuitement ou à faible coût pour les participants (Yuan & Powell, 2013). Cependant, les MOOC, non seulement pour les étudiants mais, aussi pour les universités, est une arme à double tranchant. D'un côté, les MOOC envisagent de nombreux avantages potentiels sus cités. De l'autre côté, la massivité, l'ouverture et le type des

ressources utilisées au sein des MOOC entraînent de nouvelles problématiques (Bakki, 2018) et qui sont devenus des défis à surmonter par les défenseurs des MOOC. Dans cette section, on donnera un aperçu sur quelques axes des recherches concernant le développement des MOOC.

1.3.1 Engagement des apprenants dans les MOOC

L'engagement des apprenants est considéré comme l'un des "principaux éléments d'un enseignement en ligne efficace " (De Freitas et al., 2015). Il désigne la volonté et la mesure dans laquelle les apprenants sont actifs dans leurs cours, à travers leurs interactions avec le contenu et les interactions avec leurs pairs. L'engagement des apprenants peut être considéré comme une mesure de "l'investissement de temps, d'efforts et d'autres ressources pertinentes par les apprenants afin d'améliorer leurs performances et leurs résultats d'apprentissage (Walji et al.2016). Plusieurs recherches ont été réalisées autour de l'engagement et la motivation des apprenants dans les MOOC, nous citons par exemple les travaux de (Kizilcec *et al.*, 2013 ; Walji et al.,2016 ; Littlejohn et al.,2016 ; Tseng et al., 2016).

1.3.2 La personnalisation et l'adaptation dans les MOOC

Les MOOC sont conçus pour accueillir un nombre massif de participants caractérisés par une forte hétérogénéité : de profils, des styles d'apprentissage et des connaissances préalables, etc. Présenter un cours unique avec un seul parcours pour tous les apprenants peut influencer la motivation des apprenants et les conduire à abandonner la formation. Plusieurs chercheurs trouvent que la personnalisation de l'apprentissage dans les MOOC est une solution importante pour régler ce problème. Dans cet axe, les recherches proposent de se focaliser sur l'adaptation des formations selon le style d'apprentissage, les préférences ainsi que les profils des apprenants. D'autres recherches proposent des recommandations de ressources (internes ou externes) ou des apprenant tuteurs (Paquette et al., 2015 ; Sunar et al.,2015 ; Clerc et al., 2015 ; Hajri, 2018 ; Qaffas et al.,2020)

1.3.3 Les modalités d'évaluation dans les MOOC

L'évaluation est un processus très complexe qui implique d'identifier les effets et de juger de l'efficacité de certains apprentissages. Il clarifie la réalisation des buts et des objectifs d'un apprentissage et peut également concerner la manière dont les enseignants, les apprenants et le matériel interagissent en ligne, et comment les enseignants et les apprenants perçoivent les objectifs du programme et les expériences d'apprentissage en ligne (Boudria et al., 2018).

Dans le cas des MOOC, les méthodes d'évaluation doivent être compatibles et adaptées avec l'hétérogénéité et la massivité des participants. La recherche sur les évaluations dans les MOOC dévoile plusieurs problématiques liées à la triche ou à la crédibilité et constitue un défi permanent pour les développeurs de MOOC. Plusieurs chercheurs s'intéressent à la question des évaluations dans les MOOC (Admiraal et al., 2015 ; Cisel, 2018 ; Alcarria et al.,2018 ; Boudria et al.,2018), une étude plus détaillée sur les modalités et la recherche sur l'évaluation dans les MOOC est présentée dans le chapitre 2.

1.3.4 Le taux d'abandon dans les MOOC

Le taux élevé des abandons est l'un des problèmes majeurs des MOOC, il est au centre d'intérêts des recherches actuelles sur les MOOC à travers l'analyse du comportement des apprenants pour améliorer ce taux de rétention (Hone & El Said, 2016; Bakki, 2018). Plusieurs facteurs expliquent ce problème, parmi eux on trouve l'isolement et la démotivation des apprenants. Par exemple, certain apprenants sont inscrits au MOOC juste pour une simple curiosité qui peut disparaître devant le premier problème rencontré (tel que le manque de temps, le manque d'une notion supposée d'être près requis, ou même le manque d'interaction avec les enseignants) et qui peut influencer sa motivation et l'amener à se désengager.

Les interventions éducatives ciblant les facteurs de risque peuvent contribuer à réduire les taux d'abandon. Toutefois, la conception de l'intervention exige la capacité de prévoir le décrochage le plus tôt possible afin d'intervenir au bon moment (Boudria et al., 2020). La prédiction du décrochage est une tâche importante dans la conception d'une intervention pour les MOOC (Halawa et al, 2014). Plusieurs chercheurs ont étudié la prédiction du décrochage. Certains

chercheurs se sont concentrés sur la prédiction des performances des apprenants (Kotsiantis et al., 2004), d'autres s'intéressent à la prédiction de l'engagement des apprenants (Wang, 2016)...etc. Ce grave problème nécessite de nouvelles stratégies pour identifier rapidement les caractéristiques des apprenants à risque et concevoir des moyens de soutenir leurs apprentissages. L'identification de ces caractéristiques peut aider à maintenir l'engagement et la motivation des apprenants lors de leur participation aux MOOC. De plus, cela permet aux fournisseurs des MOOC d'adapter leurs cours en conséquence.

Afin de réduire le taux d'abandon dans les MOOC, les chercheurs ont proposé plusieurs appellations et différentes approches pour identifier les décrocheurs. Dans (Halawa et al, 2014), les auteurs proposent un modèle de prédiction qui détermine le moment où un apprenant cessera de suivre le cours en fonction de ses actions antérieures. Le système analyse les caractéristiques de l'activité de l'apprenant à la recherche de signes de manque de capacité ou d'intérêt pour prédire quel apprenant présente un risque élevé d'abandon. De leur côté, Yang et son collègue (2014) analysent la relation entre les étudiants et leurs pairs dans le forum MOOC. Ils affirment que la relation entre les pairs dans le forum MOOC influence le décrochage scolaire. Les auteurs s'appuient sur une technique d'analyse statistique appelée analyse de survie pour quantifier la mesure dans laquelle les relations informelles entre les étudiants influencent leurs décrochages. Grâce à la modélisation de l'analyse de survie, ils trouvent des preuves solides que la perte de relations est un facteur important qui contribue à l'abandon. Par conséquent, ils soutiennent que l'attention portée à la promotion d'un environnement social positif et favorable pourrait être une orientation importante pour le futur développement du MOOC. Dans le même contexte, Chaplot et son collègue (2015) ont proposé un nouvel algorithme basé sur un réseau de neurones artificiels pour prédire l'attrition des étudiants dans les MOOC en utilisant l'analyse des sentiments et montrer l'importance des sentiments des apprenants dans cette tâche. Les auteurs de (Bouzayane et Saad, 2016) appellent "apprenant à risque", celui qui a tendance à quitter le cours la semaine suivante du MOOC. Un "Apprenant actif", celui qui est toujours actif et n'a donc pas l'intention de le quitter. Ils proposent une méthodologie qui se concentre sur une analyse décisionnelle multicritères et en particulier sur l'approche de l'ensemble des données brutes basée sur la dominance (Dominance-based Rough Set Approach) pour caractériser un profil (l'apprenant chef). Ces apprenants ont pour

rôle de soutenir les autres apprenants pendant leurs participations au MOOC afin de prévenir leurs abandons.

Ren et ses collègues (2016) ont étudié différents facteurs tels que le nombre de sessions, la durée moyenne des sessions, le nombre de connexions, le nombre de quiz, le nombre de vidéos, les pauses, le temps total de visualisation et les problèmes de devoirs (temps, sessions). Ces caractéristiques sont utilisées pour prédire les futures performances des élèves à l'aide de modèles de régression multiple. Lu et ses collègues (2017) ont appliqué différentes techniques d'exploration de données afin de prédire le taux de réussite des étudiants aux examens. Ils ont sélectionné diverses fonctionnalités généreusement fournies par la plateforme MOOC de l'Université de Chine. Ce travail a proposé d'améliorer les performances d'apprentissage et de fournir des références pour l'efficacité de l'enseignement. Les résultats ne sont pas encourageants car les caractéristiques sélectionnées ne sont pas suffisantes pour différencier les apprenants.

1.4 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous nous sommes intéressés à l'étude du concept du MOOC. Nous avons présenté une définition du sigle MOOC et exposé l'interprétation donnée par les chercheurs à chacun des termes composant cet acronyme. Nous avons par la suite présenté la typologie de MOOC existante en partant de la distinction principale xMOOC /cMOOC. Puis, nous avons présenté la structure ainsi que la genèse des MOOC. Ensuite, nous avons cité quelques avantages et inconvénients des MOOC. Finalement, nous avons exposé les principaux axes de recherche autour des MOOC.

Le but principal des MOOC est d'offrir des cours gratuits à un grand nombre d'apprenants qui estiment trouver un ensemble d'outils favorisant leurs apprentissages. Ces outils doivent faciliter les activités pédagogiques à assurer dans ces MOOC comme l'apprentissage, l'évaluation, le tutorat, etc. Les principes de ces activités pédagogiques et leurs intégrations dans les MOOC seront discutés plus en détail dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 2

LES ACTIVITES PEDAGOGIQUES DANS LES MOOC

Chapitre 2

Les activités pédagogiques dans les MOOC

2.1 Introduction

Durant ces dernières années, l'utilisation des plates formes dédiées à l'apprentissage à distance a connu une augmentation considérable, notamment durant la période de Covid-19.

En effet, les responsables des secteurs éducatifs dans presque tous les pays du monde ont opté pour l'utilisation du e-learning comme une solution alternative afin de continuer le processus éducatif. Cette utilisation ne se limite pas à mettre en ligne un ensemble de fichiers ou documents constituant les connaissances à transmettre, mais il faut proposer des activités pédagogiques permettant de bénéficier le plus du e-learning. Ces activités pédagogiques sont adoptées dans presque tous les environnements informatiques dédiés à l'apprentissage.

Les MOOC font partie de ces environnements. C'est dans ce chapitre que nous présentons les détails sur l'utilisation de quelques activités pédagogiques dans les MOOC.

Dans ce chapitre, nous présentons d'abord un état de l'art sur les activités pédagogiques à savoir l'apprentissage, le tutorat et l'évaluation. Nous commençons par les définitions, les types et les méthodes de chaque activité. Par la suite, nous nous intéressons aux MOOC comme un cas particulier des environnements informatiques dédié à l'apprentissage à distance, en étudiant certaines approches proposées dans la littérature pour pallier les problèmes rencontrés lors de l'application de ces activités dans les MOOC.

2.2 L'Apprentissage dans les MOOC

L'apprentissage est le processus d'acquisition de connaissances, de compétences, d'attitudes ou de valeurs, par l'étude, l'expérience ou l'enseignement. Pour être considéré comme un apprentissage, il doit conduire à des changements de comportement éventuels à long terme. En d'autres termes, il doit générer une nouvelle capacité pour modifier les comportements d'un individu dans une situation donnée afin d'atteindre un but (Tuomi, 2005). Selon (Le Pôle de l'Est, 1992), « *l'apprentissage est un processus actif, constructif, cumulatif qui se produit lorsque l'apprenant traite activement l'information nouvelle, modifiant ainsi sa structure cognitive* ».

Christine Vaufrey, co-créatrice du MOOC iTYP⁶, a déclaré que « *le processus d'apprentissage proposé par les MOOC repose sur l'élaboration de parcours organisés où alternent contenus, activités et temps d' (auto)évaluation. Il vise un public large et diffère de l'espace de dépôt et de ressources d'apprentissage, principalement destiné aux étudiants en cursus, et qui caractérise la quasi-totalité de l'offre d'enseignement numérique actuellement proposé* » (Rosselle, 2013).

Nous présentons dans ce qui suit quelques activités ou actions menées dans les MOOC et qualifiées comme actions favorisant l'apprentissage.

2.2.1 La personnalisation des MOOC

La personnalisation est la structuration automatique des parcours d'apprentissage pour répondre aux besoins des apprenants. Elle conduit à un changement dans le comportement et les caractéristiques d'un système en fonction de l'utilisateur qui interagit avec lui (Verpoorten et al., 2009). La personnalisation offerte à un apprenant particulier est fondée sur les informations qui caractérisent son profil, ce dernier constitue une instance du modèle de l'apprenant (Qaffas et al., 2020). Le principal but envisagé par la personnalisation des environnements d'apprentissage est de

⁶ iTYP: MOOC Internet, tout y est pour apprendre.

changer la perspective traditionnelle d'un enseignement centré sur l'enseignant en un enseignement centré sur l'apprenant et centré sur les perspectives (Hajri, 2018).

Dans le contexte des MOOC, la personnalisation est considérée comme l'une des solutions proposées pour résoudre les problèmes engendrés du caractère massif et ouvert (Hajri, 2018). La recherche sur la personnalisation a donné naissance à un nouveau type de MOOC nommé : "aMOOC (adaptive MOOC) ou MOOC adaptatif. Ce dernier s'adapte aux préférences d'apprentissage de l'individu. Ainsi, son contenu est fourni avec diverses stratégies (Assami et al., 2018). Dans les aMOOC, le système récupère continuellement les données des apprenants pour qu'il adapte leurs apprentissages en analysant et en évaluant les paramètres de personnalisation et de l'adaptation (Assami et al, 2018). Plusieurs approches de personnalisation ont été proposées pour les aMOOC (Sunar et al., 2015) qui convergent vers :

- L'adaptation du parcours d'apprentissage aux profils des apprenants.
- Les systèmes de recommandation (de ressources internes ou externes, et la recommandation des tuteurs) pour les apprenants afin de filtrer les MOOC en fonction de leurs besoins.

Nous décrivons quelques approches proposées dans chaque volet dans ce qui suit.

2.2.1.1 L'adaptation du parcours d'apprentissage

Concernant les travaux qui proposent la personnalisation du MOOC par l'adaptation de parcours à l'apprenant, nous citons par exemple le travail de (Qaffas et al., 2020) où les chercheurs ont proposé une nouvelle approche qui consiste à personnaliser le contenu du MOOC pour chaque apprenant. Cette approche permet d'optimiser la sélection automatique des paramètres de personnalisation et d'appliquer la stratégie de personnalisation appropriée pour chaque apprenant dans le MOOC. L'approche proposée vise à améliorer le taux de rétention et la qualité de l'apprentissage dans les MOOC. Ils ont utilisé l'algorithme K-means pour classer les apprenants en fonction de leurs traces lorsqu'ils jouent à des jeux éducatifs ouverts (open source). D'après les auteurs, les jeux éducatifs ont un niveau d'interactivité élevé et permettent de collecter des traces riches sur les joueurs, cela permettra de sélectionner la stratégie appropriée pour adapter les MOOC selon les caractéristiques de chaque groupe d'apprenants.

Le travail de (Ewais & Samara, 2020) présente une approche pour fournir des MOOC adaptatifs. La solution proposée consiste à cartographier les matériels d'apprentissage avec les résultats d'apprentissage prévus sur la base de concepts d'apprentissage communs qui sont classés en utilisant un classifieur bayésien naïf.

2.2.1.2 La recommandation dans les MOOC

Les systèmes de recommandation sont créés afin de faciliter la recherche et l'accès à l'information en offrant des suggestions d'articles accommodés aux besoins et aux préférences des utilisateurs. Les recommandations peuvent être : des cours à suivre, des vidéos à visionner, des morceaux de musique à écouter, etc (Mehenaoui, 2018). Dans le contexte des MOOC, la recommandation a un effet pour améliorer la persévérance sur l'apprentissage.

Jing & Tang (2017) ont proposé une nouvelle approche de recommandation de cours basée sur l'intérêt des utilisateurs, les profils démographiques et les conditions préalables des cours. Cette approche a été utilisée pour XuetangX qui est l'un des plus grands MOOC en Chine. Dans le même contexte, He et ses collègues (2017) ont recommandé à un apprenant connecté à une plateforme MOOC des cours qui peuvent l'intéresser en se basant sur les évaluations qui ont été attribuées à ce MOOC et sur un calcul de similarité entre les cours et entre les apprenants. Dans (Hou et al., 2018), les chercheurs ont développé un algorithme pour recommander les cours aux étudiants du MOOC. Ils ont testé l'approche proposée à partir de la plus grande plateforme chinoise "iCourse" pour traiter le problème des grandes données dans les MOOC. Ce système tient également compte de la séquence des cours, mais ne traite pas de l'augmentation dynamique des cours dans l'ensemble de données. Dans le même contexte, Rabahallah et ses collègues (2018) ont proposé une approche de recommandation hybride basée sur les ontologies et le filtrage collaboratif pour recommander aux apprenants les MOOC appropriés. Selon les auteurs, cette proposition a un impact sur l'amélioration de l'engagement des apprenants et de leurs taux de satisfaction/accomplissement. De son côté, Hajri (2018) a exposé un système de recommandation de ressources éducatives libres sur le web à un apprenant qui est en train de suivre un MOOC, quand une carence de connaissances est détectée chez l'apprenant et peut le détourner de comprendre les connaissances offertes dans le MOOC. Le calcul des recommandations se fait dynamiquement selon le développement des

caractéristiques de l'apprenant, le stade du MOOC et l'évolution des entrepôts externes de descriptions de Ressources Educatives Libres.

Le travail de Zhao & Liu (2020) présente un algorithme de recommandation personnalisé basé sur le filtrage collaboratif des utilisateurs, appliqué à un système MOOC dans le but de résoudre le problème de la récupération inexacte des informations de recherche. Les auteurs ont combiné le système MOOC avec la technologie de recommandation personnalisée pour fournir aux étudiants et aux enseignants des ressources ciblées et pertinentes en fonction des intérêts des utilisateurs. Le cœur de cette approche comprend principalement trois aspects : premièrement, la création d'un modèle d'intérêt pour les utilisateurs à travers l'exploration, la représentation et la mise à jour des éléments d'intérêt des utilisateurs. Deuxièmement, la création d'un système d'évaluation des ressources vidéo. Troisièmement, la combinaison avec l'algorithme de recommandation personnalisée pour faire correspondre raisonnablement le modèle de l'intérêt des utilisateurs avec les caractéristiques des ressources, afin de terminer la recommandation.

Les chercheurs dans (Assami et al., 2020) ont proposé un système de recommandation sémantique de MOOC externes disponibles sur les différentes plateformes existantes, en se basant sur les caractéristiques des apprenants comme source de connaissances afin de prédire les MOOC les plus adaptés aux préférences et aux besoins de l'apprenant. Le système de recommandation suggéré utilise la représentation ontologique du modèle de l'apprenant et le contenu des MOOC pour faire ses suggestions intelligentes. Il est basé sur trois couches. La première couche est la couche utilisateur, où chaque acteur de recommandation fournit les données nécessaires pour la phase de collecte de données. Quant à la deuxième couche, c'est la couche sémantique où les données collectées sont structurées pour fournir le modèle de l'apprenant et le modèle du MOOC. La dernière couche est la couche d'intelligence, où le système de recommandation fait des prédictions basées sur les caractéristiques sémantiques des apprenants de poids par rapport aux MOOC potentiellement intéressants. Son objectif est de fournir un retour intelligent aux apprenants dès qu'ils accèdent à la plateforme et de mettre à jour ses résultats en fonction de la mise à jour du modèle de l'apprenant.

Une autre catégorie très importante de systèmes de recommandation est la recommandation de personnes à personnes. Dans ce contexte, Pang et ses collaborateurs (2018) ont développé un nouveau modèle avec les apprenants voisins. Ce modèle prend en compte certains facteurs tels que la théorie des attentes, les caractéristiques d'apprentissage et la motivation des apprenants.

Auteurs	Méthode de recommandation	Type de recommandation	Plateforme / Nom du cours	La base de données
Jing and Tang (2017)	Filtrage collaboratif	Les cours	XuetangX https://xuetangx.com	114303 utilisateurs
Labarthe et al. (2016)	Recommandation par les pairs	apprenants	MOOC français sur la gestion de projet	2025 apprenants
Hou et al. (2018)	Lipschitz condition	Les cours	iCourse http://www.icourses.cn	4939 apprenants
Rabahallah et al. (2018)	Filtrage collaboratif et ontologie	MOOC	N/A	N/A
Pang et al. (2018)	Score d'apprentissage, durée d'apprentissage et intensité d'apprentissage	apprenants Voisins et série d'apprentissage	Mic-video Platform of ECNU (http://jclass.pte.sh.cn)	686 apprenants

Tableau 2. 1 : Quelques travaux sur la recommandation dans les MOOC (Boudria et al.,2020).

2.2.2 La prise en compte de l'aspect social dans les MOOC

Ces dernières années, plusieurs chercheurs sur l'apprentissage humain ont concentré leurs efforts sur l'adoption de l'aspect social dans les activités des apprenants. Ceci a été le résultat du succès qu'ont connu les réseaux sociaux tels que Facebook, Twitter...etc. En effet, plusieurs recherches ont étudié l'impact de l'intégration des réseaux sociaux dans l'apprentissage humain. Un nouveau terme a été créé donc, c'est celui de l'apprentissage social. Nombreux chercheurs se sont penchés sur les réseaux sociaux et leurs impacts dans le domaine de l'éducation. Ils estiment que

« l'utilisation des réseaux sociaux présente divers avantages dans le contexte éducatif : comme la collaboration, le partage des connaissances, les intérêts communs, la participation active et la réflexion »(Mazman & Usluel, 2009). Par exemple, la recherche de Wenger et de ses collègues (2011) a montré que les MOOC pouvaient être mis à profit pour favoriser ces réseaux et faciliter l'apprentissage soutenu par les pairs afin d'améliorer les connaissances des apprenants. De plus, la plupart des apprenants étaient intéressés par l'apprentissage dans les MOOC mais n'étaient pas suffisamment motivés pour devenir les moteurs d'un nouveau cours ou pour construire une communauté d'apprentissage par eux-mêmes.

Kellogg et al.(2014) ont étudié les effets de l'intégration du réseau social dans les MOOC. Les chercheurs ont constaté que plus de la moitié des discussions dans le cours vont au-delà du partage d'informations et des déclarations d'accord. Sinha (2014) a analysé le cours en ligne offert à Coursera en utilisant une perspective du réseau social. L'objectif de ce travail est de reconnaître les étudiants qui participent aux discussions des cours et d'identifier ceux qui risquent de décrocher. Le problème est qu'elle s'est concentré uniquement sur l'analyse des forums alors qu'il y a d'autres caractéristiques de comportement qui sont plus importantes pour l'analyse. Toutefois, Kravvaris et al. (2016) ont étudié le lien entre le MOOC et le réseau social. Ils analysent les données web qui ont été récupérées sur les pages d'information du MOOC de Coursera. Ces dernières peuvent être recommandées par les utilisateurs des réseaux sociaux et, à leur tour, être partagées par eux pour un domaine de recherche spécifique.

2.3 MOOC et Tutorat

Le terme tutorat a connu plusieurs définitions dans la littérature. Medina (Medina-Salguero & Agueded-Gómez, 2013) a considéré la fonction de tutorat comme la relation d'orientation d'un ou de plusieurs enseignants avec chaque étudiant pour l'aider à comprendre le contenu, à interpréter les descriptions de procédures, à établir comment et quand soumettre des travaux, des exercices ou des auto-évaluations, et à traiter généralement toute question individuelle au fur et à mesure qu'elle se pose. D'après (Glikman & Lumbroso, 2001), le tutorat dans la formation à distance est l'encadrement individuel ou collectif des étudiants par l'institution et les concepteurs de cours, et

le tuteur joue le rôle de médiateur entre eux. Selon Barnier (1996) le tutorat est « *l'ensemble des activités mises en œuvre par des professionnels en situation de travail en vue de contribuer à la production ou à la transformation de compétences professionnelles de leur environnement, jeunes embauchés ou salariés en poste engagés dans un processus d'évolution de leur qualification* ».

2.3.1 Le tuteur

Le mot tuteur est défini dans le dictionnaire de l'éducation le Legendre (1993) comme : « ...un guide, un instructeur qui enseigne à une seule personne ou à un petit groupe d'élèves à la fois, c'est un conseiller d'élèves ».

Pour notre travail, nous définissons le tuteur comme une personne qui suit, assiste et conseille particulièrement un étudiant ou un groupe d'étudiants, pour atteindre un objectif d'apprentissage. Il a la responsabilité de transmettre ses connaissances à un étudiant, il dirige son travail et contrôle régulièrement ses acquisitions soit en temps réel soit en temps différé, « *dans le but de faciliter l'apprentissage de l'étudiant au moyen d'interventions humaines* » (Gagné et al., 2001).

2.3.2 Types du tutorat

Le rôle du tuteur ainsi que son type, nous permettent de distinguer quatre types de tutorat.

2.3.2.1 Tutorat par un enseignant :

Dans ce type, les tuteurs sont des enseignants, qui possèdent plus de connaissances et expériences que les apprenants demandeurs de tutorat. Ils accomplissent leurs interventions tutorales à l'intérieur de leurs activités ou en heures complémentaires. Le principe de ce type de tutorat est simple, il suffit d'assigner à chaque étudiant ou groupe d'étudiants, un enseignant pour qu'il soit leur tuteur. Dans ce type, le tuteur ne répond qu'à des problèmes d'ordre pédagogique, donc il ne peut pas accomplir tous les objectifs du tutorat (Denis, 2003).

2.3.2.2 Tutorat par les pairs

Le tutorat entre pairs est une activité d'accompagnement réalisée par les apprenants. C'est-à-dire, le demandeur de tutorat et le tuteur sont tous les deux des apprenants, dont l'outil privilégié est le langage et les interactions. Il est défini par (Goodlad & Hirst, 1990), comme : « *un système d'enseignement au sein duquel les apprenants s'aident les uns les autres et apprennent en enseignant* ».

Dans ce type de tutorat, le tuteur est un médiateur entre le niveau initial du tutoré et ce qu'il sera capable de faire plus tard. Son rôle principal est d'apprendre au tutoré à s'accommoder pour mieux effectuer une tâche. Le tutorat par les pairs vise à la fois, l'amélioration des compétences et des connaissances des apprenants lorsqu'ils s'entraident entre eux, aussi grâce à l'aide de tuteur, elle permet au tutoré d'accomplir une tâche qui a été trop difficile pour lui seul (Goodlad & Hirst, 1990).

2.3.2.3 Tutorat par un spécialiste

Dans ce type de tutorat, les tuteurs sont des spécialistes et des experts dans un domaine spécifique, qui peuvent apporter une aide supplémentaire aux tutorés sur un sujet (domaine) bien précis. Ces tuteurs sont souvent diplômés dans ce domaine, ou ils ont suivi une formation afin d'accomplir cette activité par exemple, un tuteur dans le domaine de la psychologie, la sociologie, etc (Denis, 2003).

2.3.2.4 Tutorat artificiel

Ce type de tutorat se différencie des trois types cités précédemment, par le fait que dans les autres types, le tutorat est effectué par des êtres humains. Dans le tutorat artificiel, la tâche du tutorat est confiée aux agents artificiels, ou elle peut être tout simplement une foire aux questions déjà résolues par les enseignants (Denis, 2003).

2.3.3 Les avantages du tutorat

Selon plusieurs chercheurs travaillant dans le domaine des sciences de l'éducation en général et les sciences de l'informatique en particulier, plusieurs avantages peuvent être tirés par l'utilisation des activités tutorales dans le processus d'apprentissage. Nous citons dans ce qui suit quelques-uns énumérés dans (Seoane et al.,2007) :

- ❖ **Une attention personnalisée** : l'apprenant est l'acteur principal du processus d'apprentissage. Les tuteurs apprennent à connaître le style d'apprentissage et la méthode du travail individuel de chaque apprenant et peuvent adapter les méthodes d'apprentissage en conséquence. Les tuteurs agissent en tant que professeurs privés pour chaque apprenant.
- ❖ **Une amélioration des résultats** : Le tutorat préparera les apprenants aux tests et aux examens. Lorsque les tuteurs travailleront avec les apprenants sur des problèmes spécifiques, leurs compréhensions de la matière et leurs niveaux supérieurs de la réflexion s'amélioreront considérablement.
- ❖ **Encourage l'apprentissage autonome et autodirigé** : le tutorat favorise chez l'apprenant le développement de l'autonomie puisqu' il augmente sa capacité à gérer son rythme d'apprentissage. L'apprenant apprendra également le sens des responsabilités et de l'esprit d'initiative de ses travaux.
- ❖ **Améliore les compétences sociales et comportementales** : le tutorat, en particulier le tutorat par les pairs aide l'apprenant à devenir un meilleur communicateur, à établir de meilleures relations avec ses pairs et à s'adapter de manière plus positive sur le plan social et comportemental. Le tuteur profite des expériences de ces pairs qui lui serviront comme des leçons pour ne pas tomber dans les mêmes erreurs.
- ❖ **Une réduction des taux d'abandon et d'isolement des apprenants** : le tutorat aide les apprenants qui s'ennuient ou qui ne sont pas suffisamment stimulés à atteindre leur plein potentiel. Il augmente la participation et la motivation des étudiants à apprendre à partir des connaissances de ses tuteurs.
- ❖ **Aide à surmonter les obstacles à l'apprentissage** : Le tuteur ciblera spécifiquement l'aspect de l'apprentissage qui pose problème à l'apprenant, que ce soit l'écriture, les

mathématiques, le langage ou la lecture. Il peut aider les apprenants à développer des compétences d'étude et d'apprentissage qui l'aideront à l'avenir.

2.3.4 Les modalités du tutorat

Poittevin et ses collègues (2007) ont déclaré qu' « *un tuteur intervient soit de manière rétroactive en répondant aux différentes questions des étudiants, soit de façon proactive en posant des questions, ou en apportant des conseils personnalisés* » (cité dans (Bendjebar ,2016)).

La méthode d'intervention du tuteur auprès des étudiants a permis de distinguer deux types de modalité tutorale, le tutorat réactif et le tutorat proactif.

- ❖ **Tutorat réactif** : est la modalité d'intervention du tuteur la plus répandue. Un tutorat est réactif lorsque l'intervention du tuteur répond à une demande plus ou moins explicite de l'étudiant. Dans ce cas de modalité, le tuteur est disponible, mais ne s'impose pas dans le processus d'apprentissage de l'étudiant, il attend d'être réclamé par l'apprenant avant d'intervenir (Demaizière, 2003).
- ❖ **Tutorat proactif** : dans cette modalité le tuteur n'attend pas que l'étudiant demande de l'aide, au contraire, il prend l'initiative d'intervenir auprès de l'étudiant pour l'inciter à ne pas lâcher et à s'engager pleinement dans le processus d'apprentissage.

2.3.5 Tutorat dans les MOOC

Le facteur « massif » dans les MOOC limite la tâche du tutorat et la rendre un peu difficile à appliquer. Pour cela, peu de travaux sont publiés qui traitent le problème de l'application du tutorat dans les MOOC.

Aleven et ses collègues dans (Aleven et al.,2017) ont intégré le cadre intelligent généralisé pour le tutorat (GIFT⁷) et les outils de création de tuteurs cognitifs (CTAT⁸) dans la plate-forme la plus utilisée edX MOOC. GIFT fournit un cadre et des outils de création pour l'enseignement adaptatif. La suite d'outils CTAT peut être utilisée pour construire (entre autres) des tuteurs de recherche

⁷ Generalized Intelligent Framework for Tutoring.

⁸ The Cognitive Tutor Authoring Tools.

d'exemples, un type de système de tutorat intelligent (ITS) qui s'est avéré robuste. D'après les auteurs, l'intégration de GIFT et CTAT facilite l'ajout d'activités d'apprentissage par la pratique à edX et améliore son adaptabilité aux différences entre les apprenants.

Dans Collet et al.(2017), les auteurs ont affirmé que la gestion des interactions enseignant-apprenant dans les MOOC est devenue impossible vu le nombre très élevé des apprenants, alors ils ont proposé un tutorat par les pairs à appliquer dans les MOOC. Cette technique du tutorat a été appliquée dans la plateforme POEM (Personalised Open Education for the Masses Platform of the Complexe System Digital Campus UNESCO UniTwin). D'après les auteurs, POEM offre à chaque apprenant un apprenant tuteur (peer tutor), qui n'est qu'un autre apprenant ayant un niveau plus élevé dans le même cours. Dans ce sens, l'apprenant peut poser des questions à son tuteur. Bien sûr, si le tuteur ne peut pas répondre à une question, il peut l'envoyer à son propre tuteur, ainsi de suite jusqu'à l'envoi d'une telle question à un professeur en cas de difficulté. L'objectif de la plateforme POEM est d'utiliser des systèmes complexes pour créer un système intelligent de gestion de l'apprentissage capable d'enseigner des centaines de milliers d'étudiants selon des trajectoires personnalisées, en fonction de leurs connaissances, compétences et expériences antérieures, comme avec le tuteur personnel des anciens temps.

Dans le même contexte, les auteurs dans (Soltani et al., 2018) ont proposé une nouvelle approche pour développer un système de tutorat affectif pour les MOOC, qui est appelé ATS-MOOC. Il vise à guider les apprenants au cours de leur processus d'apprentissage afin d'améliorer leurs performances. Le système proposé adopte un mécanisme pour reconnaître les états affectifs de l'étudiant à l'aide de son expression faciale puis génère en conséquence un contenu adapté du MOOC.

Dans (Pham & Wang, 2018), les auteurs ont présenté « AttentiveLearner2 », un tuteur intelligent multimodal fonctionnant sur les smartphones, pour compléter les analyses d'apprentissage basées sur le click Stream pour les MOOC. Il utilise les caméras avant et arrière d'un smartphone comme deux canaux de rétroaction complémentaires et précis en temps réel : la caméra arrière surveille les signaux de photo pléthysmographie (PPG) des apprenants et la caméra avant suit leurs expressions faciales pendant leurs apprentissages dans les MOOC. AttentiveLearner2 déduit implicitement les états affectifs et cognitifs des apprenants pendant l'apprentissage de leurs signaux PPG et les

expressions faciales puis il offre des interventions personnalisées pour l'apprentissage MOOC sur le mobile.

Afin de contribuer aux efforts menés dans cet axe, Lafifi et ses collègues (Lafifi et al., 2020) ont proposé une nouvelle vision sur la façon d'appliquer le processus de tutorat intelligent dans les systèmes d'apprentissage humain en général et dans les MOOC en particulier. Cette vision est basée sur les comportements et les compétences des apprenants. L'objectif principal de ce travail est d'offrir aux apprenants une variété de mécanismes et d'outils de tutorat social pour les soutenir et les motiver afin de réduire le risque d'abandon de la formation. Ils ont adopté des indicateurs, des termes et des outils sociaux dans l'activité de tutorat humain afin de créer un environnement convivial et social qui favorise l'apprentissage.

2.4 L'évaluation des apprenants

L'évaluation est une activité importante pour juger le degré de connaissances d'un apprenant dans tout système d'apprentissage en ligne ou bien en présentiel (Ghatasheh, 2015). Plusieurs chercheurs se sont concentrés sur cette activité principale et sur la façon de la réaliser (Butcher et al., 1995). Certains chercheurs ont utilisé l'évaluation automatique pour évaluer leurs apprenants (Beg, 2014; Jordan, 2013 ; Stödberg, 2012). D'autres ont utilisé l'évaluation par les pairs réalisée par les apprenants eux-mêmes pour développer les capacités et la responsabilité de l'apprenant et ainsi montrer l'efficacité de l'évaluation (Balfour, 2013 ; Billington, 1997 ; Bouzidi & Jaillet, 2009 ; Chang, 2011 ; Trahasch, 2004).

2.4.1 Type d'évaluation

Il existe trois types d'évaluation qui sont l'évaluation formative, l'évaluation sommative et l'évaluation diagnostique.

2.4.1.1 L'évaluation formative

L'évaluation formative désigne la réalisation de l'enseignement qui est évaluée continuellement afin d'assurer la progression des apprentissages, de le rendre plus riche et meilleur. Elle permet

d'informer l'étudiant et l'enseignant sur les acquis ou les éléments à améliorer et de déterminer ce dont les élèves ont besoin (Abbakumovet al.,2020). Toute personne faisant partie du processus éducatif peut participer à l'évaluation formative. Elle peut être effectuée par l'enseignant, mais peut aussi se réaliser sous forme d'autoévaluation ou de rétroaction par les pairs. Aucun point, note ou pourcentage n'y est associé. L'évaluation formative peut être réalisée sous forme de questions de type vrai ou faux ou choix multiples afin de vérifier la compréhension des élèves d'une notion enseignée et peut être effectuée pendant le processus d'apprentissage et d'une manière continue (Abbakumovet al.,2020).

Dans ce qui suit, un exemple d'outils et de techniques à appliquer dans l'évaluation formative est proposé par (Rogers, 2006).

Type d'outil	Exemples / Technique d'utilisation
Affectations	<ul style="list-style-type: none"> • Peut-être une méthode très utile, surtout en conjonction avec les devoirs, bien qu'elle puisse être difficile à gérer et à évaluer. • Exemple : travaux de recherche individuels pour un projet de groupe
Exercices de devoirs	<ul style="list-style-type: none"> • Varient en fonction, en conception et en complexité. • Plus efficace si les élèves se sentent utiles, servant par exemple à préparer du matériel pour une discussion en classe, à voir comment se termine un texte ou à développer une compétence.
Question Réponse (Également évaluation informelle)	<ul style="list-style-type: none"> • La méthode la plus couramment utilisée - presque instinctive pour les enseignants. • Donne une rétroaction instantanée et peut être utilisée pour développer la motivation, mais elle est en grande partie passagère - c'est-à-dire qu'elle est momentanée et difficile à enregistrer.
Observation de Résolution de problème	<ul style="list-style-type: none"> • Les bons problèmes exigent que les élèves s'expliquent mutuellement de plus d'une façon. Des exemples de cela pourraient inclure un diagramme ou expliquer comment une personne avec une perspective différente pourrait répondre à la question • Invitez les élèves à s'expliquer entre eux par des questions comme: «Pourquoi», «Comment décidez-vous de...» ou «À quoi pensez-vous quand vous avez fait cela?»
Critères et établissement d'objectifs	<ul style="list-style-type: none"> • Utiliser le travail des élèves, des tests en classe ou des exemples de ce qui est attendu, aide les élèves à comprendre où ils se trouvent, où ils doivent être et comment ils peuvent y arriver.

	<ul style="list-style-type: none"> • Établir ensemble à quoi ressemble un travail de qualité en collaborant avec les élèves pour déterminer les critères de réussite.
Auto-évaluation et évaluation par les pairs	<ul style="list-style-type: none"> • Aide les élèves à se voir mutuellement comme des ressources pour comprendre et vérifier la qualité du travail par rapport aux critères déjà établis par les élèves pour voir où ils ont commencé et les progrès qu'ils font.
Pratiquez des quiz	<ul style="list-style-type: none"> • Un bon moyen de réduire la pression des élèves à condition qu'ils sachent qu'un quiz n'affectera pas leur note globale. • Peut vous permettre d'avoir un aperçu rapide du niveau de compréhension des élèves sur un certain sujet. • Assurez-vous de donner une rétroaction rapide afin que les élèves sachent comment ils ont fait et où ils doivent s'améliorer.
Conférence	<ul style="list-style-type: none"> • Implique de s'asseoir avec les apprenants et de revoir leurs progrès. • Peut l'utiliser pour introduire les soins, l'implication et la motivation dans la relation enseignant-apprenant. • Cette approche peut prendre du temps • Assurez-vous que ceux qui ne sont pas impliqués ont quelque chose d'utile à travailler. • Prenez des notes sur le rendement des élèves immédiatement après l'examen, pas pendant celui-ci.

Tableau 2. 2: Exemples d'outils et de techniques pour l'évaluation formative (Rogers, 2006).

2.4.1.1.1 Les avantages de l'évaluation formative

Rogers (2006) a dégagé quelques avantages de l'évaluation formative tels que :

- ❖ Donne aux enseignants des moyens d'adapter leur enseignement aux besoins des élèves.
- ❖ Se concentre sur le processus d'enseignement et d'apprentissage et associe activement les étudiants.
- ❖ Développe les compétences liées à l'évaluation par les pairs.
- ❖ Développe des compétences liées à l'auto-évaluation.
- ❖ Permet aux élèves de développer des stratégies pour apprendre comment apprendre.

2.4.1.2 L'évaluation sommative

L'évaluation sommative examine l'efficacité globale d'un programme, d'une politique ou d'un produit, afin de décider de sa durabilité, son efficacité et d'autres implications. Elle se réfère à mesurer les progrès d'apprentissage de l'apprenant à la fin de l'apprentissage d'une unité ou d'un sujet. Elle est sous le contrôle de l'enseignant et doit être effectuée de façon adéquate en reflétant les acquis des étudiants (Henkel, 1998).

2.4.1.3 L'évaluation diagnostique

L'évaluation diagnostique implique la collecte et l'évaluation minutieuse de données détaillées pour diagnostiquer les forces et les besoins de tous les élèves dans un domaine d'apprentissage donné. Les données récoltées permettent aux enseignants de faire des inférences sur les forces et les faiblesses des apprenants dans les compétences enseignées. Elles les aident aussi à planifier une pédagogie appropriée et un apprentissage ciblé pour mieux répondre aux besoins d'apprentissage de leurs élèves (Jang & Wagner, 2013 ; Sewell, 2004).

2.4.2 Méthodes d'évaluation

2.4.2.1 E-évaluation

Elle fait référence à l'utilisation des technologies de l'information de nombreuses façons pour évaluer les performances et mesurer l'apprentissage des élèves. La notion d'e-évaluation a été présentée pour pallier toutes les insuffisances des modes traditionnels d'évaluation (stylo et papier). L'évaluation électronique découle de l'utilisation d'outils spécifiques au Web pour l'évaluation. Elle peut être utilisée pour évaluer les connaissances théoriques (à l'aide d'un logiciel de test électronique) ainsi que les compétences pratiques (à l'aide de portefeuilles électroniques ou d'un logiciel de simulation) (Newman, 2010).

2.4.2.2 Auto-évaluation

Démarche qui vise à une évaluation de ses capacités par soi-même (Dictionnaire Cordial⁹). C'est l'évaluation ou le jugement de la « valeur » de sa performance et l'identification de ses forces et de ses faiblesses en vue d'améliorer ses résultats d'apprentissage (Klenowski, 1995). L'auto-évaluation faciliterait une plus grande autonomie d'apprentissage. Elle nécessite une meilleure compréhension, performance et capacité d'auto-analyse, et serait particulièrement efficace pour développer les compétences d'auto-apprentissage nécessaires à la réussite dans un environnement d'apprentissage en ligne (Ross, 2006).

La capacité de s'autoévaluer est considérée comme l'une des compétences les plus importantes dont les élèves ont besoin pour un apprentissage efficace, tout au long de la vie et pour leur développement professionnel futur (Butcher et al, 1995).

2.4.2.3 Evaluation par les pairs

L'évaluation par les pairs est définie par Topping (2009) comme «un arrangement permettant aux apprenants d'examiner et de préciser le niveau, la valeur ou la qualité d'un produit ou les performances des autres apprenants ». En pratique, elle est définie comme un scénario dans lequel les apprenants évaluent certains travaux ou productions soumis par leurs pairs. Ces évaluations sont fournies avec une grille d'évaluation qui spécifie les critères d'évaluation à suivre pour évaluer ces travaux. Le score final est généralement déterminé comme la moyenne ou la médiane des notes correspondantes données par les évaluateurs (Suen, 2014).

L'Unow¹⁰ (société d'accompagnement à la conception de cours massifs ouverts en ligne) a donné cette définition, " l'évaluation par les pairs consiste à demander à des participants d'évaluer les travaux d'autres participants (leurs pairs) ". En pratique, cela se traduit comme suit :

- Un étudiant soumet un devoir.
- Celui-ci est attribué aléatoirement à X étudiants qui vont devoir le corriger.

⁹ <https://www.cordial.fr/dictionnaire/definition/auto-%C3%A9valuation.php>. Dernier accès : 01 /10/2020.

¹⁰ <https://www.unow.fr/>. Dernier accès le 01 /10 /2020.

- L'étudiant ayant soumis son devoir évalue X étudiants en retour. Chaque étudiant reçoit ainsi X évaluations pour son devoir.

2.4.3 Evaluation des apprenants dans les MOOC

Dans le cas des MOOC, de nombreux articles sont publiés qui sont concentrés sur l'évaluation du nombre massif des apprenants (Admiraal et al., 2015; Balfour, 2013; Chauhan, 2014). Selon Youssef et ses collègues (Yousef et al., 2014) une étude précédente a mené trois grands types d'évaluation :

❖ E-assessment

Peu de travaux étaient fondés sur l'évaluation automatisée (E-assessment) mais cette méthode est souvent utilisée dans xMOOC pour évaluer les contributions des apprenants. Cependant, elle est limitée aux formats de questions fermées, tels que les examens avec questions à choix multiples basées sur l'évaluation par machine et elle est applicable dans les cours de sciences, puisqu'elle est difficile à appliquer dans les cours humains en raison de la nature de ces cours qui sont basés sur la créativité et l'imagination des apprenants (Staubitz et al., 2015 ; Sandeen, 2013 ; Yousef et al., 2014).

Dans (Thanasis et al., 2013), les auteurs ont proposé une structure à base d'agents qui pourraient assurer une gestion améliorée et personnalisée, pour la conception et l'évaluation des apprenants dans les MOOC. Selon les chercheurs, les agents pourraient être utilisés pour améliorer les tests automatisés actuels en ajustant les questions d'affectation, selon le niveau d'instruction du participant, ou de changer le séquençement des questions d'évaluation, si les participants ne parviennent pas à répondre aux questions ou s'ils passent une certaine question avant d'autres. Ils déclarent que les agents pourraient aider à la construction d'une méthodologie d'évaluation automatisée robuste, en intégrant des techniques d'évaluation telles qu'e-portefeuille, l'analyse d'apprentissage et des rubriques enrichies (y compris les grilles d'auto-évaluation et les rubriques d'évaluation par les pairs). Aussi, l'intelligence de l'agent peut être utilisée pour renforcer la vérification de l'identité de l'utilisateur et de réduire la fraude et la tricherie lors des essais.

Le travail de (Miranda et al., 2013) propose une nouvelle approche pour améliorer les environnements MOOC afin de faire face à des problèmes spécifiques comme, par exemple, le phénomène de décrochage. L'idée principale est de combler le manque de tutorat individuel dans les MOOC en fournissant un environnement de travail de rattrapage adaptatif basé principalement sur des tests électroniques. Le cœur de l'approche proposée est la définition d'une méthode pour générer automatiquement des questions d'évaluation. La méthode exploite la taxonomie de Bloom et permet de générer des éléments d'évaluation en interrogeant les ontologies de sujet (représentées au moyen des méthodologies et technologies du Web sémantique) utilisées pour conceptualiser le domaine disciplinaire sous-jacent au matériel de cours.

❖ **L'auto-évaluation :**

Quelques chercheurs ont utilisé l'auto-évaluation, mais elle n'est pas largement utilisée dans les MOOC (Wilkowski et al., 2014). (Sandeem, 2013) et (Piech et al., 2013) ont identifié certaines techniques d'auto-évaluation. Celles-ci incluent la réponse modèle comme outil pour les étudiants afin de vérifier si les notes qu'ils ont marquées sont en accord avec les réponses modèle établies par les éducateurs, et l'analyse de l'apprentissage où les apprenants peuvent se refléter sur leurs réalisations (Yousef et al., 2014).

❖ **L'évaluation par les pairs :**

La plupart des études ont utilisé la méthode d'évaluation par les pairs et les forums de discussion entre pairs pour fournir une rétroaction formative aux apprenants (Díez et al., 2013 ; Piech et al., 2013).

Bachelet & Cisel (2013) ont considéré l'évaluation par les pairs comme l'un des défis majeurs de cette nouvelle forme de pédagogie, car elle représente l'un des principaux mécanismes permettant d'évaluer les productions des participants à l'échelle d'un MOOC lorsque l'évaluation automatisée n'est pas applicable. Par ailleurs, au-delà de sa fonction d'évaluation, l'évaluation par les pairs possède un intérêt pédagogique du fait de la réflexion nécessaire qu'elle implique. De nombreuses études ont montré que les résultats de l'évaluation par les pairs étaient fortement corrélés à ceux donnés par les évaluateurs professionnels (Carlson & Berry, 2003).

Piech et ses collègues (Piech et al.,2013) ont présenté un ensemble de méthodes pour rendre les systèmes d'évaluation par les pairs à grande échelle plus dépendants, plus précis et plus efficaces. Ils ont élaboré des modèles statistiques pour estimer et corriger la fiabilité des évaluateurs afin d'améliorer les résultats de l'évaluation par les pairs. Ils ont montré une amélioration significative de l'exactitude des notes données par les pairs sur des données réelles avec 63 199 notes obtenues par les pairs dans le cadre du cours HCI de Coursera. Les chercheurs ont montré qu'il y a beaucoup à gagner si on maintenait les estimations des quantités spécifiques aux facteurs tel que la fiabilité. Ils ont évalué les échelons aux facteurs d'autres apprenants tels que l'engagement, la performance ainsi que le style de commentaires. Ils prétendent que leur méthode améliore non seulement l'exactitude du classement par les pairs jusqu'à 30%, mais donne des idées uniques sur l'évaluation par les pairs comme une évaluation formative et sommative.

Une autre approche alternative de l'évaluation par les pairs a été proposée par Shah et ses collègues dans (Shah et al., 2013). Cette approche est basée sur des comparaisons entre les pairs. Les auteurs ont proposé d'effectuer une comparaison entre certaines solutions puis de sélectionner la meilleure parmi elles. La note finale sera attribuée à chaque apprenant après une étape d'agrégation par le système.

Dans (Cisel et al., 2014), les auteurs ont présenté les résultats préliminaires de l'utilisation de l'évaluation par les pairs dans le premier xMOOC français: ABC de la gestion de projet (MOOC GdP). Ils ont montré qu'il existe une relation importante entre le nombre total des évaluations pendant le MOOC en tant qu'évaluateurs et la note moyenne reçue pour trois tâches proposées dans le MOOC. Cependant, aucune relation significative n'a été détectée entre les notes reçues des pairs et l'indice d'évaluation (comportement de l'évaluateur). En outre, aucune association pertinente n'a été détectée entre les notes reçues et le temps moyen utilisé pour effectuer l'évaluation.

Kulkarni et ses collègues dans (Kulkarni et al., 2013) ont appliqué un égaliseur calibré et une auto-évaluation sur deux itérations dans la première grande classe en ligne. Ils ont également introduit une méthode «fortune cookie», qui aide les pairs à fournir des rétroactions qualitatives. Ils ont montré que donner à un apprenant une rétroaction anticipée (précoce) sur son évaluation augmente sa précision ultérieure.

Luo et al.(2014) ont mené une étude empirique avec 1825 affectations d'évaluation par les pairs qui sont collectées à partir d'un MOOC présenté à Coursera pour améliorer la fiabilité et la validité de l'évaluation par les pairs dans le contexte des MOOC. Ils ont trouvé une relation positive entre le nombre des évaluateurs et la fiabilité de la note. Cette relation peut accroître la fiabilité de l'évaluation par les pairs en augmentant le nombre d'apprenants évaluateurs affectés à chaque travail. En outre, ils ont montré que les résultats de l'évaluation par les pairs étaient plus valides lorsqu'ils seront calculés à partir de la moyenne que par la médiane. Enfin, ils ont conclu que l'utilisation de l'évaluation par les pairs stimule la réflexion des apprenants et améliore leur profil cognitif.

Méthode d'évaluation	Objectifs du travail	Exemples des travaux
E-Evaluation	Améliorer les avantages de l'évaluation automatisée pour les cours en ligne massifs et ouverts	(Pieterse, 2013; Staubitz et al., 2015; Vista et al., 2015).
Auto-évaluation	Ces études analysent l'évaluation dans les MOOC en général et la relation entre l'auto-évaluation et l'évaluation par les pairs en termes de fiabilité.	(Admiraal et al., 2014 ; Wilkowski et al., 2014)
Evaluation par les pairs	Des revues et des études théoriques de diverses approches de l'évaluation par les pairs dans les MOOC	(Suen, 2014; Meek et al., 2016)
	Améliorer les avantages des rubriques utilisées dans l'évaluation par les pairs pour garantir la qualité de la tâche d'évaluation.	(Yousef et al., 2015; Kulkarni et al., 2013)

Tableau 2. 3: Résumé de quelques travaux connexes sur l'évaluation dans les MOOC.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté brièvement un état de l'art sur les différentes activités pédagogiques dans les MOOC. Nous avons commencé par l'activité d'apprentissage, où nous avons donné une définition de l'apprentissage. Ensuite, on a présenté quelques travaux qui ont été proposés pour personnaliser l'apprentissage dans les MOOC.

La revue de la littérature ci-dessus met en évidence le potentiel de la pensée aux approches de personnalisation et à l'apprentissage social, d'un côté pour élargir et accroître la compréhension du processus d'apprentissage en tant qu'effort social dans les MOOC. D'un autre côté pour personnaliser les MOOC et adapter leurs contenus aux exigences et aux objectifs de chaque apprenant. La personnalisation proposée pour les MOOC se divise en deux types. La personnalisation de l'apprentissage à travers l'adaptation du parcours des MOOC selon les caractéristiques de l'apprenant à savoir le style d'apprentissage, les intérêts...etc. Et la personnalisation à travers la recommandation. Cette dernière peut prendre deux types : la recommandation des ressources pédagogiques internes ou externes et la recommandation des apprenants tuteurs.

À propos de la recommandation des ressources pédagogiques, nous avons trouvé que la majorité des approches offrent à l'apprenant soit des ressources internes au MOOC suivi, soit des ressources externes. Dans ce dernier cas, nous avons remarqué que certaines approches recommandent aux apprenants, comme ressources externes, des MOOC additionnels. Cependant, présenter à un apprenant en train de suivre un MOOC, un autre MOOC complet, peut être considéré comme un fardeau supplémentaire et peut provoquer un découragement et même un décrochage partiel ou total.

Ensuite, on a étudié les travaux proposés pour l'apprentissage social dans les MOOC. Un axe très important qui ouvre un large domaine de recherche vu le grand succès que les réseaux et les médias sociaux ont gagné dans nos vies quotidiennes.

La deuxième activité pédagogique étudiée dans ce chapitre est le tutorat. Nous avons trouvé peu de travaux qui traitent le problème de l'application du tutorat dans les MOOC. Même les travaux

trouvés sont dans l'étape d'évaluation et de test. En effet, le facteur « massif » rend cette tâche un peu difficile à appliquer. Les majorités des travaux proposent des tutorats par les pairs,

La troisième activité abordée dans ce chapitre est l'évaluation des apprenants. Cette dernière est considérée par la plupart des chercheurs comme un problème majeur rencontré par les MOOC. D'après notre lecture des travaux traitant le sujet de l'évaluation, nous avons remarqué que tous les travaux cités dans la section précédente se sont concentrés sur la notation des travaux des apprenants et sur la manière de mettre une note aussi proche que possible de celle donnée par les évaluateurs professionnels (les enseignants). Ils suggèrent qu'en général, les efforts conjoints de plusieurs évaluateurs peuvent produire des résultats d'évaluation assez cohérents dans les cas des évaluations par les pairs. Aussi, ils affirment que l'augmentation de la fiabilité des notations par les pairs consiste à affecter davantage d'étudiants évaluateurs aux travaux, car ils ont constaté que le nombre d'évaluateurs était positivement corrélé avec la mesure de la fiabilité et l'utilisation d'au moins trois évaluateurs pour atteindre des niveaux de fiabilité satisfaisants.

La majorité de ces travaux ont rapporté une corrélation élevée entre les deux notes (notes des pairs et notes des évaluateurs). Certains travaux ont appliqué une méthode de formation pour améliorer les niveaux de notation des apprenants. Cependant, ces méthodes présentent deux inconvénients :

- 1- Les notes obtenues auprès des apprenants sont divergentes parce que les apprenants inscrits dans les MOOC ont des niveaux différents de connaissances, d'opinions, des idées et de capacités d'évaluation. Généralement, les administrateurs des MOOC résolvent ce problème en appliquant une formule simple de moyenne ou de médiane sans prendre en compte les niveaux d'évaluation des apprenants ou de la façon dont ils ont mené cette évaluation.
- 2- Les apprenants sont toujours isolés pendant le processus d'évaluation, c'est-à-dire qu'ils n'ont aucune interaction avec leurs pairs. Cet isolement peut démotiver les apprenants et les amener à abandonner le processus d'apprentissage.

D'après les recherches étudiées, on a remarqué que le caractère massif des MOOC a causé plusieurs problèmes tels que la tricherie, la difficulté d'évaluation, le manque d'interaction avec les enseignants, le taux élevé des abandons, etc. Ces derniers sont considérés comme les défis majeurs

des MOOC. Nos contributions pour pallier ces problèmes feront l'objet des deux chapitres suivants. L'accent est mis en particulier sur le problème d'évaluation et le problème d'abandon.

PARTIE II

**CONCEPTION, MISE EN OEUVRE ET
RESULTATS EXPERIMENTAUX**

CHAPITRE 3

UNE NOUVELLE APPROCHE POUR LE PROCESSUS D'ÉVALUATION PAR LES PAIRS DANS LES MOOC BASEE SUR LE CALIBRAGE COLLABORATIF

Chapitre 3

Une nouvelle approche pour le processus d'évaluation par les pairs dans les MOOC basée sur le calibrage collaboratif

3.1 Introduction

Dans ce troisième chapitre, nous décrivons notre première contribution à travers la description d'une nouvelle approche pour accomplir le processus d'évaluation dans les MOOC. Notre objectif principal est d'améliorer le processus d'évaluation par les pairs et de le rendre plus fiable et plus pertinent. La pertinence des évaluateurs est formalisée par la proposition d'un nouveau profil pour les étudiants qui sera ensuite amélioré systématiquement à travers le calibrage collaboratif. En plus, la fiabilité est assurée par le groupe, puisque les travaux des apprenants seront évalués par un groupe de pairs qualifiés et non pas par une seule personne.

Nous commençons ce chapitre par la description de notre première problématique de recherche, nos objectifs, et nos contributions. Par la suite, nous détaillons notre proposition à travers la description des fonctionnalités du système proposé et implémenté. A la fin de ce chapitre et avant de conclure, nous présenterons un exemple illustratif de la méthode proposée pour le regroupement des apprenants et nous citons quelques avantages du calibrage collaboratif proposé.

3.2 Première problématique de recherche

L'évaluation des apprenants est l'une des difficultés majeures des MOOC. Compte tenu du nombre massif des participants (l'ordre de grandeur varie de plusieurs centaines à plusieurs dizaines de milliers d'étudiants par cours), l'évaluateur humain reste incapable d'examiner tous les travaux des

participants. A cet effet, les étudiants inscrits à un MOOC ne doivent pas espérer recevoir un commentaire personnel d'un formateur sur l'un des travaux qu'ils ont réalisé.

L'évaluation par les pairs constitue l'un des défis primordiaux de cette nouvelle forme d'enseignement, car elle représente la principale méthode pour évaluer l'ensemble des productions réalisées par les participants du MOOC lorsque l'évaluation automatisée n'est pas applicable. Par ailleurs, au-delà de sa fonction d'évaluation, elle possède un intérêt pédagogique du fait de la réflexion nécessaire qu'elle implique. Toutefois, elle est souvent considérée comme non pertinente. D'un côté, le participant n'a pas les compétences requises pour évaluer les travaux de ses pairs. D'un autre côté, les apprenants ne croient pas en leurs pairs. Donc, deux questions importantes se posent :

- *Comment pouvons-nous améliorer l'évaluation par les pairs dans les MOOC ? (Boudria et al., 2018).*
- *Comment convaincre les participants de la pertinence de ce mode d'évaluation ?*

3.3 Contributions

Notre premier objectif de cette recherche est d'améliorer le processus d'évaluation par les pairs, puis de le transformer d'une simple évaluation individuelle et fastidieuse à une activité collaborative et créative où les apprenants peuvent être rassemblés autour du même problème (le même travail à évaluer) et chacun d'entre eux donne son opinion et ses idées pour donner une meilleure évaluation aux travaux des pairs.

Pour atteindre cet objectif, une nouvelle approche pour l'évaluation des apprenants dans les MOOC a été proposée. Cette dernière combine l'évaluation par les pairs avec l'apprentissage collaboratif et la méthode du calibrage afin d'assurer la meilleure forme d'évaluation. Le but de cette combinaison est d'augmenter le degré de fiabilité dans les évaluations effectuées par les apprenants puisque l'évaluation d'un travail est faite par un groupe de personnes (communauté d'évaluation) et non pas par une seule personne d'un côté. D'un autre côté, elle améliore les compétences cognitives ainsi que les compétences d'évaluation de chaque apprenant puisque ces apprenants vont s'entraîner collaborativement avant d'évaluer les travaux de leurs pairs.

Nous suggérons de fournir aux apprenants un ensemble d'outils et de techniques pour mener à bien la tâche d'évaluation. Ainsi, nous nous proposons de créer pour chaque apprenant un **Profil Evalueur** qui représente sa capacité à effectuer la tâche d'évaluation.

3.4 Evaluation par les pairs dans les MOOC basée sur le calibrage collaboratif

Pour répondre aux deux questions de recherche présentées dans la section (**Première problématique de recherche**), nous proposons dans cette section, une nouvelle approche pour l'évaluation des apprenants dans les MOOC basée principalement sur la combinaison de l'évaluation par les pairs, le travail collaboratif et la méthode du calibrage (Boudria et al., 2018).

Dans la première phase, nous proposons de former des groupes d'apprenants qui vont participer au processus d'évaluation par les pairs (la communauté d'évaluation). L'objectif est d'avoir des groupes similaires autant que possible (inter-homogénéité), mais qui ont également des différences individuelles au sein de chaque groupe (intra-hétérogénéité) afin de favoriser la collaboration entre les apprenants et de bénéficier de leurs expériences personnelles. Le but derrière ce regroupement est de :

- 1- Favoriser les interactions entre les membres du groupe.
- 2- Aider à diminuer l'isolement des apprenants.
- 3- Valoriser l'évaluation des travaux, puisque le jugement fait par le groupe est souvent critiqué comme plus pertinent que le jugement fait par une seule personne.

Dans la deuxième phase, nous nous proposons de faire entrainer (calibrer) ces groupes d'apprenants ensemble (collaborativement) pour diminuer les différences des évaluations individuelles, d'un côté entre les membres du même groupe et d'un autre côté entre les évaluations des groupes et celles des enseignants correcteurs.

L'approche proposée est composée de quatre étapes essentielles illustrées dans la Figure 3.1. Chaque étape est dédiée à un processus bien précis. L'étape 1 concerne le processus de modélisation des apprenants. L'étape 2 est réservée au processus de regroupement. L'étape 3 est

dédiée au processus du calibrage collaboratif et enfin l'étape 4 présente le processus d'affectation et d'évaluation des travaux.

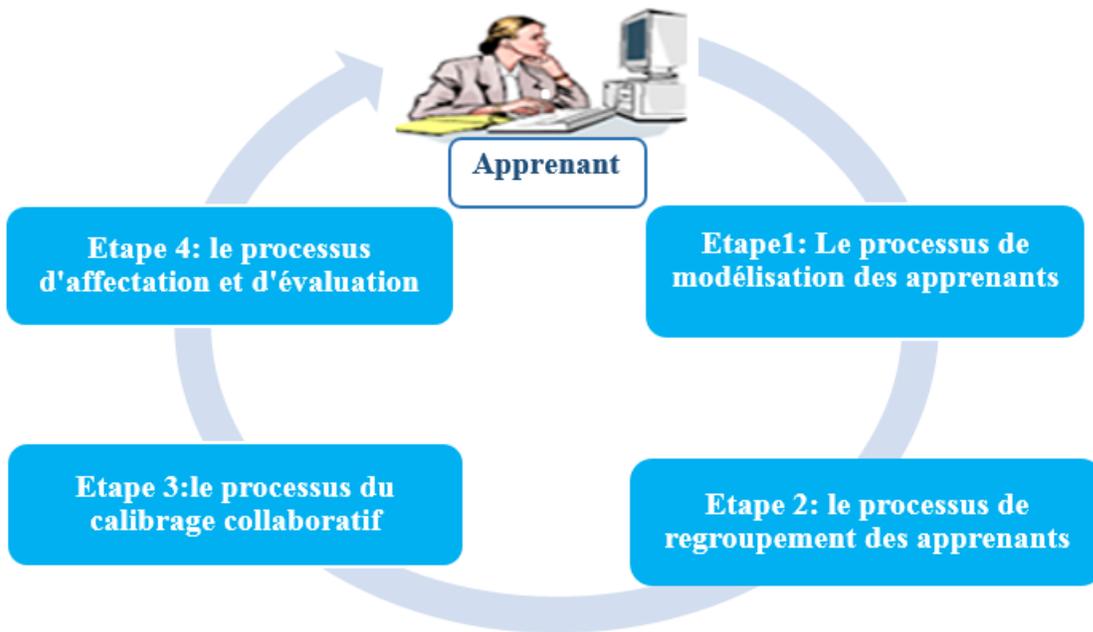


Figure 3. 1: Description de l'approche proposée pour le processus d'évaluation par les pairs avec le calibrage collaboratif (Boudria et al.,2018).

L'approche proposée est adoptée par un MOOC conçu à l'université 8 Mai 1945 Guelma en Algérie dédié à l'apprentissage de l'algorithmique "ColMOOC-Algo" (MOOC collaboratif pour apprendre les concepts algorithmiques). ColMOOC-Algo fournit aux apprenants un ensemble d'outils, c'est-à-dire des moyens didactiques (programmes, documents, projets, activités pédagogiques, fichiers PDF, vidéos, ressources multimédias, outils de communication...etc.) pour la réalisation des principales activités pédagogiques et administratives pour tous les acteurs humains (apprenants, enseignants et administrateurs). En fait, ColMOOC-Algo est composé de quatre sous-systèmes (modules). Chaque module est responsable de l'un des processus proposés précédemment.

Le module de modélisation gère les différents profils d'apprenants. Le module de regroupement et du calibrage collaboratif prend en compte la composition des groupes d'apprenants ainsi que leurs

entraînements ensemble. Le module d'évaluation s'occupe des affectations des travaux, du processus de l'évaluation par les pairs, ainsi que la gestion des notes. Le module de gestion des ressources pédagogiques prend en compte les ressources multimédias, les ressources PDF du cours ainsi que les exercices des évaluations proposées par l'enseignant. La Figure 3.2 illustre l'architecture générale du MOOC proposé.

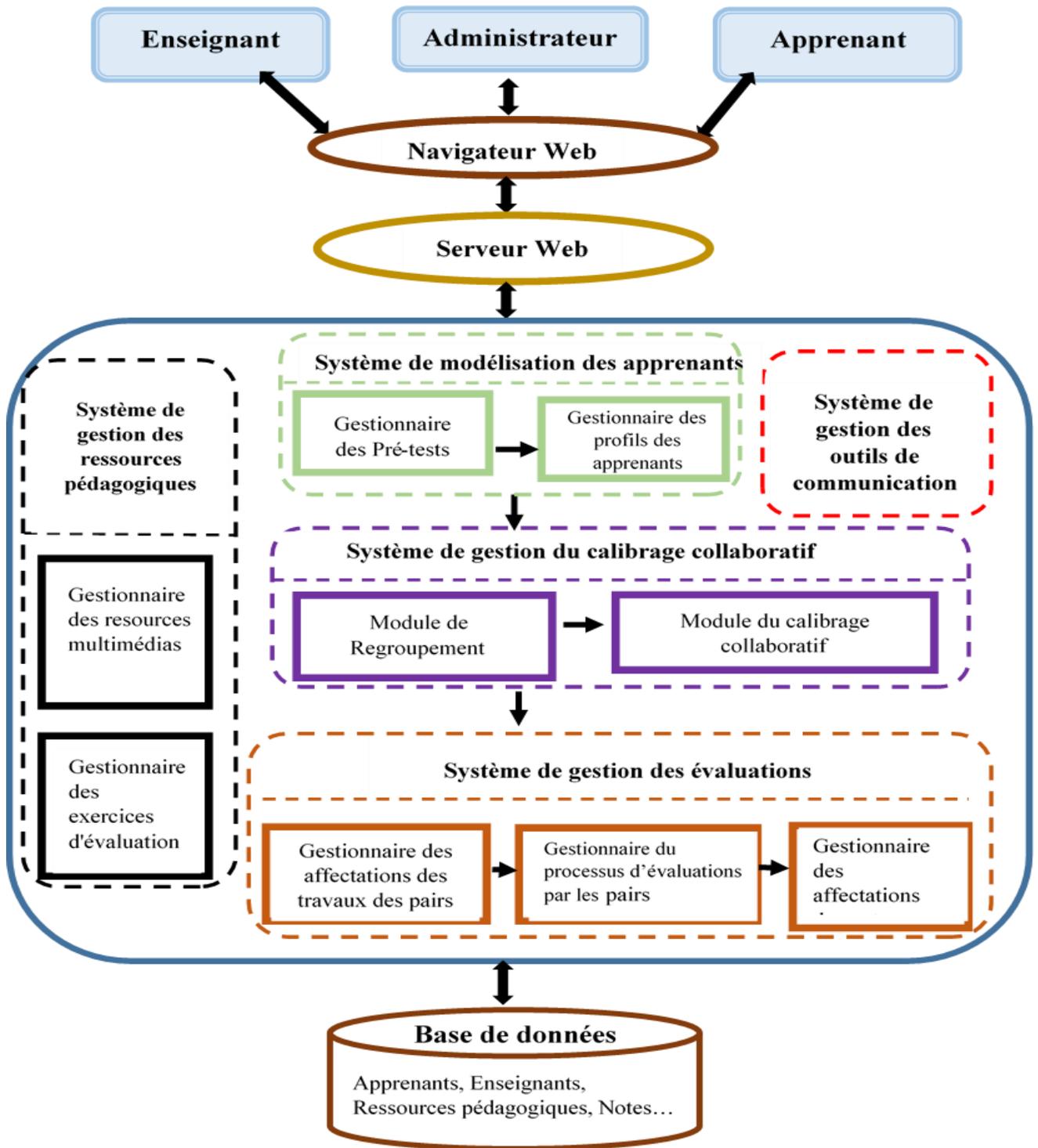


Figure 3. 2: Architecture générale du système ColMOOC-Algo adoptant l'approche proposée (Boudria et al., 2018).

Nous présentons dans ce qui suit, le rôle et la fonction de chaque sous-système dans ColMOOC- Algo.

3.4.1 Système de gestion des ressources pédagogiques

Ce système permet à l'enseignant la gestion (ajouter, modifier et supprimer) des ressources pédagogiques associées au cours, telles que les ressources multimédias et les fichiers PDF. De plus, il permet aux apprenants de voir et de télécharger ces ressources pédagogiques.

3.4.1.1 Gestionnaire des exercices d'évaluation

Ce gestionnaire fournit aux enseignants les outils nécessaires pour créer et mettre à jour une série d'exercices. Ces exercices peuvent être des prétests (évaluation des connaissances pré requises) ou posttests utilisés pour définir le profil cognitif des apprenants (degré de maîtrise et trouver où les apprenants ont des difficultés dans le processus d'apprentissage). De plus, notre système offre plusieurs types d'exercices.

3.4.2 Système de gestion des outils de communication

Il a comme tâche la gestion des différents outils de communication offerts aux apprenants (messagerie électronique, forum, chat). En plus, il offre aux apprenants un ensemble d'indicateurs facilitant ainsi le suivi de leurs activités.

3.4.3 Système de modélisation de l'apprenant

Notre objectif principal est d'offrir aux apprenants une panoplie d'outils et des mécanismes afin de les soutenir et les motiver dans le but de diminuer le taux de décrochage dans les MOOC. Ces outils doivent tenir compte des informations relatives aux apprenants. Ces informations concernent toutes les actions menées par les apprenants pendant le suivi des cours. Elles concernent essentiellement les activités d'apprentissage, d'évaluation, de tutorat et d'interaction avec les autres acteurs humains du système. Afin de bien bénéficier de ces données, nous proposons de les regrouper selon la nature de l'activité et les présenter dans un modèle ou profils.

La modélisation des apprenants est une étape importante dans tout système d'apprentissage à distance. C'est la base de toutes les transactions offertes par le système telles que l'apprentissage, l'évaluation, le suivi, le tutorat, la communication ...etc., cela nécessite une bonne connaissance des caractéristiques et des besoins de chaque apprenant tels que les intérêts et les motivations afin d'assurer un apprentissage adéquat. Dans le cadre des MOOC, plusieurs activités peuvent être déléguées aux apprenants en plus de leur activité d'apprentissage comme l'évaluation et le tutorat. Pour cette raison, le modèle de l'apprenant proposé incorpore ces deux activités (Boudria et al., 2017).

Comme nous l'avons déjà signalé précédemment, notre objectif global est de proposer un modèle de l'apprenant à utiliser principalement dans les MOOC. Ce modèle doit contenir toutes les informations sur les apprenants. Ces dernières peuvent être statiques (données personnelles) et dynamiques (niveau de connaissances, difficultés d'apprentissage, compétences personnelles.). S'il y a un consensus sur la partie statique, plusieurs divergences sont constatées sur la partie dynamique. En effet, cette dernière est soumise à plusieurs contraintes et dépend étroitement du type de l'environnement d'apprentissage.

Les contributions proposées dans cette thèse sont basées essentiellement sur les traces laissées par les apprenants pendant leurs apprentissages et leurs interactions avec le système et avec leurs pairs. Pour cette raison, on présente un modèle général et évolutif de l'apprenant qui englobe tous les profils proposés et utilisés dans cette thèse (selon le besoin de chaque approche proposée). Le profil de l'apprenant est composé d'informations qui identifient les capacités d'un apprenant. En pratique, il existe le profil personnel (nom, âge, ...etc.), le profil cognitif (niveau d'étude, expérience, ...etc.), le profil comportemental (relation sociale, ..etc.).

Dans ce travail, nous avons besoin de connaître la capacité de chaque apprenant à évaluer les productions de ses pairs. C'est pourquoi nous avons proposé de créer un nouveau profil appelé : le profil évaluateur de l'apprenant. Comme nous l'avons déjà mentionné plus haut, notre modèle de l'apprenant proposé comporte deux parties : une partie statique et une partie dynamique.

3.4.3.1 Partie Statique (Profil Personnel)

La partie statique également appelée Profil personnel, représente toutes les informations personnelles de l'apprenant telles que le nom, le prénom, l'âge, le genre, la date de naissance, la nationalité, le dernier diplôme obtenu...etc. Ces informations ne sont pas extraites des traces, mais elles sont définies pendant le processus d'inscription. L'apprenant peut effectuer une mise à jour de ses informations à n'importe quel moment après son inscription au MOOC.

3.4.3.2 La partie Dynamique

Elle contient toutes les informations et les différentes situations des apprenants extraites à partir des traces laissées par les apprenants au cours des processus d'apprentissage, d'évaluation, de tutorat et d'interaction sociale. Le modèle de l'apprenant proposé est composé du profil cognitif qui indique le niveau de connaissances de chaque apprenant (c'est-à-dire les connaissances, l'acquisition et les capacités), et le profil évaluateur qui indique le niveau d'évaluation pour chaque apprenant.

3.4.3.2.1 Profil Cognitif

Le profil cognitif de l'apprenant désigne le niveau de la maîtrise (acquisition et capacités) des connaissances de l'apprenant dans une matière d'apprentissage¹¹ donnée. Dans notre système, après leurs inscriptions dans le MOOC, les apprenants sont invités à initialiser leurs profils cognitifs en passant un pré-test concernant les concepts de base de l'algorithmique (la matière enseignée dans notre MOOC). Ce test est sous la forme d'un QCM (Questions à Choix Multiples) proposé et validé par les enseignants pour initialiser les profils cognitifs des apprenants, situer leurs niveaux de connaissances et diagnostiquer leurs faiblesses. Selon les résultats obtenus en pré-test, le profil cognitif de chaque apprenant peut être calculé et les apprenants sont dispatchés en cinq classes : très faible, faible, moyen, bon et Excellent. Puis, ce niveau (profil) change à chaque fois que l'apprenant fasse d'autres tests.

¹¹ Matière d'apprentissage représente la matière enseignée dans le MOOC, tel que l'algorithmique, la base de données, etc.

La formule utilisée pour calculer le profil cognitif PC de l'apprenant (x) est la suivante (Boudria et al.,2017) :

$$PC(x) = \frac{\text{Nombre de bonnes réponses}(x)}{\text{Nombre total des questions}} * 100 \dots \dots \dots (3.1)$$

Les conditions C1 à C5 (voir encadré plus bas), utilisant les scores maximaux, permettent la détermination du profil cognitif (PC) de chaque apprenant x :

- C1 : Si $(PC(x) < 25\%) \rightarrow$ le profil cognitif de l'apprenant est « Très faible ».
- C2 : Si $(25\% \leq PC(x) < 45\%) \rightarrow$ le profil cognitif de l'apprenant est « faible ».
- C3 : Si $(45\% \leq PC(x) < 60\%) \rightarrow$ le profil cognitif de l'apprenant est « moyen ».
- C4 : Si $(60\% \leq PC(x) < 85\%) \rightarrow$ le profil cognitif de l'apprenant est « bon ».
- C5 : Si $(85\% \leq PC(x) \leq 100\%) \rightarrow$ le profil cognitif de l'apprenant est « Excellent ».

3.4.3.2.2 Profil Evaluator

Comme nous l'avons mentionné précédemment, on va déléguer le processus d'évaluation aux apprenants, pour cela nous avons créé une nouvelle composante du modèle de l'apprenant appelée « Profil Evaluator (PE) ». Le Profil Evaluator désigne la capacité de l'apprenant à évaluer les travaux de ses pairs. L'objectif est de connaître le niveau d'évaluation de chaque apprenant par rapport aux niveaux des enseignants correcteurs (staff des évaluateurs), puis de les pré-classer en fonction de ce profil. Le processus d'initialisation du Profil Evaluator de l'apprenant passe par les étapes suivantes :

- **Étape 1** : Les enseignants préparent cinq travaux standards avec des erreurs délibérées.

- **Étape 2** : Le système renvoie ces cinq travaux avec la grille d'évaluation à chaque apprenant inscrit dans le cours (MOOC), en spécifiant une période requise pour effectuer l'évaluation.
- **Étape 3** : Après l'échéancier de la période d'évaluation, le système compare les notes données par les apprenants (pour les cinq travaux) avec celles données par le staff des évaluateurs (ce staff est composé d'un groupe d'enseignants).
- **Étape 4** : Selon le taux de similarité calculé entre ces notes, le Profil Evaluator de l'apprenant est initialisé.

Nous rappelons que nous avons adopté la notation utilisée dans les universités Algériennes (20 points). La Figure 3.3 décrit le processus d'initialisation du Profil Evaluator de chaque apprenant.

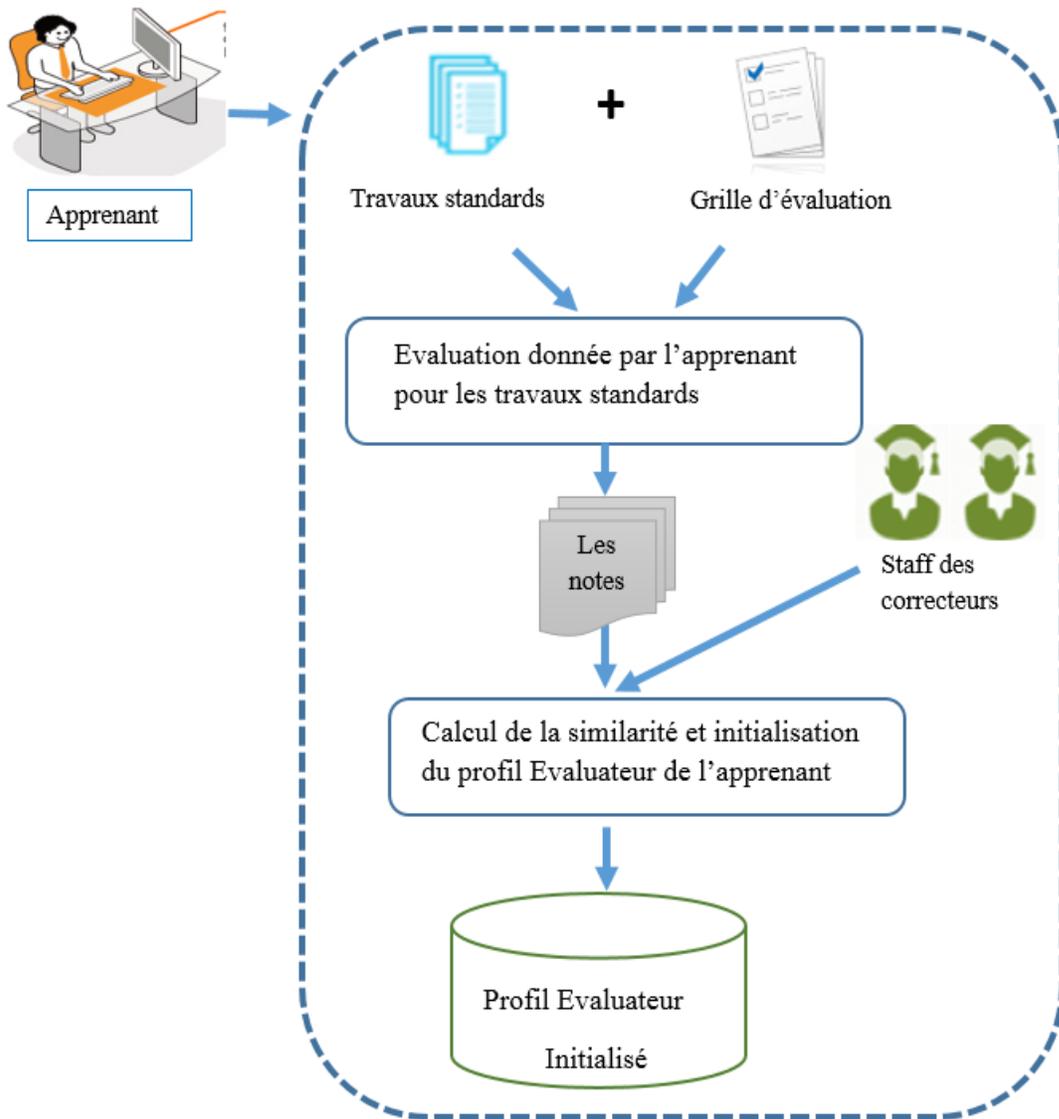


Figure 3. 3: Processus d'initialisation du Profil Evalueur de l'apprenant (Boudria et al., 2018).

L'algorithme d'initialisation du profil Evalueur de l'apprenant est le suivant (Algorithme1).

Algorithme1 : Modélisation de l'apprenant (i) et calcul de la similarité

Entrée : L = Liste des apprenants
N = travaux standards (dans notre cas N = 5)
Notes de N travaux évalués par les apprenants
Notes de N travaux évalués par les évaluateurs

Sortie : Profil Evalueur de l'apprenant i ;
Sim : Vecteur de similarité

Début

Pour chaque (apprenant $i \in L$) **faire**

Pour chaque (travail $j \in N$) **faire**

Calculer $D_{ij} = |(note(ij) - note(sj))|$ // Où $note(ij)$: représente la note donnée par l'apprenant 'i' pour le travail j;
// $note(sj)$: représente la note donnée par l'évaluateur 's' pour le travail 'j';

Fin pour ;

Calculer $A(D_{ij}) = \sum_{j=1}^n D_{ij} / N$ // ($A(D_{ij})$ la moyenne de toutes les distances)

Sim = ($A(D_{ij}) * 100$) / 20

si Sim appartient à [0, 5%] alors le profil Evalueur de l'apprenant est défini comme «Très bien»

Sinon si Sim appartient à] 5, 10%] **alors** le profil Evalueur de l'apprenant est défini comme «Bien»

Sinon si Sim appartient à] 10, 15%] **alors** le profil Evalueur de l'apprenant est défini comme «Moyen»

Sinon si Sim appartient à] 15, 20%] **alors** le profil Evalueur de l'apprenant est défini comme «Mauvais»

Sinon si Sim appartient à] 20, 25%] **alors** le profil Evalueur de l'apprenant est défini comme «Assez mauvais»

Sinon Le profil Evalueur de l'apprenant est défini comme «très mauvais» ;

Fin si

Fin pour ;

Fin.

3.4.4 Système de gestion du calibrage collaboratif

Dans cette section, nous décrivons notre nouvelle méthode proposée pour améliorer les niveaux d'évaluation des apprenants : La méthode du calibrage collaboratif. Cette méthode vise à augmenter les interactions et à promouvoir la productivité entre les apprenants, car elle crée un environnement positif où chaque apprenant se sent détendu et accepté dans le groupe.

3.4.4.1 Module du regroupement des apprenants

Après avoir initialisé le *Profil Evalueur* de chaque apprenant, le système applique un algorithme pour regrouper les apprenants en groupes de quatre. Ces groupes représentent la communauté d'évaluation qui va participer au processus d'évaluation par les pairs. L'objectif est de former des groupes de quatre apprenants dans chacun avec des différents profils d'apprenants (Profil Evalueur). Nous choisissons quatre apprenants dans chaque groupe, car, selon la majorité de recherches citées dans la littérature dans les systèmes d'apprentissage collaboratif, le nombre idéal d'apprenants pour former un groupe est de quatre parce qu'il maximise les interactions entre les membres (Lafifi et al., 2014). Notre objectif est de rassembler des apprenants en groupes ayant des Profils Evalueurs complémentaires. En conséquence, les apprenants partageront les idées et les opinions sur les productions de leurs pairs. L'algorithme proposé consiste à ordonner les apprenants en ordre décroissant en fonction de leurs profils Evalueur. En d'autres termes, cet algorithme classera les apprenants en fonction de leur taux de similarité calculé lors de l'initialisation de leurs profils Evalueurs. Par conséquent, il place dans le même groupe les apprenants ayant le taux de similarité le plus élevé avec ceux ayant le taux de similarité le plus faible, ainsi de suite. Ce processus est effectué comme suit (Boudria et al., 2018):

- **Itération 1** : L'algorithme classe les apprenants en fonction de leurs taux de similarité (Ordre décroissant) ;
- **Itération 2** : L'algorithme met le premier et le dernier apprenant dans le même groupe, et le deuxième et l'avant-dernier dans un autre groupe, jusqu'à la fin de la liste des apprenants ;
- **Itération 3** : Là encore, il calcule le taux de similarité des groupes obtenus (les groupes de binômes) ;

- **Itération 4** : Une fois de plus, les groupes obtenus seront ordonnés selon la moyenne des deux taux de similarité. Ensuite, l'algorithme applique l'itération 2 pour obtenir quatre apprenants du même groupe. S'il y a un groupe avec un seul apprenant, le système le placera dans le dernier groupe.

Au terme de ce processus, nous aurons des groupes homogènes avec des apprenants hétérogènes. L'algorithme 2 décrit l'affectation des apprenants à leurs groupes en fonction de leurs Profils Evaluateurs obtenus.

Algorithme 2 : Le regroupement automatique des apprenants

Entrée : tab= liste des apprenants

Sim = vecteur de similarité

Sortie : GR : groupes d'apprenants

Début

- Classification des apprenants dans un tableau T, avec ordre décroissant du taux de similarité ;
- Calcul du nombre maximum de groupes Ng;

L = longueur (T) ;

Ng (nombre de groupes) = (L div 2);

- Créer Ng tables T_i ($i = 1 .. Ng$) (chaque table contient au maximum 2 composants) ;

- Regroupement des apprenants :

k = 1;

Pour (k = 1 ; k <= (L div 2); k ++) **faire**

 i = k;

Pour (j = 1; j <= 2; j ++) **faire**

$T_k(j) = T(i)$;

 i = (L-i) +1;

Fin pour;

Fin pour;

- Traitement spécial du dernier apprenant : **si** le nombre des apprenants n'est pas un multiple de 2

Si (L mod 2) = 1, **alors** attribuer l'apprenant non alloué de T ((L / 2) + 1) au groupe T_k ;

- calcul de la moyenne du taux de similarité du groupe de paires ;

- classification des groupes de paires dans un tableau D, avec ordre décroissant de la moyenne du taux de similarité ;

- calcul du nombre maximum de groupes Ng1;

L1 = longueur (D);

Ng1 (nombre de groupes) = (L1 div 2)

- Créer Ng1 tables D_i ($i = 1 .. Ng1$) (chaque table contient au maximum 4 composants) ;

- Regroupement des apprenants :

f = 1;

Pour (f = 1; f <= (L1 / 2); f ++) **faire**

 i = f;

Pour (g = 1; g <= 2; g ++)

$T_f(g) = D(i)$;

$$i = (L1-i) + 1;$$

Fin pour;

Ajouter T_f dans GR;

Fin pour;

Traitement spécial du dernier groupe si le nombre de groupes n'est pas un multiple de 2

si $(L1 \bmod 2) = 1$, **alors** allouer le groupe non alloué de $T ((L1 / 2) + 1)$ au groupe T_f ;

Fin si ;

FIN.

3.4.4.1.1 Exemple illustratif du regroupement des apprenants

La Figure 3.4 présente un exemple illustratif avec 8 apprenants sur lesquels l'algorithme de regroupement proposé a été appliqué pour bien comprendre son fonctionnement (Boudria et al., 2018).

Nombre des apprenants	N =8								
Processus d'extraction des profils Evalueateur des apprenants	Nom	Fares	Mouna	Maram	Anes	Doua	Karim	Mohamed	Dounia
	Profil	Très bien	Mauvais	Bien	Bien	Moyen	très mauvais	Très bien	Assez mauvais
Classification des apprenants dans la table (T)	Table T								
	Nom	Fares	Mohamed	Anes	Maram	Doua	Mouna	Dounia	Karim
Profil	Très bien	Très bien	Bien	Bien	Moyen	Mauvais	Assez mauvais	très mauvais	
Extraction du nombre maximal des groupes de pairs(les binômes)	Ng=4								
Extraction des membres de chaque groupe	Groupe1		Groupe2		Groupe3		Groupe4		
	Fares, Karim		Mohamed, Dounia		Anes, Mouna		Maram, Doua		

Extraction de la moyenne du taux de similarité pour les groupes de binômes	<table border="1"> <tr> <th data-bbox="475 275 695 407">Les membres des groupes de binômes</th> <td data-bbox="695 275 914 407">Fares, Karim</td> <td data-bbox="914 275 1133 407">Mohamed, Dounia</td> <td data-bbox="1133 275 1352 407">Anes, Mouna</td> <td data-bbox="1352 275 1487 407">Maram, Doua</td> </tr> <tr> <th data-bbox="475 407 695 548">La moyenne du taux de similarité</th> <td data-bbox="695 407 914 548">18%</td> <td data-bbox="914 407 1133 548">10%</td> <td data-bbox="1133 407 1352 548">9%</td> <td data-bbox="1352 407 1487 548">6%</td> </tr> </table>	Les membres des groupes de binômes	Fares, Karim	Mohamed, Dounia	Anes, Mouna	Maram, Doua	La moyenne du taux de similarité	18%	10%	9%	6%		
Les membres des groupes de binômes	Fares, Karim	Mohamed, Dounia	Anes, Mouna	Maram, Doua									
La moyenne du taux de similarité	18%	10%	9%	6%									
Classification des apprenants dans la tabe (D)	<p>Table D</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th data-bbox="443 611 695 669">Groupe1</th> <th data-bbox="695 611 943 669">Groupe2</th> <th data-bbox="943 611 1192 669">Groupe3</th> <th data-bbox="1192 611 1443 669">Groupe4</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td data-bbox="443 669 695 793">Maram, Doua</td> <td data-bbox="695 669 943 793">Anes, Mouna</td> <td data-bbox="943 669 1192 793">Mohamed, Dounia</td> <td data-bbox="1192 669 1443 793">Fares, Karim</td> </tr> <tr> <td data-bbox="443 793 695 852">6%</td> <td data-bbox="695 793 943 852">9%</td> <td data-bbox="943 793 1192 852">10%</td> <td data-bbox="1192 793 1443 852">18%</td> </tr> </tbody> </table>	Groupe1	Groupe2	Groupe3	Groupe4	Maram, Doua	Anes, Mouna	Mohamed, Dounia	Fares, Karim	6%	9%	10%	18%
Groupe1	Groupe2	Groupe3	Groupe4										
Maram, Doua	Anes, Mouna	Mohamed, Dounia	Fares, Karim										
6%	9%	10%	18%										
Extraction du nombre maximal des groupes	Ng =2												
Extraction des membres de chaque groupe	<table border="1"> <thead> <tr> <th data-bbox="443 1104 980 1163">Groupe1</th> <th data-bbox="980 1104 1521 1163">Groupe2</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td data-bbox="443 1163 980 1222">Maram, Doua, Fares, Karim</td> <td data-bbox="980 1163 1521 1222">Anes, Mouna, Mohamed, Dounia</td> </tr> </tbody> </table>	Groupe1	Groupe2	Maram, Doua, Fares, Karim	Anes, Mouna, Mohamed, Dounia								
Groupe1	Groupe2												
Maram, Doua, Fares, Karim	Anes, Mouna, Mohamed, Dounia												

Figure 3. 4: Exemple illustrant le processus de regroupement des apprenants.

3.4.4.1.2 Leader du groupe

Après avoir affecté les apprenants à leurs groupes, le système désigne pour chaque groupe son leader (chef du groupe). Ce dernier sera responsable de :

- ❖ Assurer l'harmonie et la bonne coopération entre les membres de son groupe grâce à des communications synchrones et asynchrones.
- ❖ Vérifier le travail individuel de chaque membre du groupe.
- ❖ Initier l'évaluation collaborative dans le groupe.
- ❖ Renvoyer les travaux évalués par son groupe au personnel des évaluateurs.

Pour désigner le chef du groupe, le système choisit un apprenant ayant le taux de similarité avec le staff des évaluateurs le plus élevé parmi ceux des autres membres du groupe. Si deux apprenants ou plus ont le même taux de similarité, le système choisit l'apprenant qui a été inscrit le premier dans le MOOC.

3.4.4.2 Module du calibrage collaboratif proposé

« Le calibrage est le processus visant à ajuster un outil, un instrument, etc., afin qu'il remplisse une fonction donnée..., En fonction de l'évaluation, le calibrage peut englober des ajustements ayant pour effet d'accroître ou de réduire la quantité d'efforts requis ainsi que la portée des travaux et le degré d'analyse. »¹². Dans le présent travail, le terme calibrage désigne le processus d'ajustement des évaluations faites par les pairs et les évaluations faites par les enseignants, de manière à effectuer des évaluations fiables et proches.

Ce module est responsable du processus du calibrage collaboratif. Il prend en charge les étapes suivantes (Boudria et al., 2018) :

- **Étape 1** : Attribution initiale : les enseignants préparent cinq travaux standards avec des erreurs délibérées et une solution détaillée avec l'échelle associée.
- **Étape 2** : Évaluation individuelle : Chaque membre du groupe évaluera ces travaux standards individuellement pendant une période de «M» jours, (dans notre cas la période M = 5 jours).
- **Étape 3** : Évaluation collaborative : chaque membre présente ses évaluations aux membres de son groupe en utilisant les différents outils de communication synchrones et asynchrones (chat, e-mail, espace de collaboration) et ils échangent des idées et des opinions sur chaque travail.

¹²

file:///F:/DOCUMENTATIONS%20DOCTORAT_ASMA%202020/Calibrage%20des%20%C3%A9valuations%20-%20Facteurs%20%C3%A0%20prendre%20en%20consid%C3%A9ration%20-%20Canada.ca.html :
accès le 01 /10/2020 Dernier

- **Étape 4** : Décision finale du groupe : Les membres du groupe ne doivent fournir qu'une seule note d'évaluation pour chaque travail, qui sera retournée par le chef du groupe au staff des évaluateurs.
- **Étape 5** : Comparaison entre les notes des pairs et les notes du staff : Après l'échéancier de la période du calibrage collaboratif, le système compare les notes attribuées par chaque groupe à celles données par le staff des évaluateurs.
- **Étape 6** : Le calcul du taux de réussite du groupe : le système calcule le taux de réussite pour chaque groupe comme suit :
 - ❖ Le taux de réussite = nombre des travaux évalués positivement / nombre total des travaux
 - ❖ Le travail est évalué positivement si $|(note\ (staff) - note\ (groupe))| \leq 10\%$
- **Étape 7** : Test final, si le taux de réussite $\geq 60\%$, le groupe est considéré comme calibré et peut passer à la phase d'évaluation par les pairs, sinon le groupe reste dans la phase du calibrage et le processus sera répété depuis l'étape 1.
- **Étape 8** : Deuxième confirmation, si le taux de réussite $\geq 60\%$ et le nombre d'itérations égal à 1, le groupe reste dans la phase du calibrage et le processus sera répété à partir de l'étape 1.

La Figure 3.5 illustre le modèle générique du processus du calibrage collaboratif.

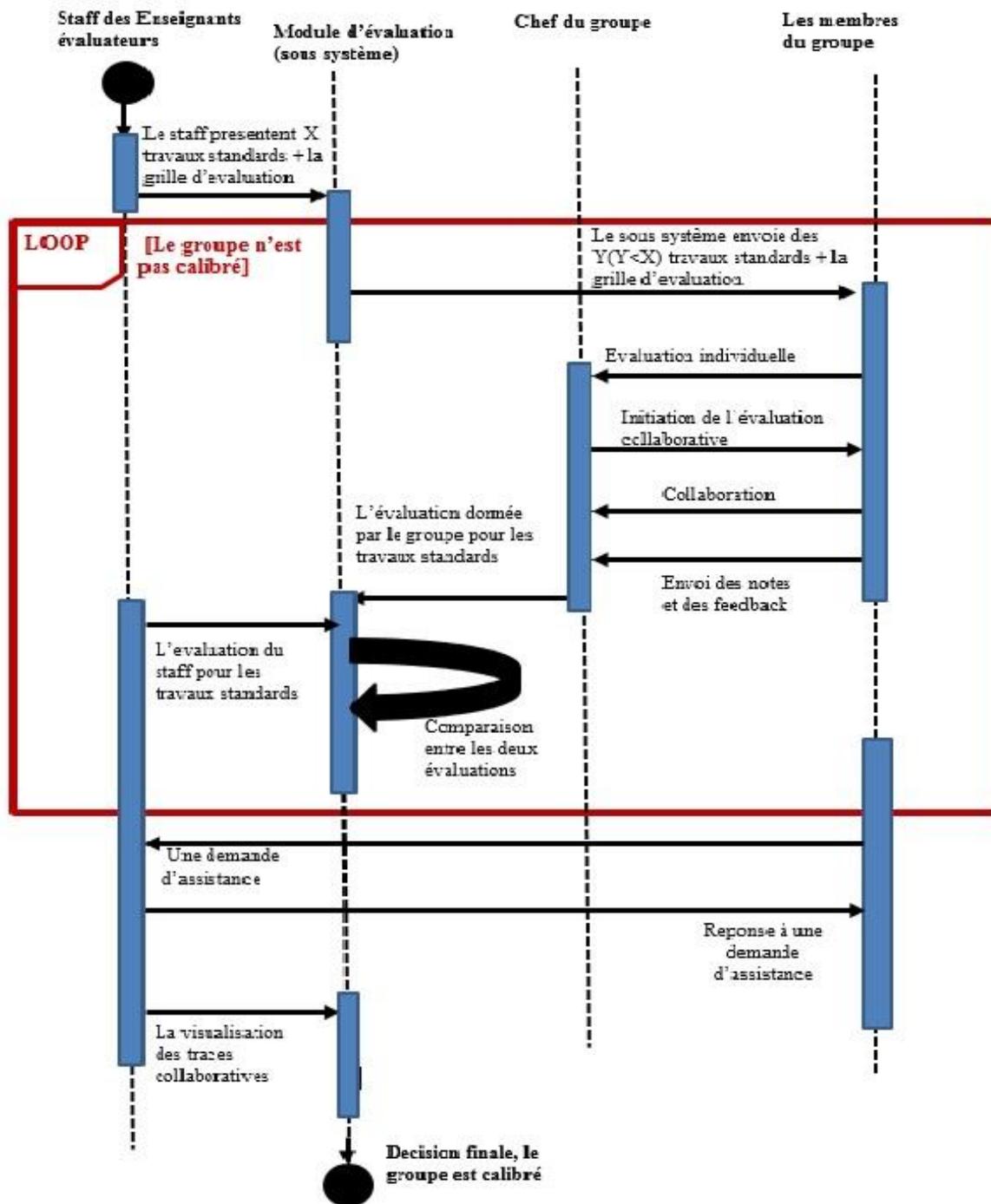


Figure 3. 5: Modèle générique du processus du calibrage collaboratif (Boudria et al., 2018).

3.4.4.3 Avantages du calibrage collaboratif

Le processus du calibrage collaboratif présente de nombreux avantages tels que :

- La collaboration entre les apprenants représente un apprentissage en lui-même, puisque les apprenants apprennent pour collaborer et collaborent pour apprendre.
- L'évaluation collaborative encourage les apprenants à évaluer les travaux de leurs pairs d'une façon subjective.
- La transformation de l'activité d'évaluation d'une tâche simple à un processus social important est enrichie par les interactions.
- La collaboration entre les apprenants pendant le processus d'évaluation est une occasion pour discuter leurs problèmes et leurs difficultés d'apprentissage. Si un apprenant souffre d'une difficulté de communication, de langue, ou de timidité, sa présence au sein du groupe lui donne une confiance en soi, puisque les apprenants ne se gênent pas à s'exprimer devant leurs pairs et de cette façon on assure que les apprenants n'abandonnent pas le processus d'évaluation.
- Optimisation de l'effort et du temps de l'évaluateur : au lieu de calibrer chaque apprenant individuellement avec différents points de vue et différents niveaux, l'évaluateur calibre le point de vue du groupe, après avoir été validé collaborativement dans le groupe.
- Augmenter le degré d'homogénéité du groupe afin de rendre le processus d'évaluation plus précis et raisonnable.
- Augmenter la fiabilité des pairs, puisque l'évaluation donnée par plusieurs personnes (groupe) est plus précise que celle donnée par un individu.
- Il aide à prendre une décision adaptée en fonction des opinions des membres du groupe.
- L'évaluateur (le personnel) reçoit $N / 4$ opinions dans l'ensemble au lieu de recevoir N opinions individuelles qui représente un travail fastidieux pour lui d'ajuster chaque opinion séparément.
- Croire en reconnaissant leurs forces que les apprenants ont la capacité d'apprendre, de corriger, de marquer et d'atteindre leurs objectifs.

- Mettre l'accent sur les affirmations positives plutôt que sur les affirmations négatives lorsque les apprenants interagissent les uns avec les autres et amener les plus faibles vers des résultats positifs plutôt que de souligner leurs erreurs.

3.4.5 Système de gestion des évaluations

Ce système gère le processus d'évaluation par les pairs. Il prend en charge la distribution des travaux avec la grille d'évaluation aux groupes apprenants inscrits dans le MOOC. De plus, ce module gère toutes les tâches relatives à ce processus comme :

- Affectation des travaux (les productions de pairs) aux groupes des apprenants déjà calibrés.
- Assurer le double anonymat, c'est à dire que l'identité de l'auteur (l'apprenant) et de l'apprenant -évaluateur reste anonyme.
- Le rappel de la date limite de chaque étape de ce processus par exemple la date limite pour l'évaluation individuelle, la date limite pour l'évaluation collaborative et la date limite pour retourner la note du groupe.
- Distribution des notes où la note finale d'un travail est la note donnée par le groupe des pairs.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle approche originale pour le processus d'évaluation par les pairs dans les MOOC basée sur la méthode du calibrage collaboratif. Cette approche vise à : (i) améliorer les compétences des apprenants dans le processus d'évaluation en les formant en groupe avant d'évaluer leurs pairs et (ii) à augmenter le degré de confiance dans l'évaluation par les pairs puisque la collaboration entre les apprenants-évaluateurs produit des évaluations plus fiables et cohérentes.

Dans l'approche proposée, nous avons mis en place un nouveau modèle effectif, opérationnel et fiable visant la détermination des capacités des apprenants à évaluer leurs pairs ce qui permet en fin de dresser un profil Evalueur des apprenants. Puis, nous avons regroupé les apprenants dans

des communautés d'évaluation avec des profils Evaluateurs distincts et complémentaires afin de maximiser les interactions et les échanges entre les apprenants. Ensuite, nous avons fait entraîner les communautés d'évaluation sur des travaux standards préparés d'avance par le staff des enseignants afin de minimiser les différences de notation entre les membres du même groupe, et celles données par le staff des enseignants.

Un autre défi majeur des MOOC implémentés est le taux élevé des abandons. L'isolement social est considéré comme l'une des principales causes de ce problème. Notre solution proposée pour réduire le taux de décrochage dans les MOOC fera l'objet du prochain chapitre.

CHAPITRE 4

**UNE NOUVELLE APPROCHE POUR
L'IDENTIFICATION DES APPRENANTS A
RISQUE D'ABANDONNER LEURS MOOC
FONDEE SUR LES INTERACTIONS SOCIALES**

Chapitre 4

Une nouvelle approche pour l'identification des apprenants à risque d'abandonner leurs MOOC fondée sur les interactions sociales

4.1 Introduction

Ce quatrième chapitre est dédié à notre deuxième objectif de travail qui est « l'étude de l'impact d'utilisation de l'aspect social sur la réduction du taux des abandons dans les MOOC ». Pour cela, nous décrivons une nouvelle approche pour l'identification des apprenants à risque d'abandonner leurs MOOC fondée sur les interactions sociales. Notre but est d'identifier les apprenants isolés socialement puis les inciter à participer aux différentes activités sociales offertes par le MOOC à l'aide d'un tuteur influenceur.

Dans ce chapitre, nous allons présenter dans un premier temps notre deuxième problématique de recherche, et nos propositions qui répondent à cette problématique. Ensuite, nous présenterons les différentes parties de notre proposition : 1) le calcul des indicateurs qui constituent le profil social des apprenants dans un MOOC, suivi par des exemples explicatifs, 2) la détection des apprenants isolés socialement, 3) l'identification des tuteurs influenceurs et les tuteurs favoris, 4) la recommandation des tuteurs aux apprenants isolés socialement et on referme ce chapitre par une conclusion.

4.2 Deuxième problématique de recherche

Un autre problème auquel sont confrontés les MOOC est le faible taux d'achèvement. En effet, la majorité des apprenants qui s'inscrivent à un MOOC ne le finissent pas jusqu'à la fin malgré tous

les avantages qu'ils offrent. Ceci a été considéré comme une déception pour les défenseurs des MOOC.

Afin de réduire ce taux d'abandon, quelques chercheurs ont proposé de doter ces MOOC par des moyens de personnalisation de tels environnements selon différents critères (profils des apprenants, compétences des apprenants, systèmes d'exploitation des apprenants, le débit de la connexion chez les apprenants, etc.) (Lefevre et al., 2016). D'autres chercheurs ont proposé de motiver les apprenants et les responsabiliser par la réalisation de quelques tâches autre que l'apprentissage comme l'évaluation des productions (devoir ou un autre type d'évaluation) (François, 2014 ; Watted et al.,2018), connue sous l'évaluation par les pairs. Enfin, quelques recherches ont proposé d'incorporer la collaboration entre les apprenants afin de réduire les effets négatifs de l'isolement de l'apprenant (Lafifi et al., 2018).

Notre objectif dans cet axe est de contribuer aux efforts menés pour réduire le taux d'abandon qui, malgré les différentes solutions exposées précédemment, est toujours dans des niveaux inquiétants. Pour ce faire, nous proposons d'offrir des moyens et des outils pour éliminer l'isolement social de l'apprenant d'une part et d'augmenter les interactions sociales, les interventions, et le support des tuteurs d'une autre part. De ce fait, deux questions importantes se posent :

- Comment identifier les apprenants isolés socialement ?
- Est-ce que la réduction du nombre d'apprenants isolés socialement peut réduire le nombre des abandons ?

4.3 Contributions

Les réseaux sociaux ont connu un développement rapide et une popularité dans le monde entier. Ils s'intègrent de plus en plus dans notre vie et dans le paysage de l'enseignement supérieur. Ils deviennent l'un des outils de communication les plus importants entre les personnes de nos jours. Plusieurs chercheurs se sont intéressés aux réseaux sociaux et à leurs impacts dans le domaine de l'éducation, ils jugent que l'utilisation *des réseaux sociaux présente divers avantages dans le contexte éducatif* comme : *la collaboration, le partage des connaissances, les intérêts communs,*

la participation active et la réflexion (Mazman & Usluel, 2009). En outre, une étude antérieure montre que les étudiants qui interagissent avec leurs pairs sont moins susceptibles d'abandonner leurs cours (Labarthe et al., 2016).

En outre, Santos et ses collègues (2014) ont constaté que les étudiants qui utilisent fréquemment les outils de communication auraient un taux de réussite plus élevé au cours. Ainsi, les réseaux sociaux font partie des solutions potentielles pour le problème d'abandon.

Etant donné la popularité des réseaux sociaux, comme nous l'avons mentionné précédemment, nous avons décidé d'adopter leurs concepts dans notre étude afin de stimuler et de maximiser les interactions entre les apprenants, car nous pensons, comme d'autres recherches (Labarthe et al. 2016), qu'il est nécessaire de maintenir les apprenants impliqués dans le MOOC.

Dans ce travail, nous essayons d'étudier la possibilité d'utiliser l'aspect social pour réduire le taux d'abandon des apprenants dans les MOOC. Pour cette raison, nous avons exploré deux approches qui peuvent encourager les interactions sociales entre les apprenants. Tout d'abord, nous proposons d'offrir aux apprenants un environnement d'apprentissage social, avec quelques nouvelles activités sociales. Ensuite, nous appliquons un ensemble d'indicateurs et de mesures sociaux permettant d'identifier les apprenants qui ne communiquent pas avec leurs pairs. Ces derniers sont appelés « les apprenants isolés socialement ». Ensuite, nous mettons en place un système de recommandation qui suggère aux apprenants isolés socialement l'apprenant-tuteur approprié en se basant sur le facteur d'influence sociale et le facteur de préférence.

4.4 Détection des apprenants à risque d'abandonner leurs MOOC

Pour répondre aux deux questions présentées dans la section (**Deuxième problématique de recherche**), nous proposons dans cette section, une nouvelle approche pour la détection des apprenants susceptibles de quitter leurs MOOC en exploitant leurs relations sociales.

Le but de notre proposition est de diminuer le nombre des abandons dans les MOOC grâce à des interactions sociales entre les pairs. Cette approche est basée sur les traces laissées par les apprenants lors de la réalisation de leurs activités pédagogiques (apprentissage, évaluation,

communication, etc.). Pour cela, nous proposons d'offrir un environnement d'apprentissage social qui stimule les relations et intensifie les interactions sociales entre les apprenants du MOOC. Cette approche a été intégrée dans un environnement d'apprentissage social où les apprenants peuvent partager leurs opinions, critiquer et évaluer les publications des autres dans l'espace de partage par les actions sociales comme (Pertinent/Non pertinent, J'aime/ Je n'aime pas, etc.). En outre, ils peuvent évaluer l'aide offerte par leurs apprenants-tuteurs par un vote social (Positif/ Non positif). En d'autres termes, ils contribuent au développement des compétences cognitives, communicationnelles et sociales de leurs pairs (Boudria et al., 2020).

Ensuite, sur la base des traces des apprenants, nous proposons d'appliquer un ensemble de mesures sociales pour identifier deux communautés d'apprenants appelées « apprenants isolés socialement » et « apprenants influenceurs ». La mission principale (ou le rôle) des apprenants Influenceur est d'aider l'équipe pédagogique à soutenir les autres apprenants en difficulté, en particulier les apprenants isolés socialement, pendant leur participation au MOOC.

Enfin, nous proposons un ensemble de recommandations pour offrir aux apprenants isolés socialement l'apprenant influenceur pertinent afin de renforcer le processus d'accompagnement de ces apprenants et ainsi minimiser le taux des abandons dans les MOOC. L'approche proposée a été intégrée dans l'architecture du système CollMOOC-Algo proposé par (Boudria et al., 2018) illustré dans la figure 4.1.

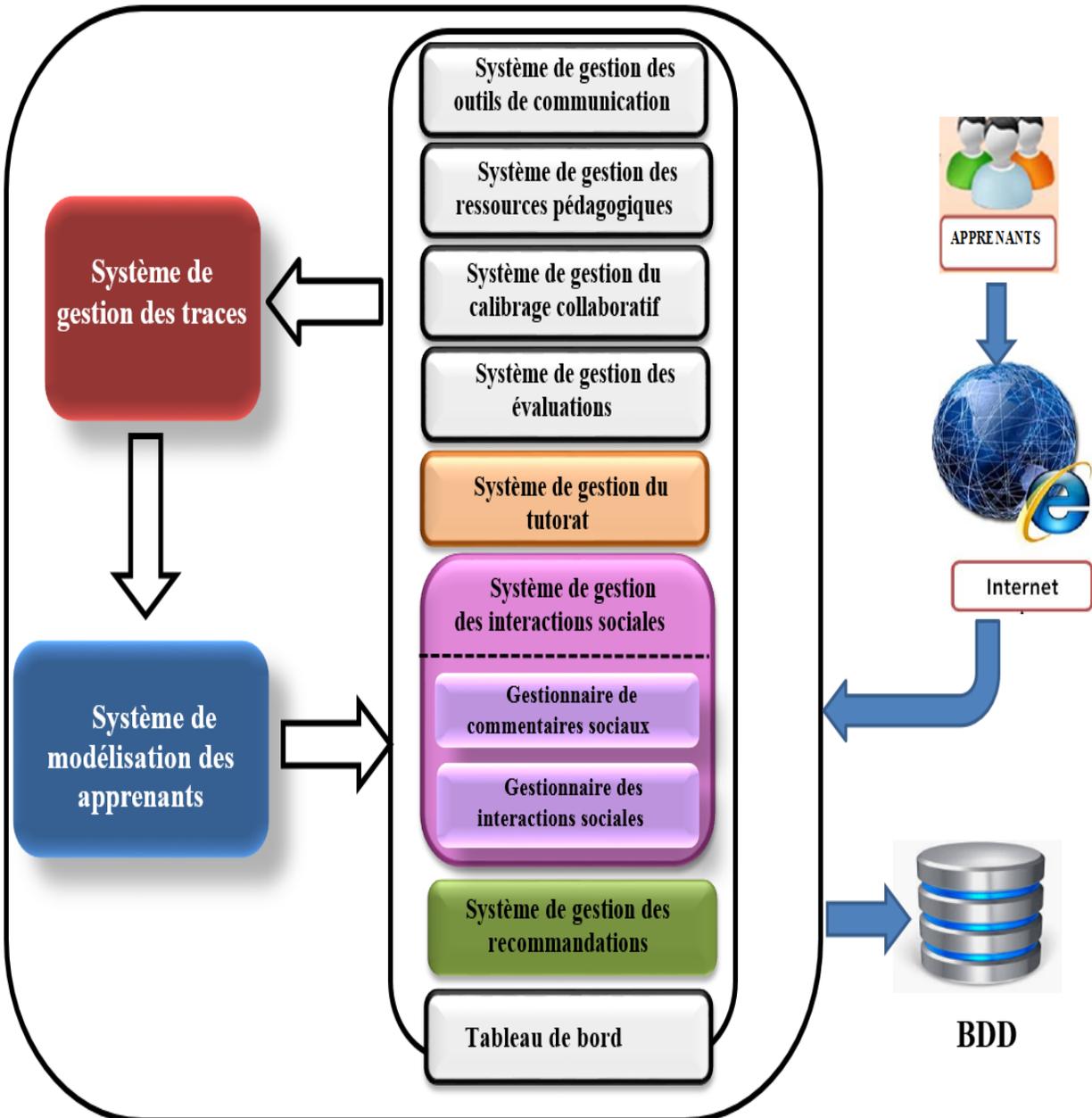


Figure 4. 1: Architecture générale du système ColMOOC-Algo (modifiée).

Afin d'atteindre les objectifs visés, nous avons proposé deux nouveaux sous-systèmes : le système de gestion des interactions sociales et le système de gestion des recommandations.

Le système de gestion des interactions sociales est composé d'un gestionnaire des interactions sociales et d'un système de gestion des commentaires. Ce dernier prend en charge le suivi des

commentaires et des annotations émis par les apprenants. En plus, les apprenants peuvent exprimer leurs avis sur le contenu du commentaire publié comme dans les réseaux sociaux. C'est une manière de personnaliser les MOOC aux apprenants d'une part et les socialiser d'autre part. En effet, à travers l'expression des avis des apprenants sur les commentaires postés, nous voulons ajouter une dimension sociale à notre MOOC et construire des connaissances supplémentaires à celles présentées dans les MOOC (Boudria et al., 2020).

Les nouveaux systèmes proposés ont été intégrés dans notre système MOOC appelé CollMOOC- Algo proposé par (Boudria et al.2018) qui offre des ressources d'apprentissage, certaines caractéristiques sociales (par exemple, le partage, commentaire, etc.) et recommande les apprenants-tuteurs pertinents. En outre, afin de maximiser les interactions sociales entre les apprenants, nous proposons d'ajouter de nouvelles actions sociales et de nouveaux indicateurs sociaux dans l'espace de partage et dans l'espace de tutorat par les pairs.

- 1- Nous proposons de doter notre MOOC d'un système de messagerie vocale (un outil de communication orale) qui peut recevoir et envoyer des messages audio asynchrones de courte durée. Cet outil permet aux apprenants de poser leurs questions sous forme orale comme dans le Messenger. Les objectifs de cet outil sont les suivants : premièrement, encourager les apprenants à communiquer avec leurs apprenants-tuteurs même s'ils ont des difficultés à communiquer par écrit. Deuxièmement, améliorer les compétences de communication des apprenants. Troisièmement, réduire au minimum le temps nécessaire à la rédaction d'un message texte. En outre, les apprenants en difficulté peuvent évaluer l'aide des apprenants-tuteurs comme étant : bénéfique, modérément bénéfique, non bénéfique (voir la section Facteur de Positivité). Chaque évaluation comporte un certain nombre de jetons qui sont considérés comme une récompense pour les apprenants-tuteurs. En outre, les apprenants peuvent marquer leurs apprenants-tuteurs préférés par une étoile et ils peuvent recommander ces apprenants-tuteurs à d'autres apprenants.
- 2- Nous proposons de doter notre espace de partage d'une nouvelle action sociale (Pertinent / Non pertinent). Cette action permet aux apprenants de juger la pertinence des contenus postés par leurs pairs. De plus, les apprenants peuvent marquer la mention (J'aime / Je n'aime pas) sur chaque nouveau sujet posté sur l'espace de partage (Boudria et al., 2020).

4.4.1 Identification automatique des apprenants isolés socialement

Dans cette étude, nous définissons les apprenants isolés socialement comme ceux qui n'interagissent pas suffisamment avec leurs pairs, avec leurs tuteurs et ne participent pas aux activités sociales. Afin de détecter ces apprenants, nous visons à appliquer des indicateurs et des mesures sociaux sur les traces laissées par ces apprenants afin de créer un nouveau profil pour les apprenants appelé "Profil Social". Ces traces sont recueillies au cours de toutes leurs interactions avec leurs pairs dans les différents outils de communication offerts par le système. Cette phase est effectuée périodiquement au début de chaque semaine en cours du MOOC appelée (semaine i) et en utilisant les données de la semaine précédente (semaine i-1) (Boudria et al., 2020).

4.4.1.1 Profile social

Nous définissons le profil social (PS) comme « les compétences et le comportement de l'apprenant pour créer ou participer à des interactions sociales avec ses pairs et ses tuteurs (interaction apprenant / apprenant, interaction apprenant / tuteur) ». Pour calculer le profil social de l'apprenant, nous devons calculer trois facteurs qui sont le **Facteur d'Interaction (FI)**, le **Facteur de Pertinence (FP)** et le **Facteur de Positivité (FPos)**.

La formule utilisée pour calculer le Profil Social (PS) de l'apprenant (x) est la suivante(Boudria et al., 2020):

$$PS(x) = \frac{P1*FI(x)+P2*FP(x)+P3*FPos(x)}{P1+P2+P3} * 100 \dots\dots\dots(4.1)$$

Où :

P1, P2 et P3 représentent la pondération attribuée à chaque facteur en fonction du degré d'importance de ces facteurs.

FI : représente le facteur d'interaction.

FP : représente le facteur de pertinence.

FPos : représente le facteur de positivité.

Les conditions C1 à C5 (voir encadré plus bas), utilisant les scores maximaux permettent la définition du Profil Social (PS) de chaque apprenant X comme suit :

- C1 : Si (85% <= PS (x) <=100%) alors le Profil Social de l'apprenant est : "Très Sociable".
- C2 : Si (60% <= PS (x) < 85%) alors le Profil Social de l'apprenant est : " Sociable ".
- C3 : Si (45 % <= PS (x) <60%) alors le Profil Social de l'apprenant est : "Moyennement sociable ".
- C4 : Si (25 % <= PS (x) <45%) alors le Profil Social de l'apprenant est : "Peu sociable ".
- C5 : Si (PS (x) <25%) alors le Profil Social de l'apprenant est : "Isolé".

Dans les sous-sections suivantes, nous expliquons chaque facteur à l'aide d'un exemple simple.

4.4.1.1 Facteur d'Interaction (FI)

Ce facteur vise à identifier le degré d'engagement et d'interaction de l'apprenant. Il fait référence au nombre de fois qu'un apprenant a entrepris une action sociale qui pourrait être l'envoi d'un message, le partage d'une publication, une réaction ou un commentaire... etc. Le facteur d'interaction est la somme de toutes les actions ou activités sociales réalisées par l'apprenant, divisée par le nombre total de toutes les interactions sociales effectuées dans le système. La formule utilisée pour calculer le Facteur d'interaction (FI) d'un apprenant (X) est la suivante (Boudria et al., 2020):

$$FI(X) = \sum_{j=1}^k \frac{W_j * NBR(j, X)}{N} \dots \dots \dots (4.2)$$

Où :

N : Le nombre total de toutes les interactions sociales menées par tous les apprenants dans le système.

k : nombre des activités sociales effectuées par l'apprenant X.

W_j : la pondération attribuée à chaque activité sociale (j) en fonction du degré d'importance de cette activité.

$NBR(j, X)$: Le nombre total d'une action j menée par un apprenant X.

Notre approche donne des différentes pondérations aux différentes activités sociales. Afin de calculer automatiquement ces pondérations, nous avons utilisé la formule proposée par (Tadger, et al., 2018).

$$W_j = \frac{F_j}{m} \dots \dots \dots (4.3)$$

Où :

- W_j : la pondération attribuée à une action j.
- F_j : le nombre total d'une action j menée par tous les apprenants dans le système (ex : le nombre total de "j'aime").
- m : le nombre total de toutes les actions sociales dans le système (nombre total de "j'aime", "je n'aime pas", partage, envoi de courrier électronique, demande de tutorat par les pairs...etc.)

La description de chaque action sociale prise en compte dans cette étude est présentée dans le tableau1.

Actions Sociales	
Nombre des e-mails envoyés par l'apprenant X.	Message envoyé dans l'espace de chat par l'apprenant X
Nombre des e-mails répondus par l'apprenant X	Réponse au message reçu dans l'espace de chat par l'apprenant X
Nombre de Commentaires postés par l'apprenant X dans le forum.	Demande de l'aide d'un tuteur (tutorat par les pairs) envoyée par l'apprenant X.
Nombre de mention « j'aime » faite par l'apprenant X	Acceptation d'une demande d'aide (tutorat par les pairs) par l'apprenant X
Nombre de mention « je n'aime pas » faite par l'apprenant X	Evaluation faite par l'apprenant X concernant l'aide apportée par un apprenant-tuteur
Nombre de Publications postées par l'apprenant X	Apprenant-tuteur marqué par une étoile par l'apprenant X

Nombre de Publications repartagées par l'apprenant X.	Apprenant-tuteur recommandé par l'apprenant X
Nombre de Publications évaluées par l'apprenant X (Pertinent/Non pertinent).	Nombre de fois l'apprenant X a envoyé un message vocal
Nombre de fois l'apprenant X a envoyé une demande d'un nouvel ami	Nombre de fois l'apprenant X a accepté une demande d'un nouvel ami envoyée par d'autres apprenants

Tableau 4. 1: Les actions sociales prises en compte dans notre étude.

Exemple

Nous supposons que nous avons un ensemble d'apprenants et un ensemble d'actions. Pour calculer le facteur d'interaction, il est d'abord nécessaire d'extraire le nombre de différentes actions effectuées par chaque apprenant.

Apprenants Actions Sociales	Apprenant 1	Apprenant 2	Apprenant 3	Apprenant 4	Apprenant 5	Nombre total des actions	Pondération (Wj= Fj/m)
Nombre des e-mails envoyés	2	7	3	6	2	20	0,07
Nombre des e-mails répondus	2	2	5	4	3	16	0,06
Nombre de commentaires postés dans le forum par	3	6	0	3	3	15	0,05
Nombre de mention « j'aime » faite par	1	3	1	4	5	14	0,05
Nombre de mention « je n'aime pas » faite par	2	0	2	3	7	14	0,05
Nombre de Publications partagées par l'apprenant	4	3	7	6	2	22	0,08
Nombre de Publications postées par	3	2	1	4	6	16	0,06
Nombre de Publication évaluée par l'apprenant	2	6	1	2	1	12	0,04
Nombre de fois l'apprenant a envoyé une demande d'un nouvel ami	5	2	4	3	5	19	0,07
Nombre de fois l'apprenant a accepté une demande de nouvel ami envoyée par d'autres apprenants	3	5	0	1	0	9	0,03
Message envoyé dans l'espace de chat par	6	7	1	3	3	20	0,07
Réponse au message reçu dans l'espace de chat par	4	5	5	6	1	21	0,08

Demande de l'aide d'un tuteur (tutorat par les pairs) envoyée par	2	4	4	2	4	16	0,06
Acceptation d'une demande d'aide (tutorat par les pairs) par	5	0	3	6	0	14	0,05
Evaluation faite par l'apprenant concernant l'aide apporté par un apprenant-tuteur	7	2	7	1	2	19	0,07
Apprenant-tuteur marqué par une étoile par	2	1	4	2	3	12	0,04
Apprenant-tuteur recommandé par	1	5	2	7	0	15	0,05
Nombre total des actions sociales						274	

❖ **Calcul du facteur d'interaction pour l'apprenant 1 :**

$$\begin{aligned}
 \text{FI (Apprenant1)} &= [[(0,07 * 2) + (0,06 * 2) + (0,05 * 3) + (0,05 * 1) + (0,05 * 2) + (0,08 * 4) \\
 &+ (0,06 * 3) + (0,04 * 2) + (0,07 * 5) + (0,03 * 3) + (0,07 * 6) + (0,08 * 4) + (0,06 * 2) + (0,05 * 5) + (0,07 * 7) + \\
 &(0,04 * 2) + (0,05 * 1)] / 274 \\
 &= 0,01
 \end{aligned}$$

En fonction de la pondération de chaque action (en utilisant la formule 4.3), on obtient les facteurs d'interaction pour les cinq apprenants.

Facteur d'interaction pour l'Apprenant 1	Facteur d'interaction pour l'Apprenant 2	Facteur d'interaction pour l'Apprenant 3	Facteur d'interaction pour l'Apprenant 4	Facteur d'interaction pour l'Apprenant 5
0,01	0,013	0,012	0,014	0,010

4.4.1.1.2 Facteur de pertinence (FP)

Ce facteur permet de déterminer le jugement des apprenants sur le degré de pertinence du contenu publié (ou partagé) par chaque apprenant dans l'espace de partage. Ainsi, dans notre système, nous donnons aux apprenants la possibilité de réagir à la publication de leurs pairs par une action sociale (J'aime, je n'aime pas, partager, commenter, etc.). De plus, ils peuvent évaluer la pertinence du contenu de la publication par le vote (Pertinent, Non Pertinent). Chaque action sociale a une pondération différente (voir formule 4.3) (Boudria et al., 2020).

Par conséquent, pour calculer ce facteur, nous avons adopté la métrique du taux d'applaudissements utilisé dans les médias sociaux (comme Facebook).

« *Le taux d'applaudissements est le nombre d'actions d'approbation (par exemple, j'aime, favoris) qu'un post reçoit par rapport au nombre total de followers. Lorsqu'une personne aime ou préfère l'une des publications, elle reconnaît que celle-ci lui est utile. Savoir quel pourcentage de votre public trouve de la valeur dans les choses que vous publiez peut - et doit - faire évoluer votre contenu* » (Bene, 2017).

$$\text{Le taux d'applaudissements} = \frac{\text{le nombre d'actions d'approbation}}{\text{nombre total de followers}} * 100 \text{ (Bene, 2017)}$$

Par conséquent, le facteur de pertinence pour un apprenant X présente les actions d'approbation de toutes les publications postées par l'apprenant X pendant la semaine précédente divisées par l'ensemble des actions d'approbation dans le système.

La formule utilisée pour calculer le facteur de pertinence (FP) d'un apprenant (X) est la suivante :

$$FP(x) = \sum_{p=1}^k \frac{\text{Action d'approbation}(p,x)}{N} \dots\dots\dots(4.4) \text{ (Boudria et al., 2020)}.$$

Où :

- **Action d'approbation (p,x)**= [Somme des mention j'aime(p) + Somme de publications Repartagées (p) + Somme des mentions pertinent(p)] pour l'apprenant X.
- N : nombre de toutes les actions d'approbation dans le MOOC.
- K : nombre de toutes les publications P postées par l'apprenant X dans l'espace de partage.

Exemple

Apprenants	Nombre des publications postées	Nbr de mention j'aime	Nbr de mention je n'aime pas	Nbr de publications Repartagées	Nbr de mention Pertinent	NBR de mention Non Pertinent	Actions d'approbation
Apprenant 1	Publication11	12	7	9	15	4	36
	Publication12	22	31	12	17	3	51
	Publication13	13	2	15	11	9	39
	TOTAL DES ACTIONS D'APPOBATION POUR L'APPRENANT 1 =36+51+39=126						
Apprenant 2	Publication21	22	12	23	19	8	64
	Publication22	34	11	23	12	9	69
	Publication23	32	12	9	2	1	43
	Publication24	12	31	15	4	2	31
TOTAL DES ACTIONS D'APPOBATION POUR L'APPRENANT 2 =64+69+43+31=207							
Apprenant 3	Publication31	14	6	6	8	4	28
	Publication32	22	8	9	5	1	36
	Publication33	16	10	11	12	12	39
TOTAL DES ACTIONS D'APPOBATION POUR L'APPRENANT 3 =28+36+39=103							
Apprenant 4	Publication41	10	3	7	5	2	22
	Publication42	20	7	9	11	7	40
TOTAL DES ACTIONS D'APPOBATION POUR L'APPRENANT 4 =22+40=62							
Apprenant 5	Publication51	12	4	5	6	4	23
	Publication52	15	7	7	9	13	31
	Publication53	9	9	10	12	12	31
	Publication54	5	12	12	15	18	32
TOTAL DES ACTIONS D'APPOBATION POUR L'APPRENANT 5 = 21+31+31+32=115							
TOTAL DES ACTIONS D'APPOBATION DANS TOUT LE SYSTEM = 126=207+103+62+115=613							

Les facteurs de pertinence pour les apprenants-tuteurs sont les suivants :

Facteur de pertinence de l'apprenant 1	Facteur de pertinence de l'apprenant 2	Facteur de pertinence de l'apprenant 3	Facteur de pertinence de l'apprenant 4	Facteur de pertinence de l'apprenant 5
= $126 / 613 = 0,20$	$207 / 613 = 0,33$	= $103 / 613 = 0,16$	= $62 / 613 = 0,10$	= $115 / 613 = 0,18$

4.4.1.1.3 Facteur de positivité (FPos)

Dans notre système, nous utilisons le processus de tutorat par les pairs pour aider les apprenants en difficulté. Ensuite, chaque apprenant en difficulté évalue l'aide apportée par l'apprenant-tuteur comme étant bénéfique, modérément bénéfique ou non bénéfique. Par conséquent, le facteur de positivité (FPos) présente le jugement des apprenants sur le degré d'importance de l'aide obtenue par les apprenants-tuteurs dans le processus de tutorat par les pairs. Pour modéliser le facteur de positivité (FPos) de chaque apprenant, nous avons adopté la méthode des jetons proposée par (Lafifi et al, 2016), où les jetons seront considérés comme une récompense pour les apprenants tuteurs pour leurs aides. A chaque aide effectuée par l'apprenant-tuteur est associé un certain nombre de jetons.

Pour modéliser le processus de tutorat par les pairs, certaines règles ont été établies (Boudria et al., 2020) :

1. Au début du processus, le nombre de jetons est égal à zéro pour tous les apprenants inscrits au MOOC.
2. Si l'apprenant en difficulté évalue l'aide de l'apprenant-tuteur comme étant bénéfique, le système ajoute « quatre jetons » à l'apprenant-tuteur.
3. Si l'apprenant en difficulté évalue l'aide de l'apprenant-tuteur comme étant modérément bénéfique, le système ajoute « deux jetons » à l'apprenant-tuteur.
4. Si l'apprenant en difficulté estime que l'aide de l'apprenant-tuteur n'est pas bénéfique, le système diminue « deux jetons » du nombre total des jetons de l'apprenant-tuteur et propose un autre apprenant-tuteur à cet apprenant en difficulté.

- ❖ En outre, chaque apprenant peut marquer par une étoile l'apprenant-tuteur préféré, c'est à dire si l'apprenant en difficulté a marqué cet apprenant-tuteur comme étant son tuteur préféré, le système ajoute « deux étoiles » à cet apprenant-tuteur.
- ❖ Aussi, l'apprenant en difficulté peut également recommander cet apprenant-tuteur à d'autres apprenants, dans ce cas, le système ajoute « deux bâtons » à l'apprenant-tuteur.

Le tableau 4.1 symbolise les différentes représentations utilisé pour modéliser les différentes actions sociales de ce facteur.

Action sociale	Nombre de	Représentation
Aide apportée par l'apprenant-tuteur	Jetons	
Tuteur préféré	Etoiles	⊛
Tuteur recommandé	Bâtons	

Tableau 4. 2 : Représentations symboliques des différentes actions sociales associé au FPos

La formule utilisée pour calculer le facteur de positivité (FPos) d'un apprenant (X) est la suivante:

$$FPos(x) = \frac{Num_{jetons(x)}}{T(X)*4} \dots\dots\dots(4.5)$$

Où :

- Num_{jetons} (X) : nombre de tous les jetons obtenus par l'apprenant-tuteur (X) auprès de ses pairs.

- T(X) : nombre de fois où l'apprenant-tuteur (X) a participé au processus de tutorat par les pairs en tant que tuteur.

Exemple

Supposons que nous avons cinq apprenants-tuteurs dans le système, et nous voulons calculer leurs facteurs de positivité.

	Apprenant 6		Apprenant 7		Apprenant 8		Apprenant 9		Apprenant 10		PF(x)
	Num jeton	T									
Apprenant - tuteur 1	4	3	2	2	0	0	4	2	0	0	0.32
Apprenant - tuteur 2	0	0	2	1	4	3	2	2	6	3	0.38
Apprenant - tuteur 3	2	1	0	0	2	1	0	0	0	0	0.5
Apprenant - tuteur 4	0	0	4	4	0	0	2	1	2	2	0.28
Apprenant - tuteur 5	0	0	0	0	2	4	4	3	0	0	0.21

En fonction des trois facteurs précédents, on peut déduire le profil social de chaque apprenant.

Apprenants Facteurs	Apprenant 1	Apprenant 2	Apprenant 3	Apprenant 4	Apprenant 5
Facteur d'Interaction	1,22	1,32	1,17	1,42	1,02
Facteur de Pertinence	0,20	0,33	0,16	0,10	0,18
Facteur de Positivité	0,32	0,38	0,5	0,28	0,21
Profil social	Peu sociable (43%)	Moyennement sociable (52%)	Moyennement sociable (49,83%)	Peu sociable (41%)	Peu sociable (33,5%)

4.4.2 Recommandation du tuteur social

Le tuteur social est un apprenant qui agit en tant que modérateur. Son travail principal est défini par (Lafifi et al, 2010) comme suit :

1. Gérer, diriger et soutenir les interactions entre lui et les autres apprenants.
2. Poser des questions et encourager les apprenants à discuter et à critiquer.
3. Motiver les apprenants isolés à s'intégrer dans l'ensemble.
4. Expliquer les principes des chartes de communication.

Afin de recommander un apprenant X à un apprenant Y comme tuteur social, il faut vérifier un ensemble de règles :

1. L'apprenant X doit avoir un profil social meilleur que celui de Y. En outre, en même temps, l'apprenant X est le plus proche de Y parmi tous les apprenants qui ont un profil social meilleur que celui de Y, c'est-à-dire qu'il doit avoir un profil "Très sociable" ou même "sociable".
2. L'apprenant X doit avoir un indicateur d'influence sociale meilleur que celui de Y. En même temps, l'apprenant X est le plus proche de Y parmi tous les apprenants qui ont un indicateur d'influence sociale meilleur que celui de l'apprenant Y.

4.4.2.1 L'apprenant-tuteur favori

Le système recommande à l'apprenant actuel (apprenant à risque) une liste contenant les noms de N tuteurs favoris des autres apprenants (dans notre cas, N = les cinq premiers apprenants de la liste). Elle représente la somme des étoiles obtenues par l'apprenant-tuteur (X) dans le système divisée par le nombre de fois que cet apprenant-tuteur a participé au processus de tutorat par les pairs au cours de la semaine précédente. La formule utilisée est la suivante (Boudria et al., 2020) :

$$\text{Facteur-favoris } (X) = \text{Num}_{\text{étoiles}} (X) / S \dots \dots \dots (4.6)$$

Où :

- Num *étoiles* : Nombre de toutes les étoiles obtenues par l'apprenant-tuteur X au cours de la semaine précédente.

- S : Nombre de fois que l'apprenant X a participé au processus de tutorat par les pairs en tant que tuteur au cours de la semaine précédente.

Exemple

Dans cet exemple, nous avons cinq apprenants-tuteurs différents et nous voulons calculer leurs Facteurs- Favoris.

	Nombre de participations dans le tutorat par les pairs (S)	Nombre d'étoiles obtenues (Num _{étoiles})	Facteur-Favoris
Apprenant-tuteur X	10	3	0,30
Apprenant-tuteur Y	16	10	0,62
Apprenant-tuteur Z	22	19	0,86
Apprenant-tuteur M	8	7	0,87
Apprenant-tuteur P	5	5	1

D'après les résultats obtenus dans le tableau précédent, on trouve que l'**Apprenant-tuteur P** possède le plus grand pourcentage du facteur-favori (Facteur-favori=1) donc, on peut dire que l'Apprenant-tuteur P est le tuteur le plus préféré (favori) de ses pairs.

4.4.2.2 L'apprenant-tuteur influent

Ce type de recommandation fournit à l'apprenant actuel (apprenant à risque) une liste des tuteurs les plus influents socialement dans le système. L'influence sociale est définie comme un changement dans la cognition, l'attitude ou le comportement d'une personne, qui a son origine dans une autre personne ou un autre groupe (Abric, 2001; Mugny et al., 2008). Dans notre travail, nous cherchons à identifier les apprenants ayant une influence sociale sur les apprenants isolés parmi leurs amis.

Inspirés du concept du **facteur d'impact**¹³ (Saha et al., 2003) des revues scientifiques proposé par **Thomson and Reuters**, nous proposons de calculer un nouvel indicateur pour les apprenants appelé l'indicateur d'influence sociale (IIS). Ce dernier représente le pouvoir et la capacité d'un apprenant à modifier et à imposer des attitudes, des opinions et des comportements aux autres apprenants. Par conséquent, l'indicateur d'influence sociale proposé est défini comme l'ensemble des

¹³ Est défini comme toutes les citations de la revue au cours de l'année JCR en cours aux articles publiés au cours des deux années précédentes, divisées par le nombre total d'articles savants (comprenant des articles, des revues et des articles) publiés dans la revue au cours des deux années précédentes.

nomination de l'apprenant par ses pairs au cours de la semaine précédente (semaine i-1), divisé par le nombre total de ses participations (participation au processus de tutorat par les pairs et publication dans l'espace de partage) au cours de la semaine précédente (Boudria et al., 2020).

La nomination de l'apprenant(X) = Somme des recommandations faites par les pairs dans le cadre du tutorat par les pairs (nombre de bâton) + Somme des publications postées par cet apprenant et partagées par ses pairs pendant la semaine précédente.

La formule utilisée pour calculer l'indicateur d'influence sociale (IIS) d'un apprenant (X) est la suivante (Boudria et al., 2020).

$$IIS(X) = \frac{Nbr_{bâton}(X)}{R} + \frac{somme\ de\ publication\ Repartagées}{P} \dots\dots(4.7)$$

Où

- R : Nombre de fois où l'apprenant X a participé au processus de tutorat par les pairs en tant que tuteur au cours de la semaine précédente (semaine i-1).

- P : le nombre total des apprenants inscrits dans le MOOC.

Exemple

Dans cet exemple, nous avons cinq apprenant-tuteurs différents et nous voulons extraire l'indicateur d'influence sociale pour chaque apprenant-tuteur.

	Nombre de bâtons	Nombre total des publications Repartagées	Nombre de participations dans le tutorat par les pairs (R)	Nombre total des apprenants inscrits	Indicateur d'influence Sociale
Apprenant-tuteur X	12	15	22	110	0,68
Apprenant-tuteur Y	8	14	10		0,92
Apprenant-tuteur Z	11	5	21		0,56
Apprenant-tuteur M	9	19	15		0,77
Apprenant-tuteur P	10	8	18		0,62

4.4.2.3 Algorithme de recommandation

Après l'identification des apprenants isolés socialement, le système donne à chaque apprenant les recommandations nécessaires qui diffèrent d'un apprenant à l'autre en fonction de son profil social. Dans ce cas, deux recommandations peuvent être établies. Dans ce qui suit, nous donnons l'algorithme de détection de la recommandation des pairs en fonction du profil social associé à chaque apprenant (Boudria et al., 2020).

Algorithme de Recommandation,

Entrée :

L = Liste des apprenants

FavoriteTut = liste des tuteurs favoris

InfluencerTut = liste des tuteurs influenceur

N= la charge maximum pour le tuteur favori et le tuteur d'influenceur (nombre maximum d'apprenants à affecter à un tuteur, dans notre cas N=5)

Sortie : Tuteur-recommandé

Début

Pour chaque (apprenant $i \in L$) **faire**

Si le profil social de l'apprenant $\in \{\text{Isolé, modérément sociable, peu sociable}\}$ **alors**

Tant qu'il y'a un tuteur favori disponible :

- Classement des tuteurs favoris dans le tableau T, avec ordre décroissant du nombre d'étoiles ;

- **Si** la charge du premier tuteur favori Y ($Y \in \text{FavoriteTut}$) n'égale pas à la charge N, alors

- Recommander ce tuteur favori Y à l'apprenant i (tuteur-recommandé := Y)

- Ajouter un à la charge de ce tuteur favoris Y

-**Sinon**, passer au tuteur favori suivant dans le tableau T

Fin Si

Fin Tant que

Fin si

-**Si** le profil social de l'apprenant $i \in \{\text{Isolé, modérément sociable, peu sociable}\}$ et qu'aucun tuteur favoris n'est recommandé à l'apprenant i, **alors**

-**Tant qu'il y'a** un tuteur influenceur disponible

- Classification du tuteur influenceur dans le tableau S, avec ordre décroissant du degré de l'indicateur d'influence sociale ;

-**Si** la charge du premier tuteur influenceur Z ($Z \in \text{InfluencerTut}$) n'est pas égale à la charge N, alors

- Recommander ce tuteur influenceur Z à l'apprenant i . (tuteur-recommandé := Z)

- Ajouter un à la charge de ce tuteur influenceur Z,

-**Sinon**, passer au tuteur influenceur suivant dans le tableau S

Fin Si

Fin Tant que

Fin si

-**Si** le profil social de l'apprenant $i \in \{\text{Isolé, modérément sociable, peu sociable}\}$ et qu'aucun tuteur influenceur n'est recommandé à l'apprenant i, **alors**

- rechercher dans la liste des tuteurs influenceurs le tuteur (U) qui a le moins de charge parmi les autres tuteurs et le recommander à l'apprenant i (tuteur-recommandé := U)

- Ajouter un à la charge de ce tuteur influenceur (U)

Fin Si

Fin pour

FIN.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle approche sociale qui permet de détecter les apprenants isolés qui risquent de décrocher leurs MOOC.

Notre but est d'étudier l'impact des interactions et les relations sociales sur la volonté et la prise de décisions des apprenants, plus précisément dans le cas de démotivation et d'abandon. Pour atteindre notre objectif, nous avons proposé des nouveaux facteurs et formules sociaux qui nous permettent de produire de nouvelles interactions entre les apprenants, aussi ils nous donnent des informations sur les jugements des apprenants concernant les publications de leurs pairs et sur l'utilité des apprenants-tuteurs. Ces nouveaux facteurs/formules aident à profiler les apprenants les moins interactionnels qui présentent des signes d'isolement social et qui risquent d'abandonner leurs cours. Un autre avantage issu de ces facteurs est l'identification des apprenants les plus actifs socialement et les plus influenceurs parmi leurs pairs. Ces derniers vont être recommandés aux apprenants isolés comme des tuteurs sociaux pour les aider à sortir de leurs isolements et les motiver à être plus actif socialement.

Un outil audio a été intégré dans l'espace réservé au tutorat par les pairs afin de simplifier la demande d'aide des apprenants. Ainsi, pour assister et épauler les tuteurs dans leurs missions. Cet outil aide à poser des questions sous forme orale et maximise les interactions apprenants/tuteurs.

La mise en œuvre et la validation des approches proposées feront l'objet du prochain chapitre de cette thèse.

CHAPITRE 5

MISE EN ŒUVRE ET VALIDATION DES APPROCHES PROPOSEES

Chapitre 5

Mise en œuvre et validation des approches proposées

5.1 Introduction

Les approches présentées dans les chapitres précédents (3 et 4) ont été intégrées dans un prototype d'un système d'apprentissage MOOC appelé ColMOOC-Algo. Nous présentons dans ce chapitre les différentes étapes de sa mise en œuvre. En premier lieu, nous commençons par donner une vue globale sur les différents composants de notre prototype ainsi que les outils choisis pour le développer et l'opérationnaliser. Ensuite, nous présentons quelques interfaces et fonctionnalités du système CollMOOC-Algo. En deuxième lieu, nous allons présenter les expérimentations qui ont été menées pour valider les approches proposées. Deux études expérimentales ont été effectuées au niveau de l'université 8 Mai 1945 de Guelma pour tester notre MOOC développé et pour valider nos propositions.

5.2 Description du système développé

Pour valider nos approches proposées nous avons implémenté un MOOC pour apprendre les concepts de base d'algorithmique appelé «MOOC collaboratif pour l'algorithmique « ColMOOC-Algo». Le cours contient des vidéos de courte durée, des fichiers PDF, des quiz, des travaux hebdomadaires et un examen final. Il visait à situer le niveau des apprenants, les inciter à améliorer leurs niveaux cognitifs et leurs compétences d'évaluations, de communication et à assurer leurs progression. Ce MOOC présente la plupart des fonctionnalités des environnements d'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur telles que l'apprentissage en ligne, le téléchargement des objets d'apprentissage, l'évaluation automatique et l'évaluation par les pairs, les outils de communication...etc. De plus, il fournit aux apprenants des outils qui prennent en compte la collaboration entre les groupes d'apprenants.

Ce MOOC a été testé pour une période de deux mois au cours de l'année 2017 et trois mois durant l'année 2020. Les participants ont utilisé la plate-forme à l'adresse «<http://www.mooc24.net/ColMOOC-Algo> » à partir de n'importe quel ordinateur connecté à internet.

5.2.1 Outils de développement

Pour la réalisation de notre système, nous avons exploité un ensemble d'outils logiciels que nous allons présenter dans cette partie :

- **PHP** : est un langage de script Web intégré au code HTML. Cela signifie que le code PHP peut être inséré dans le HTML d'une page Web. Lorsqu'une page PHP est consultée, le code PHP est lu ou "analysé" par le serveur sur lequel la page réside (Daspet et al.,2008).
- **JavaScript** : est un langage de script interprété par le navigateur. C'est est un langage « client », c'est-à-dire exécuté chez l'utilisateur lorsque la page Web est chargée. Il a pour but de dynamiser les sites Internet. JavaScript est considéré comme n'est pas sécurisé, puisque les programmes JS sont exécutés sur la machine client, et on n'est jamais sûr de leurs résultats, donc il ne faut donc jamais faire confiance à une donnée provenant du client (Nixon, 2014).
- **MySQL** : est un serveur de base de données relationnelles SQL qui fonctionne sur de nombreux systèmes d'exploitation (dont Linux, Mac OS X, Windows, Solaris, FreeBSD). Il permet de stocker des données de façon structurée et non redondante, et qui est accessible en écriture par de nombreux langages de programmation, incluant notamment PHP, Java, Ruby, C, C++, .NET, Python. Il offre plusieurs avantages comme la facilité d'utilisation, la rapidité, la gratuité et la portabilité (Daspet et al., 2008).
- **Dreamweaver** : est un éditeur de site web pour Microsoft Windows, et Mac OS X créé en 1997, commercialisé par Macromedia puis Adobe Systems sous licence utilisateur final. Il permet de créer et de concevoir graphiquement un site web en utilisant la méthode du glisser-déposer qui permet de déplacer des éléments dans le tableau de bord du designer. Il offre une combinaison de performances incroyablement robuste. Il est simple à utiliser et c'est l'un des meilleurs outils d'édition de pages web les plus performants WYSIWYG (what

you see is what you get) en français (ce que vous voyez, c'est ce que vous obtenez) (Page, 2003).

- **jQuery:** est une bibliothèque JavaScript libre et Open Source, implantée coté client, qui porte sur l'interaction entre le DOM, JavaScript, AJAX et le Html. Elle est multiplateforme, rapide et riche en fonctionnalités. Elle simplifie considérablement la navigation, la manipulation et l'écriture de scripts côté client dans le code HTML des pages web. Elle assure aussi la gestion des événements, l'animation grâce à une API facile à utiliser qui fonctionne avec une multitude de navigateurs (par exemple : Internet Explorer, Firefox, Chrome, Safari, etc) (Van Lancker, 2009).
- **CSS :** (en anglais "Cascading Style Sheets", abrégé CSS), est un langage de feuille de style qui permet d'appliquer des styles et des règles sur les différents éléments sélectionnés dans un document HTML. Il permet de gérer la présentation visuelle d'une page Web (exemple le positionnement des éléments, l'alignement, les polices de caractères, les couleurs, les marges et espacements, les bordures, et les images de fond). Le langage CSS est une recommandation du World Wide Web Consortium (W3C), au même titre que HTML ou XML. Le but de CSS est séparer la structure d'un document HTML et sa présentation visuelle (Takei et al., 2015).

5.2.2 Acteurs humains intervenant dans le système

Le système ColMOOC-Algo est constitué de trois espaces principaux conçus pour les acteurs du système : l'espace administrateur, l'espace enseignant et l'espace apprenant. Chaque espace offre à son utilisateur un environnement propre à lui avec des différentes fonctionnalités qui lui facilitent sa tâche dans le système. On peut accéder à chaque espace via la page d'accueil du système présentée dans la (Figure 5.1), en renseignant les deux champs « Identifiant » et « le mot de passe ».

5.2.2.1 Espace administrateur

Dans cet espace, l'administrateur peut gérer ses différentes tâches administratives comme :

- la gestion des comptes des apprenants et des enseignants (Activation, Modification Désactivation).

- le suivi du processus de l'évaluation par les pairs.
- le control des forums et de l'espace de partage.
- La gestion des regroupements

5.2.2.2 Espace enseignant

A travers cet espace, l'enseignant peut gérer son cours. Il peut ajouter des ressources d'apprentissage (des vidéos ou bien des fichiers PDF). Il peut créer des différents exercices des évaluations (type : QCM ou Vrai/Faux, sujet, test principal, exercices pour le calibrage).

5.2.2.3 Espace apprenant

A travers cet espace, l'apprenant peut consulter ses ressources pédagogiques, communiquer avec ses pairs, faire des tests d'évaluation et demander de l'aide en cas de besoin. Pour pouvoir bénéficier de toutes ces fonctionnalités, l'apprenant doit passer un test sous forme de QCM (Questions à Choix Multiples) pour initialiser son profil cognitif lors du premier accès au système, aussi il doit évaluer cinq travaux standards pour initialiser son profil évaluateur.

5.2.3 Présentation de quelques interfaces du système ColMOOC-Algo

Dans cette partie, nous présentons des différentes fonctionnalités du système développé.



Figure 5. 1: Page d'accueil du MOOC « ColMOOC-Algo » (Boudria et al., 2018).

Pour pouvoir s'inscrire dans le cours « ColMOOC-Algo» et accéder au compte (espace) Apprenant, il suffit de cliquer sur "Inscription" puis "Apprenant " et de renseigner toutes les informations figurant dans le formulaire suivant (Figure 5.2)

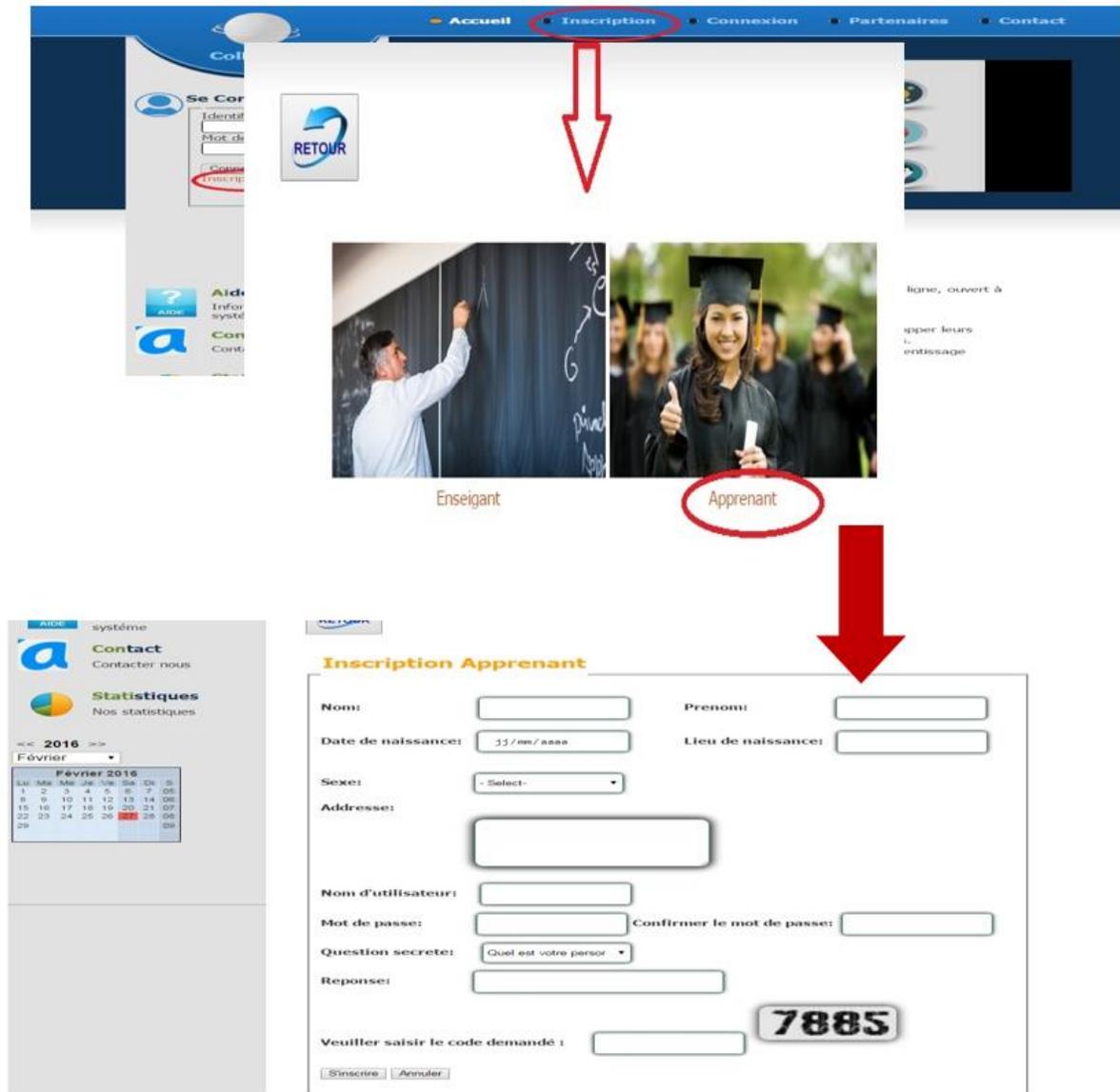


Figure 5. 2: Procédure d'inscription sur ColMOOC-Algo.

La figure 5.3 présente l'interface qui permet aux apprenants de répondre aux deux questionnaires (QCM1 et QCM2) pour pouvoir initialiser leurs profils cognitifs.

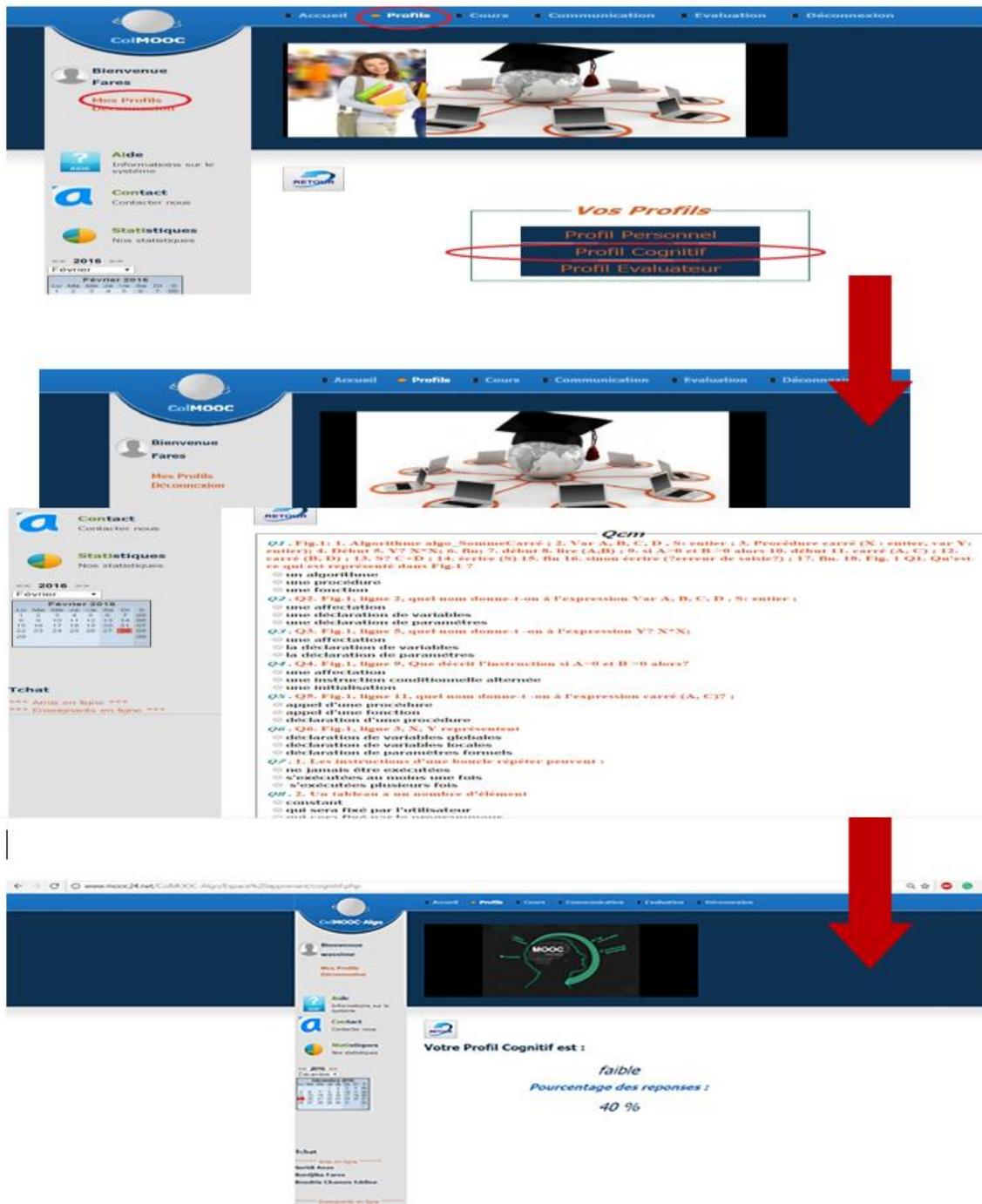


Figure 5. 3: Procédure d'initialisation du profil cognitif sur ColMOOC-Algo

En suivant les instructions du corrigé type (la grille d'évaluation), les apprenants sont invités à donner leurs évaluations (les notes) pour les travaux standards qui se trouvent dans la page « Profil Evaluator ». En faisant ces évaluations, le profil évaluateur de l'apprenant sera initialisé (Figure 5.4).

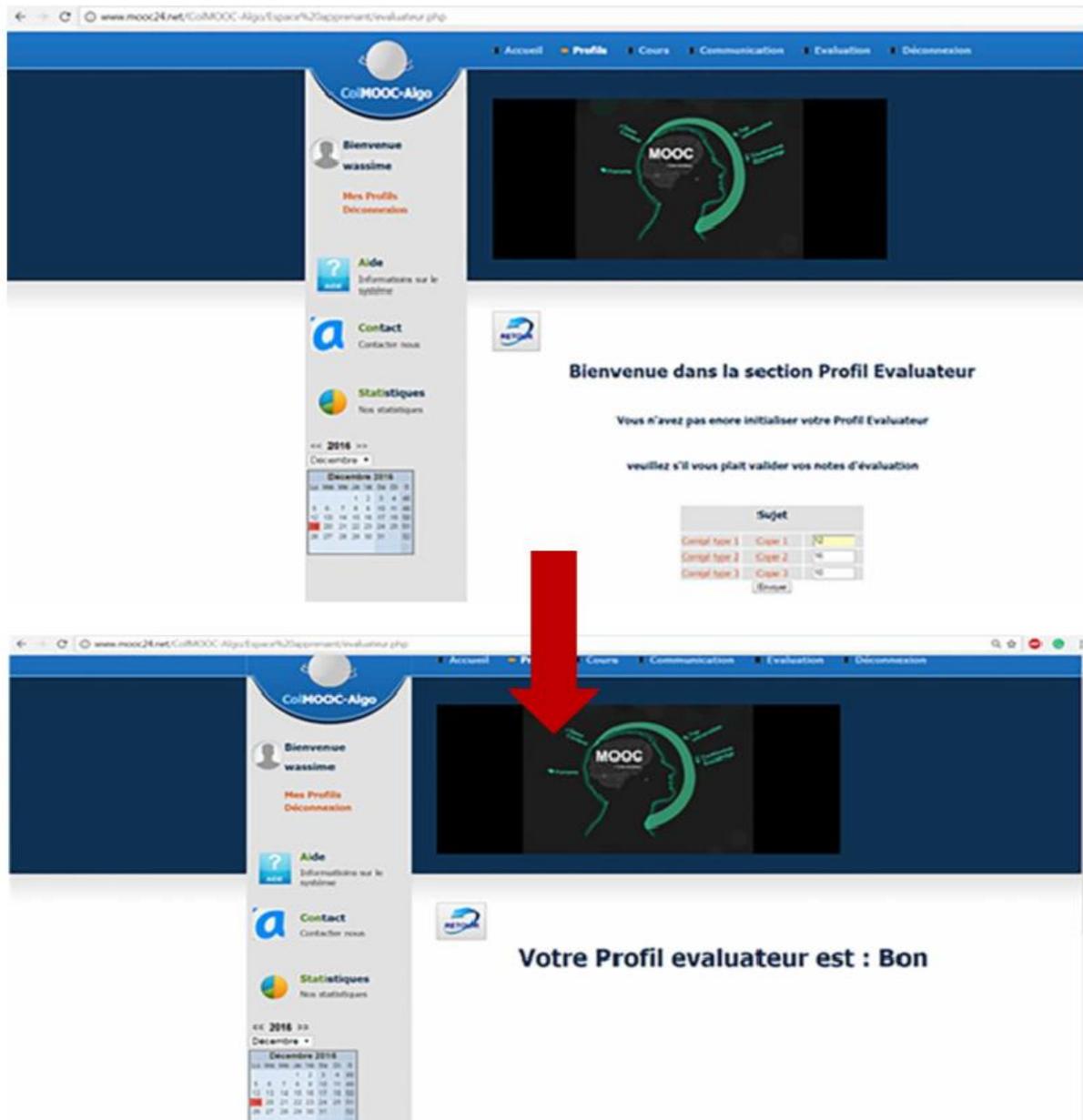


Figure 5. 4: Procédure d'initialisation du profil Evaluator sur ColMOOC-Algo.

La page « Cours » propose l'ensemble des ressources pédagogiques (PDF, Vidéo) disponibles sur la plateforme. Les apprenants peuvent suivre leurs cours en ligne sur la plateforme, comme ils peuvent les télécharger, en cliquant sur les liens correspondants (Figure 5.5)



Figure 5. 5: Interfaces d'apprentissage sur ColMOOC-Algo.

La figure 5.6 présente l'interface de l'espace de collaboration réservé à la communication du groupe pendant le processus du calibrage collaboratif.

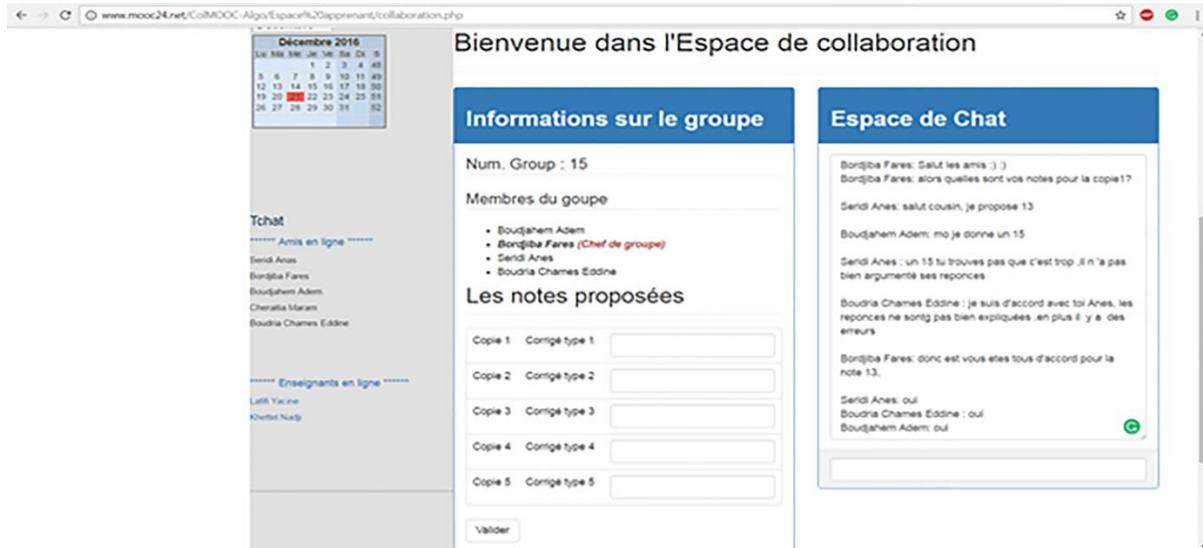


Figure 5. 6: Espace de collaboration pendant le calibrage collaboratif.

La figure 5.7 présente l'interface de la décision donnée au groupe après la période du calibrage collaboratif (Groupe calibré).

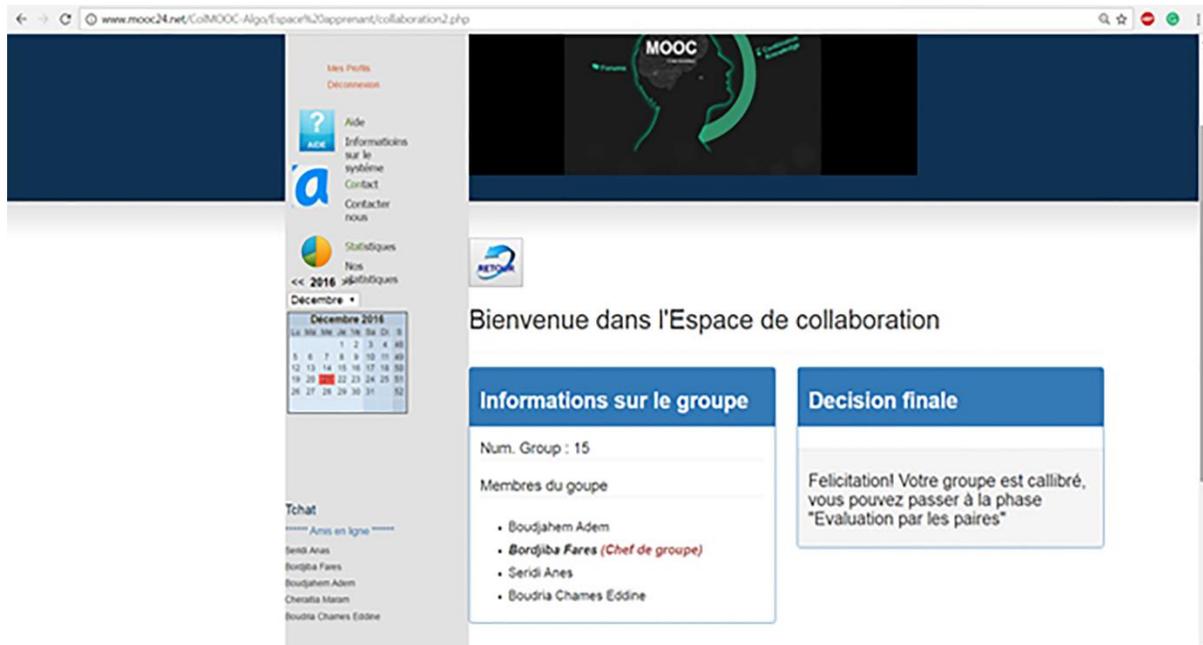


Figure 5. 7: Décision donnée au groupe « Groupe calibré ».

5.3 Expérimentations, résultats et discussion

Deux tests expérimentaux ont été menés au niveau de l'université 8 Mai 1945 Guelma, pendant une période de deux mois au cours de l'année 2017 et trois mois au cours de l'année 2020.

L'objectif de la première expérimentation est de vérifier l'impact de l'approche du calibrage collaboratif sur l'amélioration du processus d'évaluation par les pairs et sur l'amélioration des compétences des apprenants. Dans la deuxième expérimentation nous voulons tester l'impact de l'effet social sur le comportement des apprenants et sur le taux des abandons dans les MOOC.

5.3.1 Experimentation1

5.3.1.1 Participants

Cette expérience a été menée avec des étudiants de l'informatique (1^{ère} et 2^{ème} année) de l'Université 8 Mai 1945 Guelma et les étudiants de l'Université de Souk Ahras. De plus, pour attirer plus de participants, nous avons fait une annonce sur les réseaux sociaux pour étudier l'influence du

calibrage collaboratif sur l'amélioration du niveau d'évaluation des apprenants. Le nombre d'acteurs participant à cette expérience est présenté dans le tableau 5.1.

Les étudiants de l'université 08Mai 1945-Guelma	Les étudiants de l'université de Souk Ahras	Autres participants	Les enseignants
65	30	25	3

Tableau 5. 1: Nombre des acteurs humains participant à l'expérimentation1.

5.3.1.2 Méthodologie

Nous avons mené une étude expérimentale (situation avant-après) avec les participants. Ces derniers peuvent s'inscrire au MOOC sans aucune condition préalable. Après leurs inscriptions, les apprenants doivent répondre aux questions d'un pré-test pour initialiser leurs profils cognitifs initiaux. Ensuite, ils doivent initialiser leurs profils Evaluateurs (en évaluant les travaux standards). Cette phase est très importante et indispensable car selon les résultats obtenus, notre communauté d'évaluation par les pairs sera construite en utilisant l'algorithme proposé.

Pour valider nos idées et précisément le calibrage collaboratif, nous avons divisé notre expérience en deux phases. Dans la première phase de l'expérimentation (phase individuelle), chaque apprenant évalue les productions de ses pairs individuellement sans aucune formation (sans le calibrage).

Dans la deuxième phase, on a intégré l'approche du calibrage collaboratif dans le processus de l'évaluation par les pairs (plus de détails dans la section calibrage collaboratif et dans la section évaluation par les pairs).

Phases	Nombre de participant	Période d'expérimentation	Initialisation du modèle de l'apprenant			Nature du travail	Méthode du calibrage
			Profil personnel	Profil cognitif	Profil Évaluateur		
Phase 1	120	4 semaines	Par l'apprenant lui-même	Questionnaire (QCM)	Étude de cas (évaluation des travaux standard)	Travail individuel	Sans la méthode du calibrage
Phase 2	120	4 semaines	Par l'apprenant lui-même	Questionnaire (QCM)	Étude de cas (évaluation des travaux standard)	Les apprenants sont regroupés en groupes de 4 membres	Avec la Méthode du calibrage collaboratif

Tableau 5. 2: Les paramètres de l'expérimentation1.

Dans les deux phases et pendant la période expérimentale, les apprenants peuvent :

1. Regarder et télécharger des vidéos et des fichiers PDF.
2. Communiquer avec l'enseignant (responsable) en cas de problème ou de questions.
3. Travailler ensemble pour réaliser le processus d'évaluation (dans la deuxième phase).
4. Communiquer avec leurs pairs et partager leurs opinions et leurs idées avec les outils de communication offerts par le système tels que le chat, le forum et le courrier électronique.

5.3.1.3 Résultats et discussion

À la fin de l'expérience, nous avons soumis un questionnaire aux participants. En fait, nous avons interrogé 100 apprenants pour savoir :

- Leurs opinions sur les fonctionnalités du système et la méthode du calibrage adoptée.
- Leurs opinions sur l'expérience du processus d'évaluation par les pairs.

Les résultats obtenus à partir de l'analyse des réponses des apprenants montrent que la plus part des apprenants ont réagi positivement avec l'approche de l'évaluation par les pairs (70%). En fait, ils

ont apprécié l'expérience et ils l'ont considéré comme un processus d'apprentissage constructif (figure 5.8). Les résultats du pré-test (initialisation des deux profils) ont montré que 31% des apprenants ont démontré de bons niveaux initiaux d'évaluation (cf. profil Evalueur) et leurs notes sont proches des notes du personnel (avant le processus du calibrage collaboratif).

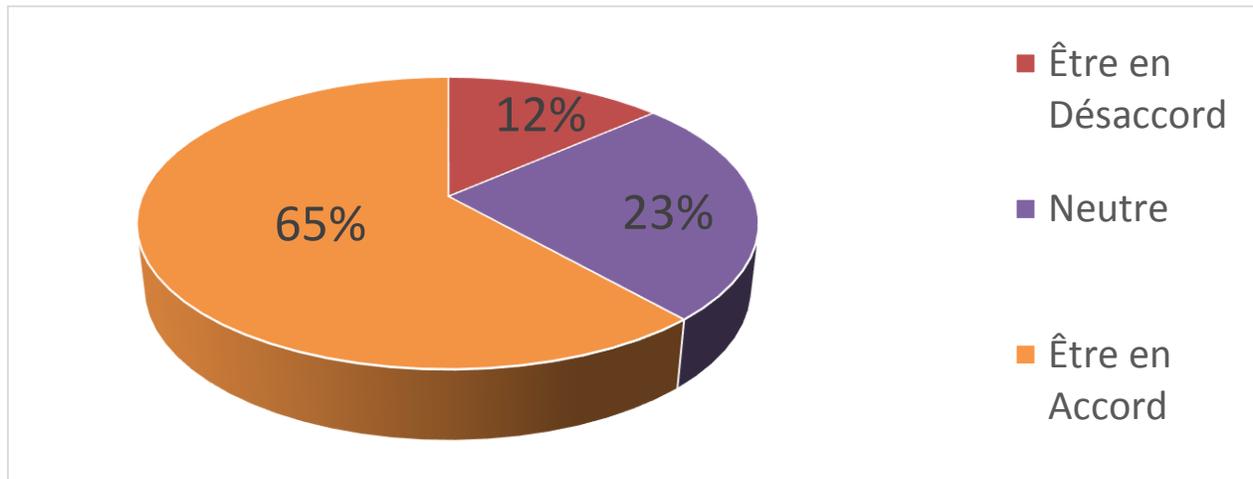


Figure 5. 8: Appréciations des apprenants sur l'efficacité du processus d'évaluation par les pairs.

5.3.1.4 Vérification des hypothèses

Au cours de cette première expérience, nous avons essayé de vérifier les hypothèses suivantes :

1. Hypothèse nulle H0 : les profils cognitifs des apprenants ne peuvent pas influencer leurs profils Evalueurs.

Hypothèse alternative H1 : Les profils cognitifs des apprenants peuvent influencer leurs profils Evalueurs.

2. Hypothèse nulle H2 : la méthode du calibrage collaboratif ne peut pas améliorer le profil cognitif de l'apprenant.

Hypothèse alternative H3 : la méthode du calibrage collaboratif peut améliorer le profil cognitif de l'apprenant.

3. Hypothèse nulle H4 : la méthode du calibrage collaboratif ne peut pas améliorer le profil Evalueur de l'apprenant.

Hypothèse alternative H5 : la méthode du calibrage collaboratif peut améliorer le profil Evaluator de l'apprenant.

Pour valider la première hypothèse (H0), nous avons impliqué tous les apprenants (ayant des profils cognitifs différents) à notre expérience et nous avons comparé les résultats des pré-tests et des posttests sur les profils des apprenants (profils cognitifs et évaluateurs). En effet, chaque apprenant doit répondre à plusieurs questions avant de commencer l'expérience (données de pré-test). Après avoir utilisé le système pendant deux mois, une autre série de questions a été proposée aux mêmes apprenants (données posttest).

Dans cette étude, nous avons commencé notre travail avec l'idée que les profils Evaluateurs des apprenants sont indépendants de leurs profils cognitifs et qu'il n'y a pas de relation entre les deux profils.

Toutes les analyses ont été effectuées à l'aide du logiciel R dédié aux statistiques et à la science des données, de la corrélation de Pearson et du test Z-test avec un niveau de confiance de 95% ($\alpha = 0,05$) (Boudria et al., 2018).

a) Le test avec la corrélation de Pearson

Afin de vérifier notre première hypothèse (H1), le coefficient de corrélation de Pearson a été utilisé pour analyser tout type de relation entre les deux ensembles de données pour les deux profils Cognitif et Evaluator avant et après le calibrage.

Nous rappelons qu' en fonction des résultats des coefficients obtenus, les relations sont d'abord définies comme positives ou négatives, puis elles peuvent être classées dans l'ordre suivant : parfaites ($|R| = 1$), fortes ($1 > |R| \geq 0,7$), substantielles ($0,7 > |R| \geq 0,5$), modérées ($0,5 > |R| \geq 0,3$), faibles ($0,3 > |R| \geq 0,1$) ou aucun ($0,1 > |R| \geq 0,0$) (Mathrani et al., 2016). Dans notre cas, les données ont montré qu'il existe une forte relation entre nos deux profils dans les deux phases (pré-test $r = - 0,87$, posttest $r = - 0,96$). Les profils Evaluateurs des apprenants étaient fortement liés à leurs profils Cognitifs. Par conséquent, l'hypothèse nulle H0 est rejetée et l'hypothèse alternative H1 est prouvée et nous pouvons confirmer que les profils Cognitifs des participants peuvent influencer leurs profils Evaluateurs (Boudria et al., 2018).

En outre, l'effet observé (Prétest $r = - 0,87$, Posttest $r = - 0,96$) a indiqué une forte corrélation négative entre les deux profils. Cela signifie que lorsque les profils cognitifs des apprenants s'améliorent, les profils Evaluateurs des apprenants diminuent dans la même proportion ; et c'est notre objectif. La diminution des profils Evaluateurs des apprenants signifie qu'il y a une bonne similitude entre les notes du personnel et celles des apprenants.

Pour tester la deuxième hypothèse H2 (La méthode du calibrage collaborative ne peut pas améliorer le profil cognitif de l'apprenant) et la troisième hypothèse H4 (La méthode du calibrage collaborative ne peut pas améliorer le profil Evaluator de l'apprenant), nous avons mené notre expérience en deux phases (phase individuelle et phases du calibrage collaboratif) comme nous l'avons déjà mentionné dans la section précédente (Tableau 5.2). À la fin des deux phases, tous les apprenants sont invités à répondre à un deuxième questionnaire (posttest) pour recalculer leurs profils cognitifs. En outre, ils sont invités à réévaluer certains travaux standards (préparés et évalués par le staff des enseignants) pour connaître leurs nouveaux profils Evaluateurs.

b) Le test Shapiro-Wilk

Pour utiliser le Z-test, nous devons nous assurer que les données sont distribuées selon la loi normale. Pour ce faire, nous avons utilisé le test de Shapiro-Wilk. Les résultats obtenus ont montré que la valeur P_{value} dans les deux échantillons (Profil cognitif : données de pré-test : $W = 0,90$, $P = 0,06$, données posttest : $W = 0,98$, $P = 0,10$, et profil Evaluator : données de pré-test : $W = 0,95$, $P = 0,08$, données posttest : $W = 0,98$, $P = 0,10$) sont supérieures au niveau significatif de $P = 0,05$). Nous pouvons donc dire que nos ensembles de données sont distribués selon la loi normale (Boudria et al., 2018).

c) Le test Z-test

Pour savoir s'il y a une amélioration significative des profils des apprenants (Cognitifs et Evaluateurs), et comme nous avons les mêmes 100 apprenants dans les deux étapes de l'expérience, nous avons utilisé le Z-test. Les résultats obtenus au cours des deux phases sont présentés dans les (Tableaux 5.3) et (Tableau 5.4).

	<i>N</i>	<i>Moyenne</i>	<i>SD</i>	<i>Z</i> (Valeur observée)	<i> Z </i> (Valeur critique)	<i>P_{value}</i>
Profil Cognitif avant le calibrage collaboratif (Pré-test)	100	55,37	4,89	33,25	1,96	< 0,0001
Profil Cognitif après le calibrage collaboratif (Posttest)	100	83,92	11,69			

Tableau 5. 3: Progression du niveau cognitif du groupe expérimental avec le test Z-test (Boudria et al., 2018).

D'après le Tableau 5.3 du Z-test (profil cognitif), les informations fournies par la valeur p sont similaires à une $P_{\text{value}} < 0,0001$ inférieure au niveau significatif de l'alpha (0,05). De plus, $Z (0,975) = |Z| = 1,96$, donc Z (Valeur observée) $> |Z|$ (Valeur critique) ($33,25 > 1,96$). En conséquence, la différence moyenne était statistiquement significative. Par conséquent, nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle H2 et l'hypothèse alternative H3 est prouvée. Donc, nous pouvons affirmer que la méthode du calibrage collaboratif peut améliorer le profil Cognitif de l'apprenant.

	<i>N</i>	<i>Moyenne</i>	<i>SD</i>	<i>Z</i> (Valeur observée)	<i> Z </i> (Valeur critique)	<i>P_{value}</i>
Profil Evalueur avant le calibrage collaboratif (Pré-test)	100	9,31	5,61	3,15	1,96	< 0,002
Profil Evalueur après le calibrage collaboratif (Posttest)	100	7,09	4,51			

Tableau 5. 4: Progression du profil Evalueur du groupe expérimental avec le test Z-test (Boudria et al., 2018)

D'après le Tableau 5.4 du Z-test (profil de Evaluator), les données étayées par la valeur p sont analogues à $P_{\text{value}} < 0,002$ inférieure au niveau significatif de l'alpha (0,05). $Z = 0,975 = |Z| = 1,96$ donc, Z (valeur observée) $> |Z|$ (valeur critique) ($3,15 > 1,96$). En conséquence, la différence moyenne était statistiquement significative. Par conséquent, nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle H_4 et l'hypothèse alternative H_5 est prouvée. Dans ce cas, nous affirmons que la méthode du calibrage collaboratif peut améliorer le profil Evaluator de l'apprenant.

L'objectif de cette recherche est d'étudier l'effet de notre approche du calibrage collaboratif sur les profils des apprenants. Tout d'abord, il existe une différence significative sur les profils Cognitifs des apprenants entre la moyenne pré-test (Moyenne = 55,37 ; SD = 4,89) et la moyenne post-test des apprenants (Moyenne = 83,92 ; SD = 11,69). Deuxièmement, il y a une différence significative sur le profil Evaluator des apprenants entre leurs moyennes pré-test (Moyenne = 9,31 ; SD = 5,61) et leurs moyennes posttest (Moyenne = 7,09 ; SD = 4,51). Troisièmement, le résultat du test de corrélation de Pearson qui a été effectué pour analyser la corrélation entre les profils Cognitifs des apprenants et leurs profils Evaluator avant et après la phase du calibrage collaboratif ($r = -0,87$; $r = -0,96$ respectivement), les deux résultats indiquent qu'il existe une forte corrélation négative entre les deux profils.

Les résultats obtenus montrent que notre évaluation par les pairs basée sur le calibrage collaboratif, améliore à la fois les profils Cognitifs et les profils Evaluator des apprenants.

5.3.2 Experimentation2

Afin de tester notre deuxième proposition, nous avons implémenté deux nouveaux sous-systèmes : le système de gestion des interactions sociales et le système de gestion des recommandations. Ces derniers ont été intégrés dans notre système CollMOOC-Algo.

Dans cette deuxième expérimentation, nous voulons tester l'effet des relations et des interactions sociales sur le comportement des apprenants et l'impact de notre recommandation des tuteurs sur l'attitude des apprenants isolés socialement et sur le taux des abandons (Boudria et al., 2020).

5.3.2.1 Participants

Cette expérimentation s'est déroulée avec un ensemble de 250 étudiants (130 étudiants de la 1^{ère} année tronc commun, 50 étudiants de la 2^{ème} année licence) du département de Sciences Commerciales de l'Université 8 Mai 1945 Guelma et 70 apprenants inscrits volontairement après une annonce faite dans les réseaux sociaux. L'expérimentation a duré trois mois durant l'année 2020 pendant la période de confinement.

5.3.2.2 Méthodologie

Nous avons mené une étude expérimentale (situation avant-après). Les étudiants ont été invités à consulter les ressources pédagogiques, à communiquer par le système avec leurs pairs et leurs tuteurs en cas de besoin et à interférer avec leurs camarades sur la plateforme. Un guide d'utilisation a été envoyé aux apprenants qui leur expliquaient comment utiliser la plateforme et l'importance de leurs évaluations personnelles des publications postées par leurs pairs et de leurs évaluations pour l'aide apportée par leurs tuteurs (apprenants-tuteurs). Ensuite l'expérimentation s'est déployée selon le scénario suivant (Boudria et al., 2020) :

Semaine 1 : Durant la première semaine, tous les apprenants sont libres de suivre leurs cours à leurs rythmes et sont invités à participer aux différentes activités sociales, comme communiquer avec leurs pairs par e-mail, participer au forum, demander de l'aide en cas de besoin et de publier dans l'espace de partage.

Semaine 2 : Au début de la deuxième semaine, un ensemble de tests ont été effectués :

- Le système analyse les traces des apprenants récoltés pendant la semaine1.
- Après le filtrage et le calcul des différents facteurs sociaux, le système a identifié le profil social de chaque apprenant inscrit au MOOC.
- Un message identifiant le profil social calculé a été envoyé à chaque apprenant isolé.
- Sur la base des profils calculés, le système identifie les apprenants isolés socialement (140 apprenants), les apprenants influenceurs et les apprenants favoris.
- Les apprenants identifiés comme isolés socialement ont été divisé en deux groupes chacun de 70 apprenants choisi arbitrairement : un groupe de contrôle et un groupe expérimental.

Le premier groupe travaille sans la méthode de recommandation tandis que le deuxième travaille avec la méthode de recommandation.

- Pour le groupe expérimental, une liste des tuteurs (tuteurs favoris et tuteurs influenceurs) a été recommandée pour chaque apprenant isolé.
- Pour le groupe de contrôle, aucune recommandation n'a été faite.

Semaine 3 : Au début de la troisième semaine, le système :

- Recalcule les nouveaux profils sociaux pour les apprenants des deux groupes.
- Recommande les tuteurs aux apprenants isolés du groupe expérimental.
- Calcule le taux d'isolement de la semaine, ce dernier est égal au nombre des apprenants isolés pour la semaine actuelle sur le nombre total (initial) des apprenants isolés.

$$\text{Taux d'isolement (semaine } i) = \frac{\text{Nbr apprenants isolés (semaine } i)}{\text{Nbr total des apprenants isolés}} \dots\dots\dots(5.1)$$

Les tests et les calculs réalisés pendant la semaine 3 ont été répétés pour le reste des semaines de la période expérimentale.

5.3.2.3 Résultats et discussion

A la fin de l'expérimentation, un questionnaire a été soumis aux étudiants qui ont utilisé le système pour savoir leurs avis concernant :

- 1- l'efficacité de l'outil de communication orale.
- 2- l'idée d'évaluer les publications de leurs amis ainsi que l'aide apportées par les apprenants tuteurs.
- 3- l'efficacité des tuteurs recommandés.

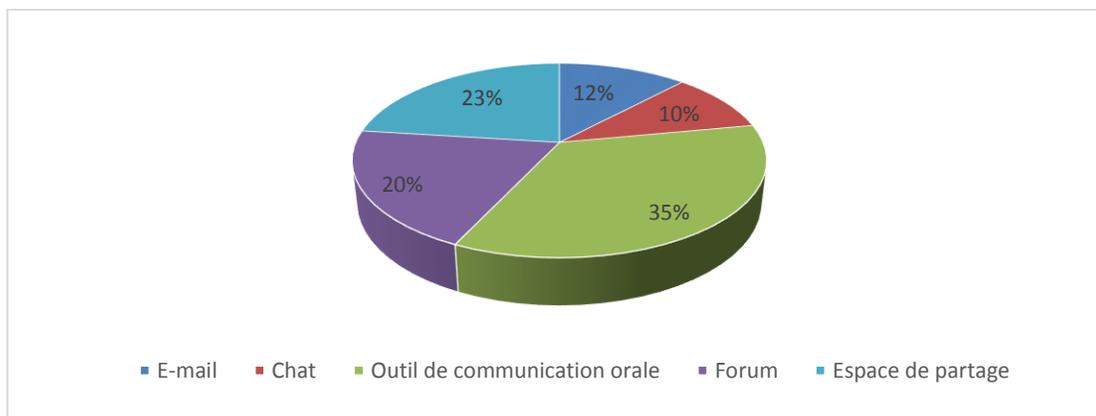


Figure 5. 9: Le pourcentage d'utilisation des outils de communications par les apprenants.

D'après la Figure 5.9 qui illustre le pourcentage d'utilisation des outils de communication par les apprenants pendant la période expérimentale, nous constatons que l'outil de communication orale est le moyen le plus utilisé entre les apprenants et leurs tuteurs. Les apprenants déclarent que cet outil leur permet de communiquer facilement avec leurs pairs dans un langage naturel, comme la langue parlée en classe.

Les apprenants ont confirmé que l'évaluation des publications et l'évaluation de l'aide apportée par les apprenants- tuteurs ont créé un environnement convivial entre les apprenants et ont influencé la qualité de leurs publications. Ils disent qu'ils ont considéré ça comme un jeu et que tout le monde veut être le gagnant (Figure 5.10). 50% des apprenants ont voté "Très bénéfique" et 45% ont voté "Bénéfique".

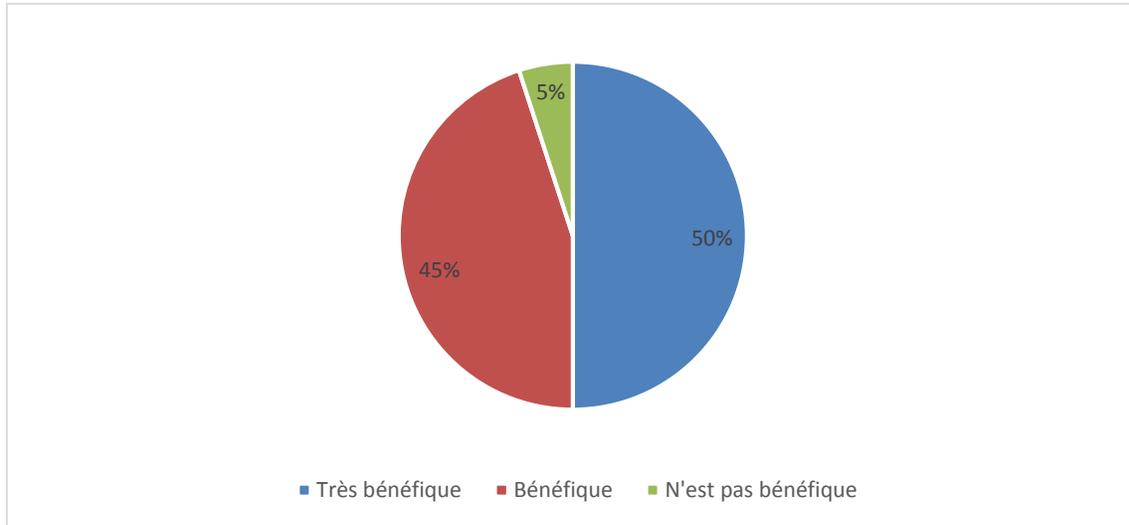


Figure 5. 10: Réponses des apprenants à la question "Comment trouvez-vous l'idée d'évaluer les publications de vos amis et l'aide fournie par les apprenants-tuteurs".

D'après l'analyse des réponses des apprenants, les résultats obtenus montrent que plusieurs d'entre eux ont réagi positivement avec les apprenants-tuteurs recommandés où 64% votent "Utile", 30% votent "Très utile" et seulement 6% votent "Peu utile" (Figure 5.11).

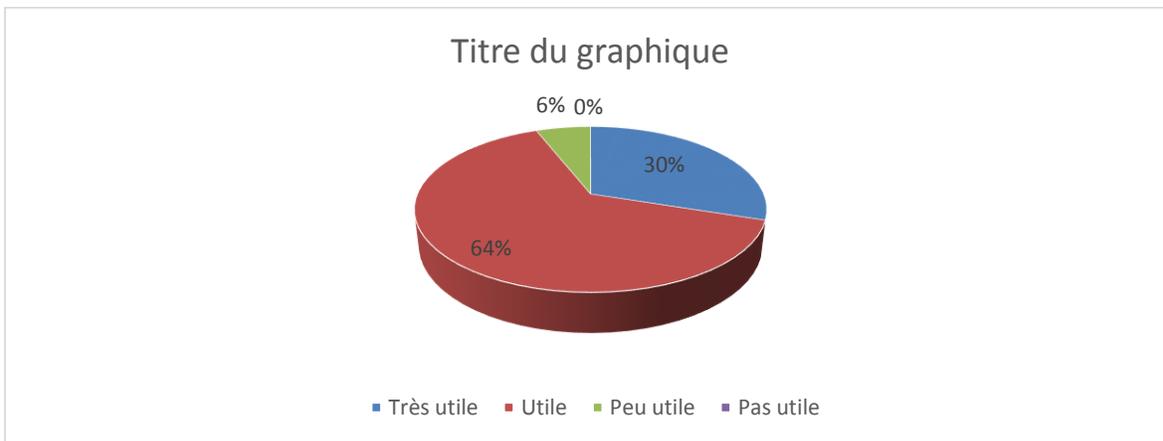


Figure 5. 11: Opinions des apprenants concernant les apprenants-tuteurs recommandés.

5.3.2.4 Vérification des hypothèses

Pour répondre à la question « Comment identifier les apprenants isolés socialement ? » nous avons proposé de calculer le profil social de chaque apprenant. Ce dernier est composé de trois facteurs

sociaux qui retracent chaque activité sociale faite par l'apprenant (plus de détails dans le chapitre 4).

Au cours de cette deuxième expérience, nous avons essayé de vérifier l'hypothèse suivante :

L'hypothèse nulle H0 : le facteur d'isolement social ne conduit pas à l'abandon des apprenants dans les MOOC.

L'hypothèse de recherche H1 : Le facteur d'isolement social conduit à l'abandon des apprenants dans les MOOC.

Afin d'évaluer les performances de notre méthode et de vérifier l'hypothèse H1 «Le facteur d'isolement social conduit à l'abandon des apprenants dans les MOOC », nous avons utilisé la matrice de confusion. Cette matrice contient des informations sur les classifications réelles et prévues (Márquez-Vera et al.,2013). Dans notre cas, nous avons utilisé la mesure de précision (Acc), le vrai taux positif (TPrate) et le vrai taux négatif (TN rate) (Márquez-Vera et al.,2013).

- La précision (Acc) est le taux de précisions globales ou la précision de classification. elle est calculée comme suit :

$$ACC = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots(5.2)$$

- Le vrai taux positif (TP rate), également appelé sensibilité (Se) ou rappel. Il représente la proportion de positifs réels, qui devraient être positifs. Il est calculé comme suit :

$$TPrate = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(5.3)$$

- Le véritable taux négatif (TN rate), ou spécificité (Sp), représente la proportion de négatifs réels qui devraient être négatifs. Il est calculé comme suit :

$$TNrate = \frac{TN}{TN+FP} \dots\dots\dots(5.4)$$

Les résultats obtenus sont illustrés dans la table 5.5

	Nombre total des apprenants dans l'expérimentation	Nombre des abandons dans l'expérimentation	Nombre des Non abandons dans l'expérimentation	ACC	TPrate	TNrate
Apprenant isolé socialement	140	(Vrai Positif) 122	(Faux Positif) 18	0,90	0,94	0,85
Apprenant non isolé	110	(Faux négatif) 8	(Vrai négatif) 102			

Tableau 5. 5: Résultats obtenus de la matrice de confusion (Boudria et al., 2020).

D'après les résultats obtenus (Tableau 5.5), nous observons que la précision avec l'approche proposée est significativement élevée (ACC = 90%). De plus, nous pouvons voir que TPrate est supérieur à TNrate, ce qui signifie que la majorité des apprenants abandonnés étaient socialement isolés comme nous l'avons déjà prédit. Par conséquent, nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle H0 et l'hypothèse alternative H1 est prouvée, et on peut affirmer que le facteur d'isolement social peut conduire à l'abandon des apprenants dans les MOOC.

5.4 Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons présenté l'implémentation du système *ColMOOC-Algo* ainsi que les résultats des expérimentations menées sur le système conçu pour valider les approches proposées.

Ces expérimentations avaient pour objectifs de tester (1) l'efficacité de l'approche du calibrage collaboratif sur l'amélioration du processus d'évaluation par les pairs d'un côté, et sur l'effet observé au niveau des profils des apprenants. (2) Pour prouver l'efficacité de l'aspect social crée entre les apprenants du MOOC sur la réduction du taux des abandons.

Les résultats obtenus de la première expérimentation (celle du calibrage collaboratif) ont dévoilé des progrès significatifs sur les niveaux de connaissances des apprenants observés sur leurs profils cognitifs ainsi que sur leurs compétences d'évaluation (les profils Evaluateurs). Aussi, les

apprenants ont été satisfaits de l'apprentissage par notre MOOC, ils ont apprécié l'aventure de l'évaluation par les pairs, et ils l'ont considéré comme un processus d'apprentissage constructif.

Les résultats de la deuxième expérimentation (celle qui concerne le problème d'abandon) ont montré une réduction significative du taux d'abandon dans le groupe expérimental, cela signifie que la recommandation des apprenants-tuteurs motive les apprenants à terminer leurs cours et leurs activités.

D'après les résultats obtenus de la matrice de confusion on a remarqué que la majorité des apprenants abandonnés était déjà identifié comme isolés socialement. Donc, on peut dire que le facteur social aide à prédire les apprenants à risque d'abandonner le MOOC.

Une grande satisfaction est observée auprès des apprenants concernant l'utilisation de l'outil de messagerie vocale qui peut recevoir et envoyer des messages audio asynchrones de courte durée. Ils ont déclaré que l'outil a facilité la communication entre les apprenants et leurs tuteurs.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Conclusion générale et Perspectives

Les travaux présentés dans cette thèse se situent dans le cadre des EIAH en général et des MOOC en particulier. En premier lieu, nous nous sommes intéressés au problème de l'évaluation des apprenants dans ces environnements massifs et ouverts. La solution que nous proposons est un système d'évaluation par les pairs basé sur le calibrage collaboratif. L'objectif est de proposer une méthode d'évaluation qui donne des notes fiables, proches le plus possible aux notes données par le staff des évaluateurs, en même temps cette méthode doit être fiable et crédible auprès des apprenants des MOOC.

En deuxième lieu, nous nous sommes focalisés sur le problème du taux élevé des abandons dans les MOOC. Notre solution pour ce problème consiste à la proposition d'un système d'identification des apprenants à risque d'abandonner leurs MOOC. L'approche proposée vise à identifier les apprenants à risque, qui ne participent pas aux activités sociales et qui ne communiquent pas avec leurs pairs. Ces apprenants sont qualifiés comme isolés socialement. Ensuite, grâce aux avis et aux jugements des apprenants, on identifie les apprenants influenceurs et les apprenants préférés (favoris) par leurs pairs. Ces apprenants représentent les tuteurs qui vont être recommandés à chaque apprenant isolé socialement à travers la proposition d'une liste composée des « *k*-Top » meilleurs tuteurs sociaux.

Plusieurs questions ont été posées au début de ce manuscrit et ont conçu le fil conducteur de ce travail de recherche. Pour y répondre, nous avons réalisé dans la première phase de notre travail, une étude générale de la littérature sur les MOOC et une autre étude plus profonde sur les deux problématiques qui nous intéressent à savoir l'évaluation des apprenants et le problème d'abandon.

Dans la deuxième phase de notre travail, nous nous sommes concentrés sur la définition et la conception de nos approches proposées. Deux contributions ont été réalisées.

- ❖ Notre première contribution consiste à la proposition d'une nouvelle technique du calibrage collaboratif. Pour obtenir de bons résultats dans le processus d'évaluation par les pairs, nous l'avons combiné avec la technique du calibrage au sein du groupe d'apprenants. En d'autres termes, la technique du calibrage existante n'est utilisée que pour les apprenants individuels.

Dans notre approche, nous avons appliqué cette technique sur l'ensemble du groupe. Par conséquent, les apprenants continuent de collaborer jusqu'à ce que le groupe soit calibré et là le processus d'évaluation peut commencer. De ce fait, nous avons proposé avec cette contribution :

1. Une nouvelle structure du modèle de l'apprenant basée sur leurs capacités à évaluer leurs pairs, c'est le *profil Evalueur* de l'apprenant.
 2. Une nouvelle méthode de regroupement des apprenants. Dans la méthode proposée, nous avons regroupé les apprenants dans une communauté d'évaluation avec des profils Evalueurs différents et complémentaires. Dans ce cas, les apprenants interagissent et travaillent ensemble pour réaliser leurs évaluations. La construction de la communauté de l'évaluation vise à accroître la socialisation entre les apprenants et à améliorer à la fois les compétences de chaque apprenant dans le processus d'évaluation et à améliorer leurs profils cognitifs à travers les interactions et les échanges des connaissances et des opinions.
- ❖ Notre deuxième contribution concerne l'utilisation de nouveaux facteurs et mesures sociaux qui permettent, d'une part, de créer de nouvelles interactions entre les apprenants. D'autre part, ils permettent de connaître les jugements des autres apprenants sur le contenu partagé dans l'espace de chaque apprenant et sur l'aide apportée par les apprenants-tuteurs. Ces facteurs nous permettent d'identifier le profil social de chaque apprenant et par conséquent, ils nous facilitent le processus d'identification des apprenants à risque d'abandonner leur MOOC (les apprenants isolés socialement), aussi ils nous permettent d'identifier les apprenants influenceurs et les apprenants favoris qui vont être recommandés aux autres apprenants comme des tuteurs. En plus, pour soutenir la tâche du tuteur, nous avons intégré un outil audio dans l'espace réservé au tutorat par les pairs. Cet outil permet aux apprenants de poser leurs questions à leurs apprenants-tuteurs sous forme orale comme dans le Facebook (Messenger). L'outil intégré maximise les interactions entre les apprenants et améliore leurs compétences communicationnelles.

Dans la troisième phase, nous nous sommes focalisés sur la mise en œuvre et l'évaluation de nos solutions. Pour ce faire, nous avons implémenté un environnement d'apprentissage social de type MOOC pour apprendre les concepts de base de l'algorithmique nommé " ColMOOC-Algo".

Pour valider nos propositions, des expérimentations ont été menées au niveau de l'université de Guelma avec un ensemble d'étudiants des départements d'Informatique et des Sciences Commerciales.

Les résultats obtenus à partir de l'analyse des réponses des apprenants et le retour de l'évaluation de notre prototype, montrent que les participants ont apprécié de nombreux aspects du prototype. Ils ont aimé l'expérience de l'évaluation par les pairs et ils l'ont considéré comme un processus d'apprentissage constructif, aussi ils ont apprécié l'aide fournie par les tuteurs en utilisant l'outil vocal, ainsi que l'idée d'évaluer les contributions de leurs pairs. Finalement, nous pouvons dire que nous sommes arrivés à atteindre nos objectifs.

Comme perspectives, nous envisageons des améliorations au niveau de fonctionnalités proposées par notre système ColMOOC-Algo. Ces perfectionnements feront l'objet de nos futurs travaux et se résument en cinq objectifs principaux :

1. Le premier objectif s'articule principalement sur la mise en place d'un outil de suivi des annotations des apprenants à partir des commentaires dans une perspective de personnalisation des MOOC.
2. Le deuxième objectif consiste à trouver une solution pour résoudre les conflits de collaboration au sein du groupe et qui permet de mesurer la contribution effective de chaque membre en se basant sur les techniques de text mining.
3. Le troisième objectif concerne l'intégration des mécanismes et des outils fiables pour soutenir le tutorat social des apprenants dans les MOOC afin de diminuer le décrochage.
4. L'amélioration de notre approche (model) d'identification des apprenants à risque d'abandonner leurs MOOC par l'attribution des formules mathématiques qui permettent de calculer l'influence sociale entre les apprenants sur plusieurs degrés, constitue le quatrième objectif.

5. Enfin, le cinquième objectif est de faire une expérimentation à plus large échelle de ColMOOC-Algo avec un plus grand nombre d'apprenants. Cette expérimentation nous permettra d'améliorer notre outil au niveau conceptuel et au niveau des fonctionnalités proposées.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Références Bibliographiques

- Abbakumov, D., Desmet, P., & Van den Noortgate, W. (2020). Rasch model extensions for enhanced formative assessments in MOOC. *Applied Measurement in Education*, 33(2), 113-123.
- Abric, J.-C. (2001). L'approche structurale des représentations sociales: développements récents. *Psychologie et société*, 4(2), 81-104.
- Admiraal, W., Huisman, B., & Pilli, O. (2015). Assessment in Massive Open Online Courses. *Electronic Journal of E-learning*, 13(4), 207-216.
- Alcarria, R., Bordel, B., & de Andr a, D. M. (2018). Enhanced peer assessment in MOOC evaluation through assignment and review analysis. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 13(1), 206-219.
- Aleven, V., Baker, R., Blomberg, N., Andres, J. M., Sewall, J., Wang, Y., & Popescu, O. (2017). Integrating MOOC and Intelligent Tutoring Systems: edX, GIFT, and CTAT. In *Proceedings of the 5th Annual Generalized Intelligent Framework for Tutoring Users Symposium, Orlando, FL, USA*.
- Ally, M. (2004). Foundations of educational theory for online learning. *Theory and practice of online learning*, 2, 15-44.
- Assami, S., Daoudi, N., & Ajhoun, R. (2018). Personalization criteria for enhancing learner engagement in MOOC platforms. In *2018 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, 1265-127. IEE.
- Assami, S., Daoudi, N., Ajhoun, R. (2020). A Semantic Recommendation System for Learning Personalization in Massive Open Online Courses. *International Journal of Recent Contributions from Engineering, Science & IT (iJES)*, 8(1), 71-80.
- Bachelet, R., & Cisel, M. (2013).  valuation par les pairs au sein du MOOC ABC de la gestion de projet: une  tude pr liminaire. *Paper presented at EIAH Workshop, Toulouse, France*, 47-56.
- Bakki, A. (2018). Mod le et outil pour soutenir la sc narisation p dagogique de MOOC connectivistes. *th se de doctorat*.
- Balfour, S. P. (2013). Assessing Writing in MOOC: Automated Essay Scoring and Calibrated Peer ReviewTM. *Research & Practice in Assessment*, (8), 40-48.

- Barnier, G. (2001). *Le tutorat dans l'enseignement et la formation*. Paris : l'Harmattan, *Savoir et Formation*.
- Beg, A. (2014). A New Method for the Creation of MOOC-ready Database of Test Questions. *Paper presented at the CSEDU (1)*.
- Bejaoui, R. (2017). Assistance à la conception de cours en ligne ouverts et massifs soutenant un apprentissage personnalisé. *thèse de doctorat. Télé-université*.
- Bene, M. (2017). Go viral on the Facebook! Interactions between candidates and followers on Facebook during the Hungarian general election campaign of 2014. *Information, Communication & Society*, 20(4), 513-529.
- Bendjebar, S. (2016). Utilisation des Techniques de Data Mining pour la Modélisation des Tuteurs. *Thèse de doctorat, Université 8MAI 1945 GUELMA, Algérie*.
- Benson, A. (2002). Using online learning to meet workforce demand: A case study of stakeholder influence. *Quarterly Review of Distance Education*, 3(4), 443–452.
- Billington, H. L. (1997). Poster presentations and peer assessment: Novel forms of evaluation and assessment. *Journal of Biological Education*, 31(3), 218-220.
- Blandin, B. (2004). Ingénierie et formations ouvertes et à distance. Caspar P., Carré P. *Traité des sciences et des techniques de la formation*, 439–464.
- Boudria, A., Lafifi, Y., & Djebaihia, S. (2017). A new learner model in Massive Open Online Courses (MOOC). *3rd International Conference on Networking and Advanced Systems, Annaba, Algeria*.
- Boudria, A., Lafifi, Y., & Bordjiba, Y. (2018). Collaborative Calibrated Peer Assessment in Massive Open Online Courses. *International Journal of Distance Education Technologies (IJDET)*, 16(1), 76-102.
- Boudria, A., Lafifi, Y., & Bendjebar, S. (2020). Identifying at-risk learners of abundant in Massive Open Online Courses founded on a social approach. *(Article soumis pour publication)*.
- Bouzayane, S. & Saad, I. (2017). Weekly Predicting the At-Risk MOOC Learners Using Dominance-Based Rough Set Approach. *In Digital Education: Out to the World and Back to the Campus, Springer, Cham*, 160–169.
- Bouzidi, L. h., & Jaillet, A. (2009). Can online peer assessment be trusted? *Journal of Educational Technology & Society*, 12(4), 257-268.

-
- Butcher, A., Stefani, L., & Tariq, V. (1995). Analysis of peer-, self- and staff-assessment in group project work. *Assessment in Education: Principles, Policy & Practice*, 2(2), 165-185.
- Carlson, P. A., & Berry, F. C. (2003). Calibrated peer review and assessing learning outcomes. *Paper presented at the Frontiers in education conference.*
- Carliner, S. (2004). An overview of online learning (2nd ed.). *Armherst, MA: Human Resource Development Press.*
- Carolan, S., & Magnin, M. (2013). Le MOOC et la motivation: les élèves face à une formation autogérée. *Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain.*
- Chang, C.-C., Tseng, K.-H., Chou, P.-N., & Chen, Y.-H. (2011). Reliability and validity of Web-based portfolio peer assessment: A case study for a senior high school's students taking computer course. *Computers & Education*, 57(1), 1306-1316.
- Chaplot, D. S., Rhim, E., & Kim, J. (2015, June). Predicting Student Attrition in MOOC using Sentiment Analysis and Neural Networks. *In AIED Workshops*, (53),54-57.
- Chauhan, A. (2014). Massive open online courses (MOOC): Emerging trends in assessment and accreditation. *Digital Education Review*, (25), 7-17.
- Collet, P., Seereekissoon, R., Abotsi, I., Michaud-Maret, M., Scius-Bertrand, A., Tillich, E., & Parrend, P. (2017). *POEM-COPA Collaborative Open Peer Assessment. In First Complex Systems Digital Campus World E-Conference 2015*,15-27. Springer, Cham.
- Conrad, D. (2002). Deep in the hearts of learners: Insights into the nature of online community. *Journal of Distance Education*, 17(1), 1-19
- Cisel, M., & Bruillard, E. (2013). Chronique des MOOC. STICEF. *Sciences et technologies de l'information et de la communication pour l'éducation et la formation*, 19.
- Cisel, M., Bachelet, R., & Bruillard, E. (2014). Peer assessment in the first French MOOC: Analyzing assessors' behavior. *In Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining*, London, UK, 403-404.
- Cisel, M. (2017). Utilisations des MOOC: éléments de typologie, *Thèse de doctorat, Université Paris-Saclay, France*.
- Clerc, F., Lefevre, M., Guin, N., & Marty, J.-C. (2015). Mise en place de la personnalisation dans le cadre des MOOC. *7ème Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain-EIAH'2015*, Agadir, Maroc.

- Collectif de Chasseneuil. (2000). Formations ouvertes et à distance : *L'accompagnement pédagogique et organisationnel. Conférence de Consensus, Paris, France, 27-29 Mars.*
- Daspet, E., De Geyer, C. P., & Hardy, F. (2008). *PHP 5 avancé: Eyrolles.*
- Denis, B. (2003). Quels rôles et quelle formation pour les tuteurs intervenant dans des dispositifs de formation à distance?. *Distances et savoirs, 1(1), 19-46.*
- De Freitas, S. I., Morgan, J., & Gibson, D. (2015). Will MOOCs transform learning and teaching in higher education? Engagement and course retention in online learning provision. *British Journal of Educational Technology, 46(3), 455-471.*
- Díez Peláez, J., Luaces Rodríguez, Ó., Alonso-Betanzos, A., Troncoso, A., & Bahamonde Rionda, A. (2013). *Peer assessment in MOOC using preference learning via matrix factorization. Paper presented at the NIPS Workshop on Data Driven Education.*
- Ewais, A., & Samara, D. A. (2020). Adaptive MOOC Based on Intended Learning Outcomes Using Naïve Bayesian Technique. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET), 15(04), 4-21.*
- François, M. (2014). MOOC: hypothèses sur l'engouement pour un objet mal identifié. *Distances et médiations des savoirs, 7.*
- Gagné, P., Bégin, J., Laferrière, L., Léveillé, P., & Provencher, L. (2001). L'encadrement des études à distance par des personnes tutrices: qu'en pensent les étudiants. *DistanceS, 5(1), 59-83.*
- Ghatasheh, N. (2015). Knowledge level assessment in e-learning systems using machine learning and user activity analysis. *In International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 6(4), 107-113.*
- Glikman, V. (2002). Eléments pour une définition des formations ouvertes et à distance. *In V. Glickman (Ed.), Des cours par correspondance au "E-Learning". Paris: Presses Universitaires de France, 11-20.*
- Glikman, V. (2018). Des cours par correspondance au «e-learning» : *Presses universitaires de France.*
- Goodlad, S., & Hirst, B. (1990). *Explorations in peer tutoring: Blackwell Education.*
- Hajri, H. (2018). Personnalisation des MOOC par la réutilisation de Ressources Éducatives Libres. *thèse de doctorat, Paris Saclay.*
- Halawa, S., Greene, D., & Mitchell, J. (2014). Dropout prediction in MOOC using learner activity features. *Proceedings of the second European MOOC stakeholder summit, 37(1), 58-65.*

- He, X., Liu, P., & Zhang, W. (2017). Design and Implementation of a Unified Mooc Recommendation System for Social Work Major: Experiences and Lessons. *International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC) (1)*, 219-223.
- Henkel, M. (1998). Evaluation in higher education: Conceptual and epistemological foundations. *European Journal of Education*, 33(3), 285-297.
- Hone, K. S., & El Said, G. R. (2016). Exploring the factors affecting MOOC retention: A survey study. *Computers & Education*, 98, 157-168.
- Hou, Y., Zhou, P., Xu, J., & Wu, D. O. (2018, April). Course recommendation of MOOC with big data support: A contextual online learning approach. *In IEEE INFOCOM 2018-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*, 106-111.
- Jang, E. E., & Wagner, M. (2013). Diagnostic feedback in the classroom. *The companion to language assessment*, 2, 693-711.
- Jing, X., & Tang, J. (2017, August). Guess you like: course recommendation in MOOC. *In Proceedings of the International Conference on Web Intelligence*. 783-789.
- Jordan, S. (2013). E-assessment: Past, present and future. *New Directions in the Teaching of Physical Sciences*(9), 87-106.
- Karsenti, T., Depover, C., Komis, V., & Dumouchel, G. (2015). La pédagogie universitaire face aux MOOC: compte-rendu d'expériences, tendances actuelles et futures. *International Journal of Technologies in Higher Education*, 12(1-2), 7-8.
- Karsenti, T., & Bugmann, J. (2016). Soutenir la motivation des participants aux MOOC: quels rôles pour la ludification, la mobilité et l'aspect social? *Revue internationale des technologies en pédagogie universitaire/International Journal of Technologies in Higher Education*, 13(2-3), 133-149.
- Kellogg, S., Booth, S., & Oliver, K. (2014). A social network perspective on peer supported learning in MOOC for educators. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 15(5), 263-289.
- Kizilcec, R. F., Piech, C., and Schneider, E. (2013). Deconstructing disengagement: analyzing learner subpopulations in massive open online courses. *Proceedings of the third international conference on learning analytics and knowledge*, 170-179. *ACM*.
- Klenowski, V. (1995). Student self-evaluation processes in student-centred teaching and learning contexts of Australia and England. *Assessment in Education*, 2(2), 145-163.

- Kotsiantis S, Patriarcheas K, Xenos M (2010) A combinational incremental ensemble of classifiers as a technique for predicting students' performance in distance education. *Knowledge-Based Systems* 23(6):529-535.
- Kravvaris, D., Kermanidis, K. L., & Ntanis, G. (2016). How MOOC link with social media. *Journal of the Knowledge Economy*, 7(2), 461-487.
- Kulkarni, C., Wei, K. P., Le, H., Chia, D., Papadopoulos, K., Cheng, J., & Klemmer, S. R. (2013). Peer and self assessment in massive online classes. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, 20(6), 1-31.
- Labarthe, H., Bachelet, R., Bouchet, F., & Yacef, K. (2016). Increasing MOOC completion rates through social interactions: a recommendation system. *Research Track*, 471.
- Lafifi, Y., Azzouz, K., Faci, H., & Herkas, W. (2010). Dynamic management of tutors' roles in an online learning system. *International Journal of Learning Technology*, 5(2), 103-129.
- Lafifi, Y., Bendjebar, S., & Zedadra, A. (2014). A K-complementarity Technique for Forming Groups of Tutors in Intelligent Learning Environments. *Journal of computing and information technology*, 22(2), 115-130.
- Lafifi, Y., Boudria, A., Lafifi, A., & Cheraitia, M. (2018). Adaptive Tutoring in MOOC. *International conference on Innovation in Learning for the Future, Istanbul, Turquie*.
- Lafifi, Y., Boudria, A., Lafifi, A., & Cheraitia, M.(2020). Intelligent tutoring of learners in e-learning systems ans Massive Open Online Courses (MOOC). In book:WHO RUNS THE WORLD: DATA,Editors: Sevinç Gülseçen, Sushil Sharma, Emre Akadal, Istanbul University Press, DOI: [10.26650/B/ET06.2020.011.10](https://doi.org/10.26650/B/ET06.2020.011.10).
- Laporte, C. D. (2016). Une revue systématique de la littérature sur les MOOC: pourquoi et comment les apprenants s'engagent-ils et dans quelles mesures le réseau et la conception pédagogique jouent-t-il un rôle? , *University of Geneva*,
- Littlejohn, A., Hood, N., Milligan, C., & Mustain, P. (2016). Learning in MOOCs: Motivations and self-regulated learning in MOOCs. *The Internet and Higher Education*, 29, 40-48.
- Lu, W., Wang, T., Jiao, M., Zhang, X., Wang, S., Du, X., & Chen, H. (2017). Predicting Student Examinee Rate in Massive Open Online Courses. In *International Conference on Database Systems for Advanced Applications*,340-351. Springer, Cham.
- Luaces, O., Díez, J., Alonso-Betanzos, A., Troncoso, A., & Bahamonde, A. (2015). A factorization approach to evaluate open-response assignments in MOOC using preference learning on peer assessments. *Knowledge-Based Systems*, 85, 322-328.

- Luo, H., Robinson, A., & Park, J.-Y. (2014). Peer grading in a MOOC: Reliability, validity, and perceived effects. *Online Learning Journal*, 18(2).
- Lynda, H., Farida, B.-D., Tassadit, B., & Samia, L. (2017). *Peer assessment in MOOC based on learners' profiles clustering. Paper presented at the 2017 8th International Conference on Information Technology (ICIT)*.
- Mazman, S. G., & Usluel, Y. K. (2009). The usage of social networks in educational context. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 49(1), 338-342.
- Márquez-Vera, C., Cano, A., Romero, C., & Ventura, S. (2013). Predicting student failure at school using genetic programming and different data mining approaches with high dimensional and imbalanced data. *Applied intelligence*, 38(3), 315-330.
- Mathrani, A., Christian, S., & Ponder-Sutton, A. (2016). PlayIT: Game based learning approach for teaching programming concepts. *Journal of Educational Technology & Society*, 19(2).
- Medina-Salguero, R., & Aguaded-Gómez, J. I. (2013). Pedagogical Support in MOOC: A New Approach to Tutoring. @ *tic revista d'innovació educativa*(11), 30-39. 5-17.
- Miranda, S., Mangione, G. R., Orciuoli, F., Gaeta, M., & Loia, V. (2013). Automatic generation of assessment objects and Remedial Works for MOOC. In *the International Conference on Information Technology Based Higher Education and Training (ITHET), Antalya, Turkey* 1-8.
- Meek, S. E., Blakemore, L., & Marks, L. (2017). Is peer review an appropriate form of assessment in a MOOC? Student participation and performance in formative peer review. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 42(6), 1000-1013.
- Mehenaoui, Z. (2018). Recommandation de collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif. *Thèse de doctorat ,Université 8 Mai1945 Guelma.Algerie*
- Moore, J. L., Dickson-Deane, C., & Galyen, K. (2011). e-Learning, online learning, and distance learning environments: Are they the same? *The Internet and Higher Education*, 14(2), 129-135.
- Mohamed, A., Yousef, F., Chatti, M. A., & Schroeder, U. (2014). MOOC: A Review of the State-of-the-Art. In *CSEDU 2014 - 6th International Conference on Computer Supported Education*, 9-20.
- Mugny, G., Souchet, L., Codaccioni, C., & Quiamzade, A. (2008). Représentations sociales et influence sociale. *Psychologie française*, 53(2), 223-237.

- Newman, D., Lau, J. H., Grieser, K., & Baldwin, T. (2010). *Automatic evaluation of topic coherence. Paper presented at the Human language technologies: The 2010 annual conference of the North American chapter of the association for computational linguistics.*
- Nixon, R. (2014). *Learning PHP, MySQL & JavaScript: With jQuery, CSS & HTML5: " O'Reilly Media, Inc".*
- Page, K. A. (2003). *Macromedia Dreamweaver MX: training from the source: Macromedia Press.*
- Pang, Y., Liao, C., Tan, W., Wu, Y., & Zhou, C. (November). Recommendation for MOOC with Learner Neighbors and Learning Series. *In International Conference on Web Information Systems Engineering, Springer, Cham.379-394.*
- Paquette, G., Mariño, O., Rogozan, D., & Léonard, M. (2015). Competency-based personalization for massive online learning. *Smart Learning Environments, 2(1), 4.*
- Pelisseur, C., & Vassallo, L. (2011). Pourquoi intégrer un réseau social dans un dispositif MOOC. *Montpellier, Novembre 2014 Clement Jonquet.*
- Pham, P., & Wang, J. (2018). Predicting learners' emotions in mobile MOOC learning via a multimodal intelligent tutor. *In International Conference on Intelligent Tutoring Systems ,150-159. Springer, Cham.*
- Piech, C., Huang, J., Chen, Z., Do, C., Ng, A., & Koller, D. (2013). Tuned models of peer assessment in MOOC. *arXiv preprint arXiv:1307.2579.*
- Pieterse, V. (2013, April 04-05). Automated assessment of programming assignments. *In Proceedings of the third Computer Science Education Research Conference on Computer Science Education Research, Heerlen, Netherlands, 45-56.*
- Poittevin, S, Jolly, V., & Nimier, ML. (2007). FOAD à la carte, glossaire da la formation ouverte à distance. Concue par GIP ARIFOR, centre de ressources sur la formation professionnelle, 12-23. *Disponible sur : <http://foad.arifor.fr> (consulte le 23/07/2020).*
- Qaffas, A., Kaabi, K., Shadiev, R., & Essalmi, F. (2020). Towards an optimal personalization strategy in MOOC. *Smart Learning Environments, 7, 1-18.*
- Rabahallah, K., Mahdaoui, L., & Azouaou, F. (2018). MOOC Recommender System using Ontology and Memory-based Collaborative Filtering. *Paper presented at the ICEIS (1), 635-641.*
- Ren, Z., Rangwala, H., & Johri, A. (2016). Predicting performance on MOOC assessments using multi-regression models. *arXiv preprint arXiv:1605.02269.*

- Rogers, G. (2006). Assessment 101. *Community Matters: ABET Community Newsletter*, (April 2006).
- Ross, J. A. (2006). The reliability, validity, and utility of self-assessment. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 11(1), 10.
- Rosselle, M. (2013). Les MOOC: des dispositifs d'enseignement-apprentissage à personnaliser. *Actes de l'atelier Mooc–Massive Open Online Courses–Etat des lieux des recherches francophones, conférences EIAH*, 28, 11-18.
- Saha, S., Saint, S., & Christakis, D. A. (2003). Impact factor: a valid measure of journal quality? *Journal of the Medical Library Association*, 91(1), 42.
- Sandeen, C. (2013). Assessment's place in the new MOOC world. *Research & practice in assessment*, 8, 5-12.
- Santos, J. L., Klerkx, J., Duval, E., Gago, D., & Rodríguez, L. (2014). Success, activity and drop-outs in MOOC an exploratory study on the UNED COMA courses. *In Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge*.
- Sewell, J. (2004). Diagnostic assessment within the Skills for Life strategy. *In 30th IAEA Conference, Philadelphia*.
- Siemens, G. (2013). Massive open online courses: Innovation in education, open educational resources: Innovation, research and practice, rorymcgreal, athabasca. *UNESCO, ed, 1, 268*.
- Sinha, T. (2014). Supporting MOOC instruction with social network analysis. *arXiv preprint arXiv:1401.5175*.
- Soltani, M., Zarzour, H., Babahenini, M. C., & Chemam, C. (2018). An affective tutoring system for massive open online courses. *In International conference on the Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications*, 202-211. Springer, Cham.
- Staubitz, T., Klement, H., Renz, J., Teusner, R., & Meinel, C. (2015). Towards practical programming exercises and automated assessment in Massive Open Online Courses. *IEEE International Conference on Teaching, Assessment, and Learning for Engineering (TALE)*.
- Suen, H. K. (2014). Peer assessment for massive open online courses (MOOC). *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 15(3).
- Stödberg, U. (2012). A research review of e-assessment. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 37(5), 591-604.

-
- Sunar, A. S., Abdullah, N. A., White, S., & Davis, H. (2015). Personalisation in MOOC: A critical literature review. *International Conference on Computer Supported Education*.
- Tadger, H., Lafifi, Y., & Seridi-Bouchelaghem, H. (2018). A New approach for assessing Learners in an Online problem based learning environment. *International Journal of Information and Communication Technology Education (IJICTE)*, 14(4), 18-33.
- Takei, N., Saito, T., Takasu, K., & Yamada, T. (2015). *Web browser fingerprinting using only cascading style sheets*. Paper presented at the 2015 10th International Conference on Broadband and Wireless Computing, Communication and Applications (BWCCA).
- Thanasis, D., Roxana, B., Fatos, X., & Santi, C. (2013). *A review on massive e-learning (MOOC) design, delivery and assessment. P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing (3PGCIC)*. Paper presented at the 2013 Eighth International Conference.
- Topping, K. J. (2009). Peer assessment. *Theory into practice*, 48(1), 20-27.
- Trahasch, S. (2004). *Towards a flexible peer assessment system. The Information Technology Based Proceedings of the Fifth International Conference on Higher Education and Training, 2004. ITHET 2004*.
- Tseng, S. F., Tsao, Y. W., Yu, L. C., Chan, C. L., & Lai, K. R. (2016). Who will pass? Analyzing learner behaviors in MOOCs. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 11(1), 8.
- Tuomi, I. (2005). The future of learning in the knowledge society: *Disruptive changes for Europe by 2020. background paper prepared for DG JRC/IPTS and DG EAC*, 17.
- Van Lancker, L. (2009). *JQuery: le framework JavaScript du Web 2.0: Editions ENI*.
- Verpoorten, D., Glahn, C., Kravcik, M., Ternier, S., & Specht, M. (2009). Personalisation of learning in virtual learning environments. *In European Conference on Technology Enhanced Learning (pp. 52-66)*. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Vista, A., Care, E., & Griffin, P. (2015). A new approach towards marking large-scale complex assessments: Developing a distributed marking system that uses an automatically scaffolding and rubric-targeted interface for guided peer-review. *Assessing Writing*, 24, 1-15.
- Walji, S., Deacon, A., Small, J., & Czerniewicz, L. (2016). Learning through engagement: MOOCs as an emergent form of provision. *Distance Education*, 37(2), 208-223.

- 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.
- Wang, C. (2016). Prédire l'engagement d'un participant à un cours ouvert et libre en ligne (MOOC). *Thèse de doctorat, HEC, Montreal, Canada*.
- Wenger, E., Trayner, B., & De Laat, M. (2011). Promoting and assessing value creation in communities and networks: A conceptual framework. *The Netherlands: Ruud de Moor Centrum*, 20, 2010-2011.
- Wilkowski, J., Russell, D. M., & Deutsch, A. (2014). Self-evaluation in advanced power searching and mapping with google MOOC. *In the first ACM conference on Learning@ scale conference*.
- Yang, D., Wen, M., & Rose, C. (2014, July). Peer influence on attrition in massively open online courses. *In Educational data mining 2014*.
- Yao, Z. (2014). MOOC: Challenges and opportunities of higher education. *In Applied Mechanics and Materials (Vol. 651, pp. 2469-2474). Trans Tech Publications Ltd*.
- Yousef, A. M. F., Chatti, M. A., Schroeder, U., Wosnitza, M., & Jakobs, H. (2014). A Review of the State-of-the-Art. *Proceedings of CSEDU*, 9-20.
- Yousef, A. M. F., Wahid, U., Chatti, M. A., Schroeder, U., & Wosnitza, M. (2015). The Effect of Peer Assessment Rubrics on Learners' Satisfaction and Performance within a Blended MOOC Environment. *In 7th International Conference on Computer Supported Education (CSEDU), Lisbon, Portugal (2), 148-159*.
- Yuan, L., & Powell, S. (2013). MOOC and disruptive innovation: Implications for higher education. *eLearning Papers, In-depth*, 33(2), 1-7.
- Zawacki-Richter, O., Bozkurt, A., Alturki, U., & Aldraiweesh, A. (2018). What research says about MOOC—An explorative content analysis. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 19(1).
- Zhang, J. (2016). Can MOOC be interesting to students? An experimental investigation from regulatory focus perspective. *Computers & Education*, 95, 340-351.
- Zhao, X., & Liu, B. (2020). Application of Personalized Recommendation Technology in MOOC System. *In International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS)*, 720-723.