

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

BADJI MOKHTAR-ANNABA UNIVERSITY

UNIVERSITE BADJI MOKHTAR-ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté des Sciences de l'Ingéniorat
Département d'Informatique

Année : 2017-2018

THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de

Doctorat en Sciences

Recommandation de collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif

Option

Intelligence Artificielle

Par

M^{me} MEHENAOUI ZOHRA

Devant le Jury

Président	M ^{me} Labiba SOUICI MESLATI	Prof	Université Badji Mokhtar - Annaba
Directeur de thèse	M ^r Yacine LAFIFI	Prof	Université 8 Mai 1945 - Guelma
Co-directeur de thèse	M ^{me} Hassina SERIDI BOUCHELAGHEM	Prof	Université Badji Mokhtar - Annaba
Examineur	M ^r Amar BALLA	Prof	Ecole Supérieure d'Informatique - Alger
Examineur	M ^r Said TALHI	MCA	Université de Batna

Soutenue le 23 Juin 2018

Remerciements

En premier lieu mes remerciements et ma gratitude vont particulièrement à mon directeur de thèse : Pr Yacine LAFIFI : Professeur à l'université 8 Mai 1945 de Guelma, et mon co-directeur de thèse : Pr Hassina SERIDI-BOUCHELAGHEM, Professeur à l'université Badji Mokhtar d'Annaba, qui ont encadré et dirigé cette thèse. Je les remercie pour leurs soutiens, leurs encouragements, leurs disponibilités, leurs patiences et leurs 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 Madame Labiba SOUICI MESLATI, Professeur à l'université Badji Mokhtar d'Annaba, d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse. Je tiens également à remercier : Mr Amar BALLA, Professeur à l'école supérieure d'informatique d'Alger, Mr Said TALHI, Maître de conférences A à l'université de Batna, d'avoir accepté de rapporter cette thèse.

Je remercie vivement mes parents, c'est grâce à eux que ce travail a pu être mené à son terme.

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

Je remercie toute ma famille : mes frères, mes enfants et mes beaux-parents.

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 Wassim et Yasmine, je dédie ce travail.

Résumé

Dans les environnements d'apprentissage collaboratif, les apprenants travaillent ensemble pour atteindre des objectifs de différents types. Dans ces environnements, les apprenants travaillent, produisent et apprennent les uns des autres en collaborant. Par conséquent, trouver le bon collaborateur durant le processus d'apprentissage est critique pour avoir une collaboration bénéfique qui favorise le partage des connaissances et d'expériences. De ce fait, ce travail vise à répondre à cette problématique de recherche en proposant une nouvelle approche de recommandation de collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif.

Les systèmes de recommandation ont été largement utilisés dans les environnements d'apprentissage en ligne pour suggérer des ressources d'apprentissage en lien avec les besoins, les préférences et les intérêts des apprenants. Cependant, il ne suffit pas de trouver le bon contenu d'apprentissage mais des activités collaboratives doivent avoir lieu. Le choix du bon collaborateur est l'un des clés de la collaboration.

L'objectif de ce travail consiste à intégrer un outil de recommandation dans un environnement d'apprentissage collaboratif. L'approche proposée est basée sur le calcul de similarité entre un apprenant actif et un ensemble d'apprenants candidats. Des règles de recommandation de bons collaborateurs ont été établies à travers la détermination des critères de pertinences d'une future collaboration. Les critères adoptés prennent en compte le profil cognitif de l'apprenant, son style d'apprentissage, ses intérêts et ses collaborations antérieures. Pour valider l'approche proposée, un système d'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur a été implémenté et testé.

En effet, le système développé a été testé avec les étudiants de l'université de Guelma où les résultats étaient encourageants.

Mots clés : Apprentissage collaboratif assisté par ordinateur, CSCL, Système de recommandation, Collaborateur pertinent, Style d'apprentissage, Règle de recommandation, Critère de recommandation, Profil cognitif.

Abstract

In collaborative learning environments, learners work together to achieve different types of goals. In these environments, learners work, produce and learn from each other collaboratively. Therefore, finding the right collaborator during the learning process is critical to have a beneficial collaboration that promotes knowledge and experience sharing. Thus, this work aims to answer this research problem by proposing a new approach to recommend relevant collaborators in a collaborative learning environment.

In collaborative learning environments, recommendation systems have been widely used to suggest learning resources related to the needs, preferences and interests of learners. However, the right learning content is not enough, but collaborative activities need to take place. Finding the right collaborator is one of the main keys of collaboration.

The goal of this work is to integrate a recommendation tool into a collaborative learning environment. The proposed approach is based on the similarity calculation between a target learner and a set of candidate learners. Recommendation rules of relevant collaborators were established through the recommendation of relevance criteria of future collaboration. The adopted criteria consider the cognitive profile of the learner, his learning style, his interests and his previous collaborations. To validate the proposed approach, a computer supported collaborative learning system has been implemented and tested.

In fact, the developed system was tested with a sample of students of Guelma University where the results were very encouraging.

Keywords: Computer Supported Collaborative learning, CSCL, Recommendation system, Relevant collaborator, Learning style, Recommendation rule, Recommendation criteria, Cognitive profile.

ملخص

في أنظمة التعلم التعاونية، يعمل الطلبة معا لتحقيق مجموعة من الأهداف المختلفة. وفي هذه البيئات الافتراضية، يعمل الطلبة وينتجون ويتعلمون بشكل تعاوني. ولذلك، فإن إيجاد المتعاون المناسب خلال عملية التعلم أمر بالغ الأهمية للتعاون وتبادل الخبرات. لذلك، تهدف الأطروحة إلى الإجابة على هذه الإشكالية البحثية من خلال اقتراح طريقة جديدة للتوصية بالمتعاونين في نظام التعلم التعاوني الإلكتروني.

وقد استخدمت أنظمة التوصية في بيئات التعلم عبر الإنترنت كوسيلة لاقتراح المحتويات التعليمية المتعلقة باحتياجات وتفصيلات ومصالح الطلبة. ومع ذلك، العثور على محتوى التعلم المناسب ليس كافي، ولكن الأنشطة التعاونية تحتاج أن يكون لها أكثر تأثير. لذلك يعد اختيارا لمتعاون المناسب أحد مفاتيح التعاون الجماعي.

والهدف من هذا العمل هو دمج أداة توصية في بيئة تعليمية تعاونية على النت. وتعتمد الطريقة المقترحة على حساب التشابه بين الطالب المعني ومجموعة من الطلبة المرشحين. وقد وضعت قواعد للتوصية لاقتراح المتعاون المناسب عن طريق استخدام بعض المعايير الملائمة من أجل عملية تعاون جماعي مفيدة. هذه المعايير تأخذ بعين الاعتبار المستوى المعرفي للطالب، أسلوبه في التعلم، اهتماماته وعمليات التعاون السابقة. ومن أجل التحقق من الطريقة المقترحة، تم تطوير واختبار نظام تعاوني بمساعدة الحاسوب. في الواقع، تم اختبار النظام الذي تم تطويره مع طلبة جامعة قلمة حيث كانت النتائج مشجعة جدا.

الكلمات المفتاحية: التعلم التعاوني بمساعدة الحاسوب، نظام التوصية، المتعاون المناسب، أسلوب التعلم، قاعدة التوصية، معيار التوصية، المستوى المعرفي.

Table des matières

Résumé.....	i
Abstract	ii
ملخص.....	iii
INTRODUCTION GENERALE	1
1. Contexte du travail	1
2. Problématique et Contributions.....	2
3. Plan de la thèse.....	4
PARTIE I : ETAT DE L'ART	
CHAPITRE 1 : LES ENVIRONNEMENTS D'APPRENTISSAGE COLLABORATIF	
1.1 Introduction	6
1.2 Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain.....	6
1.2.1 Enseignement Assisté par Ordinateur (EAO).....	7
1.2.2 Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur (EIAO ₁).....	7
1.2.3 Environnements Interactifs Assistés par Ordinateur (EIAO ₂).....	7
1.3 Formation à distance (FAD).....	8
1.3.1 Formation à distance (FAD) et Formation Ouverte à Distance (FOAD)	8
1.3.2 Le E-learning.....	9
1.4 Apprentissage collaboratif.....	10
1.4.1 Coopération et Collaboration	10
1.4.2 Apprentissage collaboratif vs Apprentissage coopératif	12
1.4.2.1 Apprentissage coopératif.....	12
1.4.2.2 Apprentissage collaboratif.....	13
1.4.3 Le modèle de collaboration	14
1.4.3.1 L'engagement envers le groupe.....	14
1.4.3.2 La communication.....	15
1.4.3.3 La coordination.....	15
1.5 Apprentissage Collaboratif Assisté par Ordinateur(ACAO)	18
1.5.1 Paradigmes émergeant de l'ACAO	18
1.5.1.1 L'utilisation des outils du web 2.0 dans les environnements d'ACAO.....	19
1.5.1.2 Regroupement des apprenants dans les environnements d'ACAO	20

1.5.1.3	Modélisation de l'utilisateur.....	21
1.6	Conclusion.....	23
CHAPITRE 2 : LES SYSTEMES DE RECOMMANDATION		
2.1	Introduction.....	25
2.2	Principes des systèmes de recommandation.....	26
2.2.1	Définition des systèmes de recommandation	26
2.2.2	Recherche d'information vs Filtrage d'information.....	27
2.2.3	Notions liées aux systèmes de recommandation	28
2.2.3.1	Notion du Profil.....	28
2.2.3.2	Notion de la communauté.....	29
2.2.3.3	Notion du vote	29
2.3	Processus de recommandation.....	29
2.4	Approches de recommandation	30
2.4.1	Le filtrage basé contenu (FBC)	30
2.4.2	Le filtrage collaboratif (FC)	33
2.4.2.1	Les méthodes basées mémoire	35
2.4.2.2	Les méthodes basées modèle.....	36
2.4.3	Le filtrage hybride	36
2.4.4	Autres systèmes de recommandation	37
2.4.4.1	Le filtrage démographique	37
2.4.4.2	Le filtrage à base d'utilité.....	37
2.4.4.3	Le filtrage à base de connaissance.....	37
2.5	La recommandation basée tags.....	38
2.5.1	Les systèmes d'annotation collaborative.....	38
2.5.2	Les systèmes de recommandation basés tag.....	39
2.6	La recommandation "People to People"	41
2.6.1	La recommandation réciproque	41
2.6.2	Exemples d'application de la recommandation réciproque.....	43
2.6.2.1	Recommandation dans les réseaux sociaux.....	43
2.6.2.2	Appariement Assistant-Apprenant	46
2.6.2.3	Recommandation d'emplois.....	46
2.6.2.4	Les rencontres en ligne (online dating)	47
2.7	Conclusion.....	49

CHAPITRE 3 : LES SYSTEMES DE RECOMMANDATION DANS LES ENVIRONNEMENTS D'APPRENTISSAGE COLLABORATIF

3.1	Introduction	50
3.2	Particularités des environnements d'apprentissage pour la recommandation	51
3.3	Les exigences de conception des systèmes de recommandation en e-learning	52
3.4	Les objectifs des systèmes de recommandation utilisés dans le e-learning.....	54
3.5	Les techniques de recommandation en e-learning.....	57
3.5.1	Approche de filtrage collaboratif dans le e-learning	57
3.5.2	Approche de filtrage basé contenu dans le e-learning.....	60
3.5.3	Approche de filtrage hybride dans le e-learning	62
3.6	Les systèmes de recommandations basés tags dans le e-learning	66
3.7	Conclusion.....	68

PARTIE II : CONCEPTION, MISE EN ŒUVRE ET RESULTATS EXPERIMENTAUX

CHAPITRE 4 : UNE NOUVELLE APPROCHE POUR LA RECOMMANDATION DES COLLABORATEURS PERTINENTS DANS UN ENVIRONNEMENT D'APPRENTISSAGE COLLABORATIF

4.1	Introduction	69
4.2	Problématique de recherche	70
4.3	Contributions	71
4.4	Recommandation des collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif	72
4.4.1	Choix des critères de pertinence.....	72
4.4.2	Descriptions de l'approche proposée.....	74
4.4.3	Critères et règles de recommandation	76
4.4.3.1	Critère 1 : le profil cognitif.....	76
4.4.3.2	Critère 2 : les styles d'apprentissage	79
4.4.3.3	Critère 3 : les intérêts.....	84
4.4.3.4	Critère 4 : les collaborations antérieures	88
4.5	Exemple de recommandation de collaborateurs pertinents	91
4.6	Conclusion.....	93

CHAPITRE 5 : MISE EN ŒUVRE ET VALIDATION DE L'APPROCHE PROPOSEE

5.1	Introduction	94
5.2	Description du système développé.....	94
5.2.1	Outils de développement	94
5.2.2	Acteurs humains intervenant dans le système CRS.....	96
5.2.3	Objectifs et Fonctionnalités de l'outil développé.....	96

5.2.4	Présentation de quelques interfaces du système CRS	97
5.3	Expérimentations, résultats et discussion	100
5.3.1	Expérimentation 1	100
5.3.1.1	Participants	100
5.3.1.2	Méthodologie.....	101
5.3.1.3	Résultats et discussion.....	102
5.3.2	Expérimentation 2	104
5.3.2.1	Participants	104
5.3.2.2	Méthodologie.....	104
5.3.2.3	Résultats et discussion.....	104
5.3.3	Expérimentation 3 : Test d'utilisabilité	105
5.4	Conclusion.....	107
	CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	108
	REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	111
	ANNEXE.....	127

Liste des figures

Figure 1.1 : Le travail coopératif (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001).	11
Figure 1.2 : Le travail collaboratif (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001).	11
Figure 2.1 : Les modèles traditionnels de recommandation et leurs relations (Bobadilla et <i>al.</i> , 2013). 32	
Figure 2.2 : Le filtrage collaboratif.	34
Figure 2.3 : Extension de la matrice utilisateur/item par les annotations (Tso-Sutter et <i>al.</i> , 2008).	40
Figure 4.1 : Réponses à la question « comment vous choisissez votre collaborateur de travail ? ».....	73
Figure 4.2 : Architecture générale du système CSCL adoptant l’approche proposée	75
Figure 4. 3 : Initialisation du profil cognitif.....	77
Figure 4.4 : Rapport du questionnaire ILS.	83
Figure 4.5 : Le Tagging collaboratif.....	86
Figure 4.6 : Analyse des requêtes.....	86
Figure 4.7 : Exemple de graphe de collaboration (Mehenaoui et <i>al.</i> , 2016).	89
Figure 4.8 : Prédiction des liens dans le graphe de collaboration (Mehenaoui et <i>al.</i> , 2016).....	90
Figure 5.1 : Page d’accueil du système CRS.....	97
Figure 5.2 : Procédure d’inscription sur CRS	98
Figure 5.3 : Le QCM relatif aux styles d’apprentissage.....	98
Figure 5.4 : Interface d’apprentissage et de collaboration de l’apprenant.....	99
Figure 5.5 : Interface de demande de collaboration.	99
Figure 5.6 : Ajout d’une nouvelle collaboration	100
Figure 5.7 : Des statistiques concernant les deux groupes.	101
Figure 5.8 : Test d’utilisabilité.	106

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Quelques décisions relatives à la collaboration (adapté de Lundgren-Cayrol, 2001).	17
Tableau 1.2 : Quelques travaux sur le regroupement des apprenants dans les environnements CSCL.	22
Tableau 2.1 : Quelques systèmes de recommandation exploitant la notion de tag.	42
Tableau 2.2 : Comparaison entre la recommandation traditionnelle et la recommandation réciproque (Pizzato <i>et al.</i> , 2010a).....	43
Tableau 2.3 : Quelques travaux pour la recommandation « people to people ».....	48
Tableau 3.1 : Tâches utilisateur prises en charge par les systèmes de recommandation et les exigences des systèmes de recommandation en EIAH (Herlocker <i>et al.</i> , 2004).....	56
Tableau 3.2 : Matrice d'évaluation des apprenants (Klašnja-Milicevic <i>et al.</i> , 2015).....	58
Tableau 3.3 : Les techniques de recommandation et leurs utilités pour les EIAH (Adapté de Drachsler <i>et al.</i> , 2008).....	65
Tableau 4.1 : Questions de l'enquête proposée aux apprenants	73
Tableau 4.2 : les profils cognitifs obtenus auprès des apprenants L_i et L_j	79
Tableau 4.3 : Les styles d'apprentissage de Felder et Silverman.	80
Tableau 4.4 : Les scores ILS.	81
Tableau 4.5: Définition des styles d'apprentissage.	83
Tableau 4.6 : Interprétation des scores obtenus par les apprenants L_i et L_j	84
Tableau 4.7 : Les intérêts des apprenants.	88
Tableau 4.8 : Exemple expliquant l'approche proposée (Mehenaoui <i>et al.</i> , 2016).	92
Tableau 4.9 : Liste de collaborateurs pertinents recommandés pour l'apprenant L_1 (Mehenaoui <i>et al.</i> , 2016).....	92
Tableau 5.1 : Test de normalité Shapiro-Wilk	102
Tableau 5.2 : Progression du niveau cognitif du groupe expérimental et du groupe de contrôle avec le test t-test.	103
Tableau 5.3 : Progression du niveau cognitif du groupe expérimental et du groupe de contrôle avec le test Wilcoxon.....	103
Tableau 5.4 : Résultats d'expérimentation du groupe expérimental (Situation Avant-Après).....	105

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

1. Contexte du travail

Avec l'émergence des technologies de l'information et de la communication appliquées à l'éducation, les technologies d'apprentissage humain ont conduit à de nouveaux paradigmes d'éducation, tels que : l'apprentissage centré sur l'élève, les communautés de pratique, la cognition distribuée et le constructivisme en général (Brown, 2005). Aujourd'hui, l'éducation ne signifie plus la même chose qu'avant, mais signifie les communautés, la coopération avec les autres, faire des projets, communiquer, partager des idées avec des pairs et apprendre à soutenir les objectifs personnels (Prensky, 2007 ; Zhang *et al.*, 2012 ; Zhang *et al.*, 2014). Comme conséquence de l'émergence des nouveaux paradigmes d'apprentissage et afin de répondre aux différents styles d'apprentissage des apprenants, de nouvelles formes d'apprentissage sont apparues : l'apprentissage continu, l'apprentissage orienté compétences, l'apprentissage au travail, l'apprentissage en ligne, et l'apprentissage collaboratif. L'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur (en anglais Computer Supported Collaborative Learning : CSCL) est parmi les formes d'apprentissage qui présentent toujours des défis, sa valeur et ses limites sont toujours en cours de recherche (Othman & Hussain, 2013 ; Chikh & Berkani, 2010).

Dans les environnements d'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur, deux ou plusieurs apprenants interagissent pour apprendre par la discussion, la réflexion et la prise de décision (Tolmie *et al.*, 2010). La collaboration et la construction des compétences de groupes sont définies comme étant la capacité de bien travailler avec les autres, y compris ceux issus de groupes divers et avec des points de vue opposés (Association Américaine de Management, 2012).

L'objectif des environnements CSCL est de favoriser la collaboration entre les apprenants afin d'atteindre les objectifs de chacun d'eux. Généralement, dans ces environnements les apprenants sont regroupés en petits groupes formés de différentes manières. Le groupe est l'acteur principal et la ressource première de la collaboration, il joue le rôle de soutien et de motivation (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001). Donc, nous ne pouvons pas étudier la

collaboration sans s'intéresser au groupe, aux caractéristiques de ses membres et aux critères qui les regroupent. Les membres d'un groupe, constituent les partenaires de collaboration ou encore mieux les collaborateurs d'apprentissage.

Le choix des collaborateurs d'apprentissage peut aider les apprenants à apprendre les uns des autres et à améliorer leur processus d'apprentissage. Ce choix nécessite la connaissance des caractéristiques et des compétences des autres, chose qui n'est pas facile dans un environnement d'apprentissage virtuel où le nombre d'apprenants peut être important.

Partant de ce principe, nous proposons dans cette étude, une méthode qui peut aider les apprenants à choisir leurs partenaires de collaborations à travers un outil de recommandation des collaborateurs pertinents, basé sur les aspects relatifs aux apprenants eux même, ainsi que les collaborations déjà effectuées.

2. Problématique et Contributions

Dans les plateformes d'apprentissage en ligne, les systèmes de recommandation sont utilisés beaucoup plus pour localiser les ressources les plus appropriées pour les apprenants (Bobadilla *et al.*, 2009 ; Dascalu *et al.*, 2015 ; García *et al.*, 2012 ; Khribi *et al.*, 2009; Salehi & Kamalabadi, 2013; Sharif *et al.*, 2012). Trouver les bonnes ressources peut aider les apprenants dans leurs processus d'apprentissage. Outre le contenu d'apprentissage, les ressources d'apprentissage peuvent également inclure des parcours d'apprentissage (qui peuvent aider à naviguer à travers les ressources d'apprentissage appropriées) ou des collaborateurs pertinents avec lesquels des activités d'apprentissage peuvent avoir lieu. Dans la vie réelle, le choix du collaborateur par les apprenants se fait dans la plus part du temps sans aucun critère ou selon des relations de proximité ou d'amitié (Moreno *et al.*, 2012) . Cependant, ce choix est l'un des clés du processus l'apprentissage collaboratif. Par conséquent, au sein des communautés académiques, pour faciliter la recherche et encourager la collaboration, il est plus crucial que les individus puissent identifier la bonne expertise ou les ressources à partir d'un vaste réseau de connaissances multidimensionnelles et interagir avec des collaborateurs potentiels. Cependant, trouver un collaborateur peut ne pas être une tâche facile pour plusieurs raisons. L'expertise est hautement dynamique, difficile à qualifier et à quantifier et variée en niveaux. Valider l'expertise des autres est difficile. L'assistance de plusieurs personnes peut être nécessaire pour des problèmes complexes. La difficulté de trouver un expert est exacerbée dans les organisations et les grandes communautés virtuelles géographiquement réparties telles que celles trouvées sur le web.

La problématique de recherche de ce travail peut être exprimée formellement comme suit :

Etant donné un ensemble d'apprenants désirant assurer un ensemble de tâches (apprentissage, évaluation, réalisation de projets, etc.). Comment chercher et former des groupes contenant des collaborateurs « pertinents » ? Ces collaborateurs sont recommandés par un outil conçu à cet effet.

L'objectif principal de ce travail est de développer une nouvelle approche de recommandation de collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif. L'approche proposée vise à améliorer le processus d'apprentissage par la construction de petits groupes constitués de collaborateurs pertinents qui peuvent apprendre, travailler et progresser ensemble. Il s'agit de faire en sorte que l'apprenant apprenne de ses activités et ses échanges avec ses collaborateurs de travail.

A ce niveau, la question qui se pose : « comment choisir ces collaborateurs ? ». Est-il préférable de faire travailler ensemble des apprenants qui présentent les mêmes caractéristiques comme par exemple le niveau des connaissances et les préférences, ou vaut mieux choisir des collaborateurs différents les uns des autres.

Pour répondre à la problématique de recherche, nous pouvons résumer nos contributions dans les points suivants :

- Proposer un outil de recommandation de "collaborateurs pertinents" dans les environnements d'apprentissage collaboratif. L'approche proposée est basée sur un ensemble de critères permettant de quantifier la pertinence. Ces critères sont de différentes natures, ce qui nous oblige à les normaliser pour pouvoir les adopter par un système informatique ;
- Etablir des modalités de recommandations à travers la détermination d'un ensemble de règles de recommandation des collaborateurs en bénéficiant de la recommandation « peer to peer ». Les règles de recommandation établies prennent en compte les critères de pertinence adoptés ;
- Proposer des formules mathématiques permettant de modéliser les critères et les règles de recommandation adoptés. Ces formules doivent calculer la similarité entre les apprenants pour pouvoir construire une liste composée des « k Top » collaborateurs susceptibles d'être les plus pertinents pour un apprenant donné. Cette liste sera recommandée à l'apprenant courant ;

- Mettre en œuvre un système de recommandation de collaborateurs pertinents intitulé **CRS** pour « **Collaborators Recommendation System** ». Ce système doit fournir toutes les fonctionnalités de base offertes par les environnements d'apprentissage collaboratif ;
- Valider l'approche proposée en conduisant des expérimentations sur des échantillons réels des apprenants de l'université 8 mai 1945 de Guelma.

3. Plan de la thèse

Le présent manuscrit est structuré en deux parties. La première partie est réservée à l'état de l'art, elle est composée de trois chapitres. Dans le premier chapitre, nous présentons **les environnements d'apprentissage collaboratif**. Nous commençons par la description du domaine d'EIAH (Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain). Par la suite, des généralités relatives aux environnements de la formation à distance et l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur sont présentées.

Le deuxième chapitre est consacré aux **systèmes de recommandation**. Dans ce chapitre, les concepts fondamentaux des systèmes de recommandation sont abordés. Nous présentons les techniques de recommandation à savoir le filtrage collaboratif, le filtrage basé contenu et le filtrage hybride. En plus de ces trois approches de filtrage, communément admises par la majorité des chercheurs de ce domaine, d'autres types de systèmes de recommandation sont abordés. Dans une deuxième partie de ce chapitre, nous nous intéressons à une classe importante des systèmes de recommandation : la recommandation « people to people ».

Les systèmes de recommandation dans les environnements d'apprentissage collaboratif feront l'objet du troisième chapitre. Nous discutons l'utilisation des systèmes de recommandation dans les environnements EIAH (Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain). L'accent est mis sur la particularité et les problèmes liés à l'utilisation des systèmes de recommandation dans ces environnements.

La deuxième partie de cette thèse est consacrée à la présentation des contributions majeures de ce travail. Elle comporte deux chapitres. Le quatrième chapitre a pour objectif de présenter **une nouvelle approche pour la recommandation des collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif**. Il présente l'approche proposée, à savoir l'architecture générale du système développé, les critères de pertinence adoptés, les règles de recommandation et les formules mathématiques proposées.

Le cinquième chapitre est réservé à la discussion **des expérimentations, tests et résultats obtenus**. Dans ce chapitre, nous présentons les expérimentations qui ont été menées pour valider l'approche proposée. Les résultats obtenus sont discutés.

Nous clôturons ce manuscrit par une conclusion générale qui résume nos contributions et leurs extensions possibles.

PARTIE I
ETAT DE L'ART

CHAPITRE 1

LES ENVIRONNEMENTS D'APPRENTISSAGE COLLABORATIF

Chapitre 1

Les environnements d'apprentissage collaboratif

1.1 Introduction

Les TIC (Technologies de l'Information et de la Communication) ont permis l'émergence des communautés virtuelles de pratique ou d'apprenants, où la collaboration est la base de fonctionnement (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001). Au sein de ces groupes, les activités se déroulent exclusivement dans des environnements virtuels où les membres disposent de ressources et d'espaces qui leur permettent de communiquer, d'interagir et de produire.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'apprentissage collaboratif en mode virtuel. Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons les environnements informatiques pour l'apprentissage humain d'un point de vue diachronique. Par la suite, nous allons définir quelques concepts à savoir la formation à distance et la formation ouverte à distance et nous élargissons la réflexion à la formation en ligne ou le e-learning. Dans la deuxième partie du chapitre, nous précisons ce que nous entendons par collaboration et coopération, et de ce que nous retenons de l'approche collaborative. A la fin du chapitre, nous décrivons le domaine du CSCL (Computer Supported Collaborative Learning) qui soutient l'apprentissage collaboratif par des moyens informatiques.

1.2 Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain

Le terme EIAH (Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain) est apparu à la fin des années 90 pour désigner « un environnement informatique » conçu pour favoriser l'apprentissage humain (Tchounikine, 2002). Ce type d'environnements met en interaction des acteurs humains (apprenants, enseignants, etc.) et des ressources (textes, vidéos, présentations multimédias, outils de collaboration, etc.) selon un scénario d'apprentissage permettant de construire des connaissances et de développer des compétences (Basque et *al.*, 2010).

Le domaine des EIAH est un champ de recherche pluridisciplinaire (Tchouniline, 2002). Beaucoup de disciplines que ce soit du côté informatique (le génie logiciel, l'intelligence artificielle, l'interaction homme machine, etc.) ou du côté sciences humaines et de la société (la psychologie, la didactique, l'ergonomie, les sciences des langues, etc) s'interagissent pour concevoir un EIAH. Les recherches en EIAH sont issues des nouvelles technologies en informatique et internet. Dans la présente section, nous présentons un bref historique des EIAH. Notre objectif n'est pas de donner un historique exhaustif de l'utilisation des nouvelles technologies en éducation, mais nous essayons juste de citer les principales étapes qui ont marqué l'utilisation des technologies de l'information et de la communication en éducation.

1.2.1 Enseignement Assisté par Ordinateur (EAO)

Les années 50 ont été marquées par les premières tentatives d'enseignement à l'aide des machines. L'enseignement est considéré comme le déroulement d'un programme, d'où le terme « enseignement programmé ». L'arrivée de l'ordinateur a donné naissance à l'EAO (Enseignement Assisté par Ordinateur) et les possibilités de l'individualisation de l'apprentissage de l'apprenant. Par conséquent, des systèmes « adaptatifs » (basés sur l'historique des réponses des apprenants) et des systèmes génératifs (qui génèrent des problèmes) sont apparus.

1.2.2 Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur (EIAO₁)

Pour avoir plus d'adaptation et plus de souplesse, les années 80 ont connu l'intégration des techniques de l'intelligence artificielle (IA) dans l'EAO. Sleeman & Brown (1982) ont proposé le terme « Système Tuteurs Intelligents » et aussi le terme « modèle de l'élève » au sujet de la représentation des connaissances de l'apprenant dans le système d'enseignement. Les systèmes tuteurs intelligent (STI) ont marqué le passage de l'EAO à l'EIAO₁ (Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur). Le modèle général du STI est basé sur trois expertises : l'expertise du domaine à enseigner (expert du domaine), celle de l'enseignement (module pédagogique) et celle des compétences et connaissances de l'élève (modèle de l'élève).

1.2.3 Environnements Interactifs Assistés par Ordinateur (EIAO₂)

Le début des années 90 a été marqué par l'arrivée du terme interactif et une évolution du terme EAO vers les Environnements Interactifs Assistés avec Ordinateur (Baron et *al.*,1991). Dans de tels environnements d'apprentissage, l'interactivité joue un rôle très important. Elle est à la

base des activités d'apprentissage entre l'apprenant et l'environnement. Ce type d'environnements s'intéresse beaucoup plus à la construction de connaissances par l'apprenant, qu'au transfert de connaissance de l'enseignant à l'apprenant. Ce qui a impliqué la disparition du terme enseignement et son remplacement par le terme apprentissage. Nous remarquons aussi que le terme « par ordinateur » a été remplacé par « avec ordinateur », ce qui souligne que la machine sert comme moyen d'accompagnement de l'apprenant dans son processus d'apprentissage.

Vers la fin des années 90, un glissement des EIAO₂ vers des environnements permettant la communication et l'interaction entre les machines et les êtres humains distribués dans l'espace. Dans ce sens, un nouveau terme est apparu : les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH) (Balacheff et *al.*, 1997).

1.3 Formation à distance (FAD)

Les deux dernières décennies, ont connu un véritable intérêt en matière d'enseignement à distance. Les EIAH ont conduit avec l'émergence des technologies de l'Information et la Communication appliquées à l'Education (TICE) et les réseaux informatiques à l'apparition de la e-formation. Il est difficile de donner une définition propre à la formation à distance (FAD). Ceci est révélateur de l'amalgame qui est fait entre toutes les pratiques et les usagers en e-formation ce qui relèverait réellement de la FAD.

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

« La formation à distance est l'ensemble des dispositifs et des modèles dont l'objectif est de fournir un enseignement ou un apprentissage à des personnes distants de l'organisme prestataire du service » (extrait de : Drissi et *al.*, 2006). Au début, la FAD s'est basée sur l'édition et la diffusion des documents imprimés, puis sur des technologies mass média avec la télévision, la radio et le téléphone et enfin, avec l'informatique, elle est passée à la création de services numériques interactifs autorisant l'individualisation des contenus.

La formation ouverte à distance (FOAD) fait partie de la famille de la FAD. Par rapport à la FAD, la FOAD se distingue par l'intégration des technologies de l'information et de la communication (TIC), de l'adaptation à l'individu et de la modularité de la formation. La FOAD prend en compte la différence entre les 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 (Collectif de chasseneuil, 2000).

1.3.2 Le E-learning

La FOAD présente un contexte adéquat pour l'introduction des technologies dans la formation. L'intégration de l'internet et des nouvelles technologies de l'information et de la communication appliquées à l'éducation dans la FOAD a donné naissance au domaine du e-learning (Mbala Hikolo, 2003).

Il existe une grande variété pour le concept e-learning, que ce soit, en termes d'appellation (formation en ligne, apprentissage en ligne, téléformation, etc.), ou en terme de définitions. Certaines définitions reposent sur la notion de distance, d'autres sont centrées sur le support technologique. Certaines insistent sur les aspects pédagogiques, le mode de tutorat, et le type d'interaction, alors que d'autres proposent une synthèse.

Le centre de recherche et d'expertise en e-learning de l'université de Liège¹ le définit comme : *«un apprentissage en ligne centré sur le développement des compétences par l'apprenant et structuré par les interactions avec le tuteur et les pairs ».*

Le e-learning est donc un apprentissage ouvert et à distance, qui favorise l'autonomie de l'apprenant. Il est caractérisé par l'usage des supports électroniques (cédérom, internet, intranet, extranet, etc) pour la diffusion des contenus pédagogiques.

Il est vrai que le e-learning est issu de l'usage des technologies de l'information et la communication, mais il ne se confond pas avec les outils bien que le premier sens de ce terme désigne bien les outils permettant d'enseigner et d'apprendre de manière électronique.

Le e-learning a connu une évolution croissante au cours de ces dernières années. Il séduit de nombreux organismes. Les avantages du e-learning ne manquent pas, à savoir : économie, formation de masse, gain de temps, etc. Néanmoins, même si la formation e-learning détient de nombreux atouts, elle n'en demeure pas moins qu'elle possède aussi ses propres limites. Le grand problème auquel se confronte les apprenants dans les environnements du e-learning est le problème d'isolement. Un système e-learning implique une notion de distance où le contact direct est absent. Donc, il est difficile de converser et d'échanger. Dans le même sens, le e-

¹LabSET : Laboratoire de soutien à l'enseignement télématique de l'université de Liège. www.labset.ulg.ac.be.

learning ne permet pas un véritable échange avec le formateur, et cela peut être décourageant. De plus, la gestion de l'autonomie d'apprentissage de la part des apprenants n'est pas évidente.

1.4 Apprentissage collaboratif

L'objectif de cette partie est, d'une part, élucider les différences entre les termes coopération, collaboration et, d'autre part, comprendre les deux termes : apprentissage coopératif et apprentissage collaboratif.

1.4.1 Coopération et Collaboration

Les termes coopération et collaboration ne sont pas employés de façon univoque. Certains auteurs emploient l'un ou l'autre sans distinction, d'autres encore les différencient. La distinction entre ces deux termes n'est pas claire dans les dictionnaires, le terme « coopération » est même défini par « collaboration » dans Larousse 2000. Le dictionnaire des synonymes place la coopération² et la collaboration³ au même niveau de participation alors que le collectif relève tout simplement de l'ensemble, du commun.

Dans les domaines de recherche analysant les groupes de travail humain, une distinction franche entre collaboration et coopération est mise en évidence. La collaboration autant que la coopération implique un partage d'un objectif commun par plusieurs personnes mais la différence se fait par rapport aux sous buts et buts immédiats. En coopération, pour une tâche donnée, les membres d'un groupe peuvent avoir un but général commun sans que les sous buts soient les mêmes (Rabardel et *al.*, 1996). Donc, des tâches individuelles sont développées pour faire converger vers un but commun des buts courants distincts (voir la figure 1.1).

² Coopération: Participations, concours, aide, association, collaboration, contribution, complicité, service, société, soutien.

³ Participation, coopération, aide, concours, appui, complicité, contribution, soutien, cotisation, association.

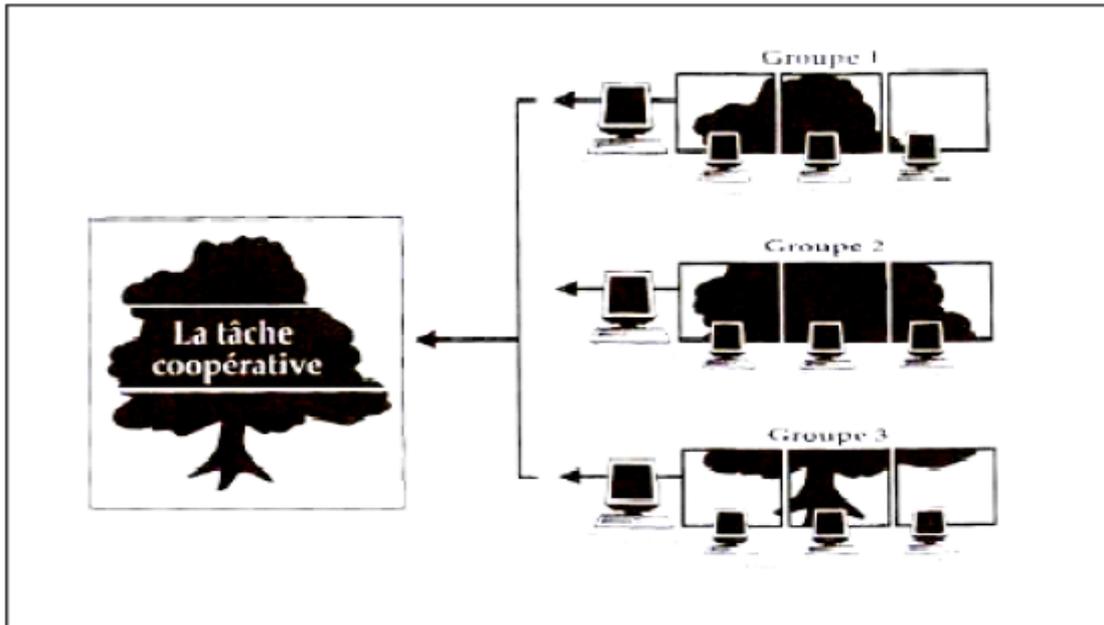


Figure 1.1 : Le travail coopératif (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001).

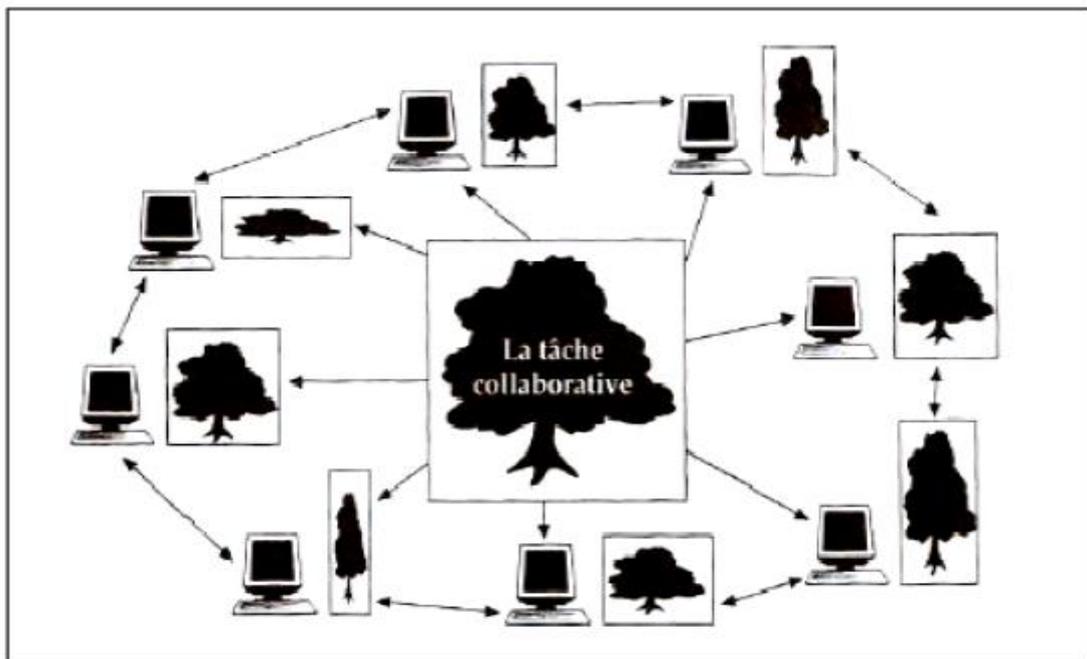


Figure 1.2 : Le travail collaboratif (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001).

Le terme collaboration est employé dans le cas où les membres d'un groupe partagent les mêmes buts tout au long de la réalisation de la tâche (Rogalski, 1998). Ils maintiennent alors le même but mais également les mêmes sous buts (voir la figure 1.2).

La coopération ou la collaboration font toutes les deux appel à une structure particulière : le groupe. Faire travailler les membres d'un groupe ensemble et les réunir pour atteindre un

objectif global commun. Les récentes avancées technologiques dans le domaine des TIC ont permis l'apparition de nouveaux outils de travail collaboratif et par la même occasion ont fait émerger des concepts tels que l'intelligence collective ou que l'on rapproche très souvent de la notion de travail collaboratif. Dans ce qui suit, nous utiliserons la terminologie apprentissage collaboratif pour désigner les situations d'apprentissage en groupes.

1.4.2 Apprentissage collaboratif vs Apprentissage coopératif

Pour comprendre la notion d'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur, il serait important de comprendre d'abord la notion d'apprentissage. Plusieurs définitions ont été données au concept d'apprentissage. Une définition reposant sur la notion de volonté de l'apprenant et sa disponibilité citée dans (Ambassa, 2005) est la suivante :

« Action pour laquelle l'être humain acquiert de façon fortuite ou délibérée, de nouvelles connaissances, de nouvelles capacités, de nouvelles aptitudes, opérant ainsi en lui des changements porteurs de nouveaux comportements ».

Une autre définition, qui fait référence à la notion du changement lié à la pratique et à l'expérience citée dans (Ambassa, 2005), est la suivante :

« L'apprentissage, c'est la transformation qui se produit dans le cerveau lors de l'intégration d'une nouvelle information ou de la maîtrise d'une nouvelle habilité ».

Ambassa (2005) a retenu un ensemble de facteurs personnels qui influence l'apprentissage. Parmi ces facteurs nous citons : la motivation, l'intérêt, les aptitudes personnelles à traiter l'information et à comprendre ainsi que l'expérience antérieure. Ces facteurs, nous seront utiles pour proposer nos critères de pertinence sur lesquels se basent le choix des collaborateurs dans l'approche de recommandation proposée (voir le chapitre 4).

Nous avons déjà évoqué l'ambiguïté existait dans la littérature entre les deux termes : coopération et collaboration. Il en est de même pour les concepts « apprentissage collaboratif » et « apprentissage coopératif ».

1.4.2.1 Apprentissage coopératif

Selon Cuseo (1992), l'apprentissage coopératif est un processus éducatif centré sur l'apprenant. Il est caractérisé par une interdépendance des buts des apprenants, avec des responsabilités, dont lequel des petits groupes de 3 à 5 apprenants, constitués intentionnellement, travaillent

d'une manière interdépendante sur une tâche d'apprentissage bien définie. Les apprenants sont responsables de leurs performances et l'enseignant sert de facilitateur ou consultant dans le procédé d'apprentissage.

1.4.2.2 Apprentissage collaboratif

Dans une démarche d'apprentissage collaboratif, les apprenants sont responsables de leur apprentissage et celui des autres (Gokhale, 1995). Ce type d'apprentissage donne beaucoup de liberté à l'apprenant, les activités ne sont pas dirigées et les apprenants génèrent une grande partie de leur travail de groupe. Les tâches des apprenants ne sont pas affectées par l'enseignant mais les apprenants négocient ces tâches entre eux (Matthews et al., 1995).

En 2001, Henri et Lundgren-Cayrol ont proposé une définition pour l'apprentissage collaboratif qui met l'accent sur le travail de groupe pour la construction collective de la connaissance dans une démarche sociale. Cette définition nous semble intéressante d'autant plus qu'elle se place dans le cadre de l'apprentissage collaboratif à distance et définit un modèle de collaboration.

« L'apprentissage collaboratif est une démarche active par laquelle l'apprenant travaille à la construction de ses connaissances. Le formateur y joue le rôle de facilitateur des apprentissages alors que le groupe y participe comme source d'information, comme agent de motivation, comme moyen d'entraide et de soutien mutuel et comme lieu privilégié d'interaction pour la construction collective des connaissances. La démarche collaborative reconnaît le caractère individuel et réflexif de l'apprentissage de même que son ancrage social en le rattachant aux interactions de groupe. En fait, la démarche collaborative couple deux démarches : celle de l'apprenant et celle du groupe.

L'apprenant s'engage à travailler avec les membres du groupe en vue de la réalisation du but commun tout en conciliant ses intérêts et ses objectifs personnels. Il collabore dans le cadre des interactions de groupe en partageant ses découvertes. Les échanges avec le groupe et la réalisation d'une tâche collective lui permettent de partager ses découvertes, de négocier le sens à donner à son travail et de valider ses connaissances nouvellement construites. Dans sa démarche, il fait preuve d'autonomie et assume la responsabilité de son apprentissage tout comme il se sent responsable de l'atteinte du but qu'il partage avec tous.

Le groupe est un catalyseur de l'apprentissage. En se donnant un but, en s'engageant dans la réalisation collective d'une tâche, le groupe, en tant que groupe, apprend et construit des connaissances. Ce faisant, il permet à chaque apprenant de se confronter aux autres et il nourrit les apprentissages de chacun. Dans la démarche collaborative, les apprenants collaborent aux apprentissages du groupe alors que le groupe collabore à ceux des apprenants ». (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001).

1.4.3 Le modèle de collaboration

De la définition de l'apprentissage collaboratif que nous venons de citer, Henri et Lundgren-Cayrol (2001) ont dégagé un modèle fonctionnel de collaboration. Ce modèle est basé sur trois composants :

- L'engagement envers le groupe ;
- La communication ;
- La coordination.

1.4.3.1 L'engagement envers le groupe

« *Un groupe n'est pas un simple regroupement, bien que les deux impliquent un but commun partagé par l'ensemble de leurs membres. Ce qui les distingue, c'est l'interaction entre les membres et les relations qui se tissent entre eux* » (Dampousse, 1996). Un groupe réunit des personnes ayant des buts à atteindre. L'engagement envers le groupe se traduit par la participation active de tous les membres aux actions du groupe pour atteindre les objectifs fixés. C'est une démarche affective et psychologique sans laquelle la collaboration ne peut pas avoir lieu. La dynamique sociale et cognitive du groupe peut soit encourager soit décourager l'engagement (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001). Trois variables ont été identifiées pour l'engagement envers le groupe : l'appartenance au groupe, la cohésion du groupe et la productivité du groupe (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001).

- L'appartenance à un groupe : tous les membres d'un groupe doivent prendre conscience d'appartenir à ce groupe. Cette conscience se développe lorsque tous les apprenants ont l'impression qu'ils ont participé à atteindre le but commun et au même temps en tirant un bénéfice personnel. Le sentiment d'appartenance au groupe peut être stimulé par l'aspect social de la collaboration, la nature cognitive de la tâche, et le partage d'espaces et des ressources communes.

- La cohésion : se traduit par la présence de comportements perçus comme positifs par les apprenants, et l'absence de comportements perçus comme négatifs de la part des apprenants. Un comportement positif peut émerger à travers : les discussions, les explications, et les questions entre les membres d'un groupe. Des exemples de comportements négatifs sont : dominer une discussion, critiquer les autres, être compétitif, défensif, etc.
- La productivité : d'un groupe est en fonction de la perception des apprenants pour la collaboration comme moyen d'atteindre le but commun et les objectifs personnels.

1.4.3.2 La communication

La communication constitue un support essentiel dans un environnement de collaboration virtuel. Elle doit se rapporter à un processus menant l'apprenant à exprimer et partager ses idées au sein d'un groupe, à établir des liens entre ses idées et celles des autres afin de faire émerger de nouvelles idées et à structurer ses idées pour construire de nouvelles connaissances (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001).

Devant un problème donné, les apprenants sont appelés à penser ensemble pour apprendre ensemble à travers l'échange des idées. Pour supporter l'échange, il faut établir des paramètres de la communication. Le forum électronique est un outil excellent pour l'échange parce qu'il constitue une sorte de mémoire collective à travers la mise en commun des idées et la sauvegarde de la trace des échanges. Dans une deuxième étape, les apprenants doivent reconstruire leurs informations, établir des liens entre les idées et élaborer des inférences pour faire émerger de nouvelles connaissances. La tâche d'établir des liens entre les idées peut être facilitée par l'utilisation des systèmes d'annotation et de création des liens hypertextes. En arrivant à un moment important du processus de collaboration, les apprenants doivent pouvoir utiliser des outils (outils de modélisation, de créations d'hypertextes, etc.) qui leur permettent de représenter les liens qui ont été établis entre les idées suite aux discussions et négociations menées. La représentation et la visualisation des nouveaux liens permettent de structurer les idées et leur donner un nouveau sens et donc construire de nouvelles connaissances.

1.4.3.3 La coordination

Selon Henri & Lundgren-Cayrol (2001) « *la coordination vise à l'agencement des activités, des personnes, et des ressources pour atteindre un but* ».

Dans une démarche collaborative, la coordination consiste à prendre en charge, d'une part, la gestion de la tâche : découpage en sous tâches, affectation de responsabilités, orientations vers les ressources, et d'autre part, la gestion des aspects affectifs et psychosociaux du groupe : reconnaissance de chacun, soutien, encouragement, motivation, climat, etc (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001).

Dans les travaux de Ricciardi-Rigault & Henri (1989), trois variables ont été ciblées pour contrôler les activités du groupe : la tâche collaborative, la composition du groupe et l'animation.

- Réaliser une tâche collaborative consiste à travailler ensemble et à s'entraider par négociation pour atteindre l'objectif fixé par le groupe en respectant les attentes de ses membres ;
- La constitution du groupe est une décision à prendre soit par l'enseignant ou par les apprenants eux-mêmes. La taille du groupe, la nature du groupe (homogène ou hétérogène), critères d'homogénéité ou hétérogénéité (âge, sexe, niveau de connaissance, compétence, expertise, etc), affectation des apprenants aux groupes, sont tous des critères pertinents qui doivent être mis en place lors de la constitution des groupes d'apprenants. La mise en place des conditions initiales influençant les interactions souhaitées entre les membres d'un groupe a été prise en compte et largement étudiée par Dillenbourg et *al.*, (1996). En outre, beaucoup de méthodes de regroupement automatique et semi-automatique des apprenants ont été proposées dans la littérature.
- L'animation de la collaboration dans un environnement virtuel se fait dans les espaces de discussion privilégiés et les espaces de travail. Les fonctions d'animation consistent à guider, encourager la participation, et soutenir la motivation des apprenants (Henri & Lundgren-Cayrol, 2001).

Le tableau 1.1 illustre quelques décisions relatives à la collaboration adapté du modèle de Lundgren-Cayrol (2001).

Thème	Description
Etablir les paramètres de l'engagement	
Type de l'engagement	Décider si la collaboration sera émergente, organisée ou semi organisée.
Evaluation	Est-ce que la collaboration sera évaluée ? si oui proposez des moyens d'évaluation.
Moyens pour favoriser l'engagement	Par exemple, forum de socialisation, partage de l'état d'avancement des tâches.
Attentes de participation	Par exemple, au besoin indiquez la fréquence des messages dans les forums.
Durée de la collaboration	Préciser la durée de l'activité collaborative, par exemple, égale à la durée d'une séquence pédagogique.
Etablir les paramètres de la communication	
Forum de communication	Faire un choix pour la forme de communication à utiliser : écrite, orale, scripto-orale, ou scripto-orale-visuelle
Moyens de communication	Préciser le mode : synchrone, asynchrone ou mixte
Etablir les paramètres de la coordination	
Constitution des groupes	Déterminer la taille du groupe : petite équipe (3 à 5), équipe (6 à 10), groupe (30 à 60), grand groupe ou communauté (plus de 60). Qui va former les groupes : enseignant ou les apprenants ? Quelle est la nature des groupes : homogènes, hétérogènes ou indéfinis ? Déterminer les critères de regroupement des apprenants.
Animation des groupes	Préciser le responsable de l'animation : l'enseignant, les apprenants ou sans animateur.
Evaluation des productions	Est-ce que la productivité du groupe sera évaluée ? si oui, déterminer le type d'évaluation.
Moyens de coordination	Quels moyens seront utilisés pour coordonner les activités des groupes ? par exemple : gabarits de planification du travail, formulaire de suivi des tâches, calendrier de travail, forums de discussions, indicateurs de présence en ligne.

Tableau 1.1 : Quelques décisions relatives à la collaboration (adapté de Lundgren-Cayrol, 2001).

1.5 Apprentissage Collaboratif Assisté par Ordinateur(ACAO)

L'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur (ACAO), plus connu sous l'abréviation anglo-saxonne CSCL « *Computer Supported Collaborative Learning* » est un domaine de recherche pluridisciplinaire. Le terme CSCL est apparu la première fois dans un workshop d'une conférence en 1989 (Bannon, 1989). Le premier atelier dans ce domaine date de 1991 et la première conférence internationale s'est tenue en 1995 à Bloomington (Indiana, USA) (Koschmann, 1995). Dans ce domaine, les chercheurs s'intéressent aux différents aspects : l'apprentissage humain (Learning), l'apprentissage collaboratif (Collaborative Learning), et l'utilisation de l'ordinateur comme moyen de soutien pour l'apprentissage collaboratif (Computer Supported Collaborative Learning).

L'objectif de l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur est d'améliorer le processus d'apprentissage en utilisant des systèmes dont la collaboration est à la base de leur fonctionnement et joue un rôle important dans l'analyse et le contrôle de cette collaboration (Lafifi, 2007). Les interactions entre les acteurs d'un système CSCL peuvent créer un contexte sociale pour l'apprentissage.

Selon Stahl (2002), le CSCL comporte quatre thèmes importants :

- a. La construction collaborative de la connaissance ;
- b. Les perspectives personnelles et les perspectives du groupe ;
- c. La médiation par des artefacts ;
- d. L'analyse des interactions.

1.5.1 Paradigmes émergent de l'ACAO

Le CSCL a émergé comme domaine de recherche dynamique, interdisciplinaire et internationale, centré sur l'usage de la technologie pour faciliter la création et le partage des connaissances à travers les interactions entre les pairs et l'apprentissage du groupe (Resta & Laferrière, 2007). L'objectif principal du CSCL est de fournir un environnement favorisant la collaboration entre les apprenants pour améliorer la qualité de l'apprentissage (Kreijns et *al.*, 2003), faciliter l'apprentissage collectif (Pea, 1994) ou la cognition du groupe (Stahl, 2006).

La recherche en CSCL devient de plus en plus un champ d'investigation interdisciplinaire impliquant la science cognitive, les sciences d'apprentissage (psychologie, éducation,

informatique), la psychopédagogie, la technologie éducative, la communication, l'épistémologie, la psychologie sociale, l'informatique et l'intelligence artificielle.

Une collaboration efficace nécessite une conception attentive de l'environnement d'apprentissage collaboratif qui prend en compte plusieurs facteurs : constitution des groupes, les interactions entre pairs (peer to peer interaction), les outils de collaboration et communication, la structuration des tâches, le tutorat, etc.

Dans ce qui suit, nous présentons quelques axes de recherche dans le domaine du CSCL. Notre objectif n'est pas de faire une étude exhaustive de tous les axes de recherche du CSCL, mais nous essayons de présenter quelques travaux qui nous semblent liés aux dimensions de l'apprentissage collaboratif (groupe, tâche, collaboration et communications, etc.) ou qui adoptent l'utilisation des nouvelles techniques dans les environnements CSCL.

1.5.1.1 L'utilisation des outils du web 2.0 dans les environnements d'ACAO

- **Blogs et Wikis** : Beaucoup de recherche ont montré que les nouvelles technologies facilitent la communication et la collaboration entre les apprenants et les enseignants (Abdous & Yen, 2010 ; Abrami et *al.*, 2011). Parmi les technologies utilisées dans les environnements CSCL, les outils d'apprentissage collaboratif de deuxième génération, connus également sous le nom les outils du web 2.0 à savoir : les wikis (Huang et *al.*, 2010 ; Casquero et *al.*, 2010 ; Glassman & Kang, 2011), les blogs (Byington, 2011 ; Casquero et *al.*, 2010), les réseaux sociaux, etc. Les chercheurs ont montré comment les applications éducatives peuvent utiliser ces outils dans les environnements CSCL pour améliorer l'expérience de l'apprentissage par : (a) favoriser les interactions (Casquero et *al.*, 2010), (b) faciliter le partage (Resta & Laferrière, 2007), et (c) accroître la satisfaction (Abedin et *al.*, 2011).
- **L'analyse des réseaux sociaux** : Le fondement méthodologique du CSCL suscite un réel intérêt pour les méthodes de calcul pour analyser et représenter formellement les caractéristiques pertinentes des groupes d'apprentissage et des communautés basées sur de grandes quantités de données numériques (par exemple, fichiers journaux (log files)) collectées dans les environnements d'apprentissage humain (Jeong et *al.*, 2014). L'analyse des réseaux sociaux (SNA : Social Networks Analyses) repose sur des visualisations graphiques issues d'algorithmes permettant de calculer des degrés de force ou de densité entre les différents acteurs d'un réseau. Elle fournit un cadre

mathématique bien défini et élaboré qui résonne avec des modèles théoriques basés sur les relations acteur-acteur et acteur-artefact (Dado et *al.*, 2017). L'adoption du SNA dans les environnements CSCL a commencé il y a plus de 18 ans (Nurmela et *al.*, 1999 ; Reffay & Chanier, 2003). Une étude récente dans un domaine connexe, le e-learning, a montré que le SNA est principalement utilisé pour étudier les interactions directes entre les apprenants collaborant à des forums de discussion en ligne ; celles-ci sont généralement mesurées en utilisant les indices de densité et de centralité (Cela et *al.*, 2015). Les réseaux sociaux ont été utilisés pour favoriser les communautés virtuelles (les communautés d'apprentissage, les communautés de pratiques) en ligne autour de sujets divers (Kaur, 2011).

- **La folksonomie** : est un système de classification dérivé de la pratique et la méthode de création collaborative des "balises" pour annoter et classer le contenu (Peters, 2009). Cette pratique est également connue comme : le marquage collaboratif, la classification sociale, ou le tagging sociale. La folksonomie est une caractéristique du web 2.0 permettant aux utilisateurs de classer et trouver collectivement les informations. Des environnements d'apprentissage qui se basent sur l'utilisation des folksonomies sont bien connus, nous citons à titre d'exemple : SoLearn (Halim et *al.*, 2014), SmartTag (Basile et *al.*, 2007), MetaMorphosis+ (Kaldoudi et *al.*, 2011), Arthur (Gilbert & Han, 1999), etc.

Actuellement, les chercheurs recommandent d'adopter les concepts et les fondements du Web 3.0 dans le développement des systèmes d'apprentissage personnalisés.

1.5.1.2 Regroupement des apprenants dans les environnements d'ACAO

Un des enjeux des environnements d'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur est le groupe. On ne peut pas étudier la collaboration sans s'intéresser au groupe, sa composition et ses caractéristiques. De nombreuses études ont été menées sur les facteurs qui influencent le succès de l'apprentissage collaboratif, y compris l'interdépendance intragroupe, le développement du groupe, les demandes de tâches, les ressources, les processus, la race et l'ethnie (Wang et *al.*, 2007).

Comme nous l'avons déjà évoqué, plusieurs méthodes de construction de groupes ont été proposées. Les travaux se sont intéressés à beaucoup de questions liées à la constitution du groupe : qui composera le groupe ? Le groupe sera-t-il homogène ou hétérogène ? Quels sont

les critères de groupement ? Est-ce que c'est le formateur qui choisit les membres du groupe ou le regroupement soit automatique ? Ce choix est t-il laissé à la discrétion des apprenants ?

Beaucoup de critères ont été utilisés pour le regroupement des apprenants : le niveau de connaissance, les compétences de communication, les styles d'apprentissage, les intérêts, etc. Quelques systèmes de formation de groupes sont bien connus dans la littérature : DIANA (Wang *et al.*, 2007), OptAssign (Meyer, 2009), et PEGASUS (Kyprianidou *et al.*, 2009). A titre d'exemple, quelques travaux sur le regroupement des apprenants dans les environnements d'apprentissage collaboratif sont présentés dans le tableau 1.2.

1.5.1.3 Modélisation de l'utilisateur

L'objectif de la modélisation de l'utilisateur est de pouvoir personnaliser les services offerts par un système à cet utilisateur selon ses besoins et ses préférences. La modélisation de l'utilisateur peut être définie comme un processus de construction d'une représentation synthétique des connaissances de l'utilisateur (Giardina & Laurier, 1999). Des termes connexes sont utilisés dans la littérature à savoir : modèle cognitif, modèle conceptuel, modèle du système, modèle de tâches, et profil de l'utilisateur. Dans les systèmes éducatifs, le modèle utilisateur est appelé modèle de l'apprenant. Il diffère de la modélisation générale de l'utilisateur dans la représentation des connaissances de l'utilisateur pour assurer le bon déroulement. Des modèles dynamiques d'apprenants ont été construits par les chercheurs en se basant sur leurs comportements observables (Bruillard, 2007). Bruillard (2007) précise que la construction d'un modèle dynamique pose trois niveaux de problèmes :

- Le choix d'une représentation : une variété d'informations parvenant du comportement de l'apprenant peut être représentée sous diverses formes et à différents degrés de raffinement. Les connaissances de l'apprenant peuvent tenir compte des variables telles que son profil cognitif, ses styles d'apprentissage, ses préférences, ses intérêts, sa motivation, etc ;
- Le mécanisme de mise à jour : un modèle dynamique doit prendre en compte l'évolution des connaissances de l'apprenant ;
- L'interprétation en vue de décisions : la création d'un modèle apprenant est un processus orienté vers une décision qui se traduit par une stratégie d'apprentissage.

Auteur (s)	Méthode utilisée	Nature du groupe	Critères choisis	Système développé
(Wang et <i>al.</i> , 2007)	Algorithme génétique	Hétérogène	Maximum sept critères	DIANA
(Kyprianidou et <i>al.</i> , 2009)	Basé sur le calcul de similarité (distance euclidienne)	Hétérogène	Les styles d'apprentissage	PEGASUS
(Meyer, 2009)	Algorithme de recherche de solution optimale pour un problème d'affectation mathématique	Groupe de projet	- Basé sur des contraintes de taille et structure de groupe	OpAssign
(Henry, 2013)	Deux algorithmes : best-first et partial brute force.	Homogène et hétérogène	- Préférence - Disponibilité - Echelle de Linkert ⁴	groupformation.org
(Zedadra et <i>al.</i> , 2016)	Phénomène naturel : comportement des Pingouins	Dynamique hétérogène	Traces des apprenants	LETline 2.0
(Lafifi et <i>al.</i> , 2016)	Classement des profils cognitifs	Dynamique hétérogène	Niveau de connaissances	TPCOLinfo
(Mehenaoui et <i>al.</i> , 2014a)	Regroupement basé sur la complémentarité	Inter-homogène Intra-hétérogène	- Styles d'apprentissage - Niveau de connaissances	ComGroupe

Tableau 1.2 : Quelques travaux sur le regroupement des apprenants dans les environnements CSCL.

⁴ Une échelle de Likert est une échelle d'attitude comprenant 4 à 7 degrés par laquelle on demande à l'individu d'exprimer son degré d'accord ou de désaccord relatif à une affirmation.

La modélisation de l'utilisateur comporte deux étapes intimement liées : l'acquisition de données, la construction et la représentation des modèles. Deux stratégies d'acquisition d'information sont employées (Asfari et *al.*, 2009) :

- L'approche explicite : L'acquisition explicite s'effectue par la saisie de données nécessaires à la modélisation via le remplissage d'un formulaire, la réponse à des questionnaires ou encore via le jugement explicite des résultats renvoyés par un système d'accès à l'information ;
- L'approche implicite : son principe est de récolter les informations à partir des interactions de l'utilisateur avec le système en utilisant des modèles statistiques et des techniques d'apprentissage automatique.

Plusieurs approches ont été utilisées pour la modélisation de l'utilisateur en général et de l'apprenant en particulier pour structurer leur connaissance. Parmi ces approches, nous citons : Modèle de recouvrement (Albano, 2011 ; Gaudioso et *al.*, 2012), les stéréotypes (Millan et *al.*, 2010), le modèle de perturbation, les réseaux bayésiens, l'apprentissage automatique (Machine learning), la logique floue et les ontologies. Certains travaux combinent ces approches afin de réaliser un modèle utilisateur fiable (Chrysafiadi & Virvou, 2013 ; Glushkova, 2008).

1.6 Conclusion

L'apprentissage collaboratif est une démarche de construction collective des connaissances dans une perspective d'apprentissage social. Dillenbourg (1999) a défini l'apprentissage collaboratif comme étant « *une situation dans laquelle deux personnes ou plus tentent d'apprendre quelque chose ensemble* ». Apprendre quelque chose peut signifier : résoudre des problèmes, suivre un cours, ou apprendre tout au long de la vie (Mbala Hikolo, 2003). La situation "d'apprendre ensemble" favorise l'émergence de différentes formes d'interaction : en présentiel ou à travers les ordinateurs, de façon synchrone ou non, etc.

L'expansion du web a donné naissance au concept d'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur. En effet, le CSCL constitue l'une des facettes du e-learning qui s'intéresse à l'utilisation des outils web pour favoriser l'apprentissage collaboratif.

Dans ce chapitre, nous avons présenté les environnements d'apprentissage collaboratif. Le concept d'apprentissage collaboratif avec des notions liées ont été définis. Beaucoup de questions de recherche ont été abordées dans le domaine du CSCL à savoir : comment les

individus apprennent avec des outils spécifiques, comment les petits groupes interagissent et développent une mémoire collective avec le temps, comment les institutions changent et créent de nouvelles conditions d'enseignement et d'apprentissage, et comment les opportunités d'apprentissage changent. La dernière partie du chapitre a été consacrée à la présentation de quelques domaines émergents dans le domaine du CSCL, dont l'objectif principal est toujours de favoriser la collaboration entre les apprenants pour améliorer le processus d'apprentissage.

C'est dans cette perspective que s'intègre notre travail de recherche. Nous abordons le problème de choix des collaborateurs dans les environnements d'apprentissage collaboratif à travers la proposition d'une nouvelle approche de recommandation de collaborateurs pertinents dans un environnement CSCL. Le principe de l'utilisation des systèmes de recommandations, en général, et la particularité de leur utilisation dans les environnements CSCL feront l'objet des deux prochains chapitres.

CHAPITRE 2

LES SYSTEMES DE RECOMMANDATION

Chapitre 2

Les systèmes de recommandation

2.1 Introduction

Les systèmes de recommandation ont pour but de faciliter la recherche et l'accès à l'information en proposant des suggestions d'items adaptés aux besoins et préférences des utilisateurs. Les suggestions peuvent être des items à acheter, des films à regarder, de la musique à écouter, ou de news à lire en ligne... etc.

L'origine des systèmes de recommandation remonte aux travaux dans des domaines distincts tels que : la science cognitive, la théorie d'approximation, la recherche d'information, les théories de prévisions, et les sciences de gestion et marketing (Salton, 1989 ; Belkin & Croft, 1992). Ils sont émergés comme un domaine de recherche à part entière au milieu des années 1990s à la suite de la publication des premiers articles sur le filtrage collaboratif (Resnik et al., 1994 ; Shardanand & Maes, 1995 ; Hill et al., 1995). De tels systèmes ont un intérêt important dans les environnements où la grande quantité d'information dépasse la capacité de l'utilisateur.

Les systèmes de recommandation (SR) recueillent des informations sur les préférences des utilisateurs pour un ensemble d'items (par exemple, films, chansons, livres, blagues, Gadgets, applications, sites Web, destinations de voyage et ressources d'apprentissage). Les informations de profil peuvent être obtenues auprès des utilisateurs, explicitement, au moyen des questionnaires par exemple, ou implicitement, à partir de leurs comportements à travers les interactions (Núñez-Valdéz et al., 2012, Lee et al., 2010). Ils peuvent utiliser les données démographiques des utilisateurs (comme par exemple : l'âge, le sexe, la nationalité). Récemment une nouvelle génération des systèmes de recommandation a émergé. Ces systèmes exploitent des outils tels que les taxonomies, les ontologies, les réseaux sociaux et les annotations (Zheng et al., 2011; Huang et al., 2014).

Face à l'explosion des bases de données électroniques, les domaines d'application des systèmes de recommandation ne cessent d'augmenter. Parmi ceux-ci, ceux reliés à la recommandation

de films sont les plus connus et les plus répandus dans les domaines de la recherche (Carrero-Neto *et al.*, 2012 ; Winoto *et al.*, 2010). D'autres applications sont centrées sur d'autres domaines tels que : la musique (Lee *et al.*, 2010 ; Tan *et al.*, 2011), les livres (Nunez-Valdez *et al.*, 2012 ; Gonzalez-Crespo *et al.*, 2011), les documents (Porcel *et al.*, 2009 ; Porcel *et al.*, 2012 ; Serrano-Guerrero *et al.*, 2011), le e-commerce (Huang *et al.*, 2007 ; Castro-Sanchez *et al.*, 2011), et la recherche sur le web (McNally *et al.*, 2011), le e-learning (Bobadilla *et al.*, 2009) et bien d'autres. En effet, les systèmes de recommandation facilitent la tâche de l'utilisateur en lui proposant des items correspondant à ses préférences et ses attentes.

Ce chapitre présente les concepts de base des systèmes de recommandation. Nous donnons une description générale de la taxonomie classique, les algorithmes, les méthodes et les approches de filtrage. Puisque dans notre travail nous nous intéressons à la recommandation de collaborateurs, la deuxième partie du chapitre introduit une classe importante des systèmes de recommandation qui est la recommandation « personne à personne ».

2.2 Principes des systèmes de recommandation

2.2.1 Définition des systèmes de recommandation

Burke (2002) définit les systèmes de recommandation comme étant des systèmes capables de produire des recommandations personnalisées comme sortie ou permettant de guider l'utilisateur vers des ressources intéressantes ou utiles au sein d'un espace de données important⁵.

Adomavicius & Tuzhilin (2005) ont proposé une formulation du problème de recommandation comme suit :

⁵ « any system that produces individualized recommendations as output or has the effect of guiding the user in a personalized way to interesting or useful objects in a large space of possible options » (Burke, 2002).

$$\forall c \in C, \quad s'_c = \arg \max_{s \in S} u(c, s)$$

$$u : C \times S \rightarrow R$$

C : ensemble représentant tous les usagers

S : ensemble de tous les items qui sont recommandables

u : une fonction d'utilité qui mesure l'utilité de l'item S pour l'utilisateur C

R : ensemble totalement ordonné

La fonction d'utilité dans les systèmes de recommandation est représentée par les évaluations données par les usagers. La recommandation consiste en l'extrapolation de ces évaluations sur tout l'espace, en prédisant les valeurs inconnues. Les prédictions qui obtiennent les meilleurs scores feront l'objet de la recommandation.

2.2.2 Recherche d'information vs Filtrage d'information

Les techniques d'accès à l'information permettent aux utilisateurs d'avoir des informations comme réponse à leurs besoins. Ces techniques sont regroupées en deux grandes catégories (Clément, 2011) :

- Service au comptoir ou « *pull* » : c'est une approche qui consiste à renvoyer des informations suite à une demande explicite d'un utilisateur, ce qui correspond à la recherche d'information ;
- Service à domicile ou « *push* » : consiste à renvoyer automatiquement à un utilisateur des informations qui pourraient l'intéresser, sans qu'il n'en ait fait explicitement une demande. C'est le cas de filtrage ou recommandation d'information

La recherche d'information se base sur un principe d'indexation de données pour répondre aux requêtes des utilisateurs. Ces requêtes sont exprimées en langages naturelles ou bien sous forme de mots clés. Suite à ces requêtes, des bases de connaissances indexées sont interrogées en effectuant un appariement entre les mots clés de la requêtes et les indexes des documents de la base. Des exemples bien connus d'outils utilisant cette discipline sont les moteurs de recherche Web comme *Google*. Le problème avec cette démarche d'accès à l'information est que

l'intention réelle de l'utilisateur n'est pas toujours évidente à travers les mots qu'il utilise dans sa requête pour exprimer son besoin en matière d'information.

Par rapport à la recherche d'information ; qui est une tâche interactive, celle du filtrage d'information est relativement passive (Belkin et *al.*, 1992) car l'utilisateur n'exprime pas ses besoins sous forme de requêtes comme c'est le cas de la recherche d'information. En filtrage d'information, les réponses obtenues sont basées sur un profil utilisateur construit à partir de l'analyse des actions de ce dernier.

2.2.3 Notions liées aux systèmes de recommandation

Les deux entités de base dans tous les systèmes de recommandations sont l'item et l'utilisateur. L'item est le terme général utilisé pour dénoter ce que le système suggère ou recommande aux utilisateurs. Les utilisateurs doivent être modélisés dans les systèmes de recommandation pour que le système puisse exploiter les informations issues de leurs profils (intérêts, préférences, ...etc.)

2.2.3.1 Notion du Profil

Le profil d'un objet est un ensemble de caractéristiques permettant de le représenter.

- **Le profil utilisateur** : c'est une description des caractéristiques de l'utilisateur (données démographiques, centres d'intérêts, préférences, ...etc.). Plusieurs approches pour l'acquisition des informations d'un profil utilisateur existent : manuelles, automatiques et semi automatiques. Parmi les approches automatiques et semi-automatique, nous distinguons le profiling (Cho et *al.*, 2002) et les méthodes par stéréotypes (Shapira et *al.*, 1997). Le profiling consiste à analyser les activités d'un utilisateur durant ses sessions de travail. L'approche par stéréotype se base sur l'identification de groupes d'utilisateurs pour déterminer les caractéristiques clés de chaque groupe.
- **Le profil item** : c'est la description du contenu d'une ressource par le biais d'un ensemble de mots clés, généralement pondérés. La ressource peut être : document, livre, film, image, page web..., etc. D'autres informations peuvent être utilisées pour décrire les ressources comme par exemple les métadonnées : titre, auteur, sujet...etc.

2.2.3.2 Notion de la communauté

Une communauté est un groupe d'utilisateurs qui se rapprochent relativement à un critère donné (par exemple : goûts et préférences similaires). La formation de communautés en système de recommandation peut s'appuyer sur plusieurs critères : les évaluations attribuées aux items, le contenu des items notés, les intérêts, et les données démographiques (Bouzghoub & Kostadinov, 2005). En fonction de chacun de ces critères, la communauté et la position d'un utilisateur dans cette communauté peut varier (Nguyen et *al.*, 2006).

2.2.3.3 Notion du vote

Le vote (pour rating en anglais) est la note attribuée à un item i par un utilisateur u . Cette note reflète la satisfaction ou non d'un utilisateur pour un item i . Un vote peut se présenter sous forme :

- *Numérique* : défini sous une échelle de valeurs discrètes (comme par exemple 1 à 5 étoiles) ;
- *Ordinal* : l'utilisateur est appelé à choisir parmi une liste de valeurs ordonnées et figées (par exemple : très bien, bien, moyen, mauvais) ;
- *Binaire* : l'utilisateur doit juste mentionner s'il *aime* ou *n'aime pas* l'item ;
- *Unaire* : indique que l'utilisateur a consulté, acheté ou noté l'item.

2.3 Processus de recommandation

Le processus de génération d'une recommandation dans un système de recommandation est basé sur les points suivants (Bobadilla et *al.*, 2013):

- Le type de donnée disponible dans sa base de données (les évaluations, les informations d'inscription des utilisateurs, caractéristiques et contenus des items qui peuvent être classés, et les relations sociales entre les utilisateurs,... etc.) ;
- L'algorithme de filtrage utilisé (par exemple : démographique, basé contenu, collaboratif, basé social, et hybride) ;
- Le modèle choisi (basé sur l'utilisation directe des données : "basé-mémoire", ou un modèle généré à l'aide des données : " basé-modèle") ;
- La technique employée : approche probabiliste, les réseaux bayésiens, les algorithmes des plus proches voisins, les réseaux de neurones, les algorithmes génétiques, les modèles flous,...etc ;

- La performance du système (temps et mémoire) ;
- L'objectif recherché (par exemple : la prédiction des k Top recommandations) ;
- La qualité des résultats souhaités (par exemple : la nouveauté et la précision).

2.4 Approches de recommandation

Les fonctions internes des systèmes de recommandation sont caractérisées par l'algorithme de filtrage. La classification la plus utilisée divise les algorithmes de filtrage en : (a) : filtrage collaboratif, (b) filtrage basé contenu, et (c) filtrage hybride (Acilar & Arslan, 2008 ; Candillier et *al.*, 2007 ; Schafer et *al.*, 2007).

Dans cette section, nous présentons les deux premières approches de recommandation ainsi que leur hybridation. Pour chaque approche, nous présentons ses avantages et ses inconvénients. Trois autres approches de recommandation, par rapport à celles communément admises, sont également introduites. La figure 2.1 synthétise les différentes approches de recommandation.

2.4.1 Le filtrage basé contenu (FBC)

Repose sur la description des items afin de les comparer et/ou de les corrélérer aux profils des utilisateurs (Pazzan & Billsus, 2007) en utilisant des mesures de similarité. Un système de filtrage basé contenu recommande à l'utilisateur des items similaires à ceux appréciés par ce dernier dans le passé. La recommandation basée contenu se base sur l'analyse du contenu de l'item, l'apprentissage du profil utilisateur et la recommandation des items (Lop et *al.*, 2011).

L'apprentissage du profil utilisateur a pour objectif la construction du profil utilisateur en collectant les données sur les appréciations des usagers pour le contenu des items.

La recommandation basée contenu exige la connaissance de la structure de l'item à recommander. Généralement, elle est utilisée pour des ressources de type texte. Lorsque l'information décrivant les items est non structurée (exemple de texte libre), une étape de prétraitement est nécessaire pour extraire les informations pertinentes et les structurer comme par exemple : les mots-clés, les concepts,...etc. Les techniques utilisées dans les systèmes de recommandation basés sur le contenu exploitent des solutions proposées dans le domaine de la recherche d'information et de la recherche documentaire (Balabanovicv & Shoham, 1997 ; Pazzani, 1999). Le profil item est représenté souvent sous forme d'un vecteur de mots-clés avec des poids. Le poids associé à chaque mot reflète l'importance de ce terme pour l'utilisateur.

Ces mots sont souvent extraits à l'aide de la mesure *TF-IDF* (*Term frequency- Inverse document Frequency*) (Salton, 1989).

La recommandation des items se charge de filtrer les items à recommander à l'utilisateur courant. Un appariement est effectué entre le profil de l'utilisateur et celui des items à recommander en utilisant des mesures de similarités. Une « *k-Top* » liste composée des *k* items susceptibles d'être les plus pertinents pour l'utilisateur sera recommandée à l'utilisateur courant.

Les techniques basées sur le contenu sont limitées par trois problèmes : (i) analyse limitée du contenu, (ii) la sur-spécialisation (*Over-specialization*) et (iii) le démarrage à froid (*Cold start*) (Adomavicius & Tuzhilin, 2005). Le premier problème résulte de la difficulté d'extraire des attributs pertinents qui caractérisent les divers contenus (par exemple : images, vidéo, audio et texte). Le deuxième problème est que les utilisateurs ne peuvent avoir des recommandations autres que ceux qu'ils ont déjà appréciés. Par conséquent, les utilisateurs se voient recommander des items semblables à ceux déjà recommandés précédemment et n'auront pas l'occasion de voir et juger de nouveaux items différents mais qui peuvent être intéressants (Bobadilla et al., 2013). Par exemple, si l'utilisateur a noté positivement un film qui appartient au genre « comédie », alors le système peut fournir des recommandations de films de ce genre. De plus, l'utilisateur doit évaluer un nombre suffisant d'items pour que le système puisse lui recommander des items pertinents, ceci n'est pas le cas pour les nouveaux utilisateurs. Ce troisième problème est connu dans la littérature comme celui du nouvel utilisateur ou le démarrage à froid (*user cold start*).

Par contre, le filtrage basé contenu présente l'avantage de traiter chaque utilisateur de façon indépendante. Pour proposer des recommandations à l'utilisateur, seules les évaluations de ce dernier sont prises en compte pour construire son profil, ce qui n'est pas le cas pour les approches collaboratives qui nécessitent les évaluations des utilisateurs similaires à l'utilisateur courant. De plus, ce type de filtrage, peut suggérer de nouveaux items, et qui ne sont pas encore évalués par les autres utilisateurs (problème de nouvel item pour le filtrage collaboratif).

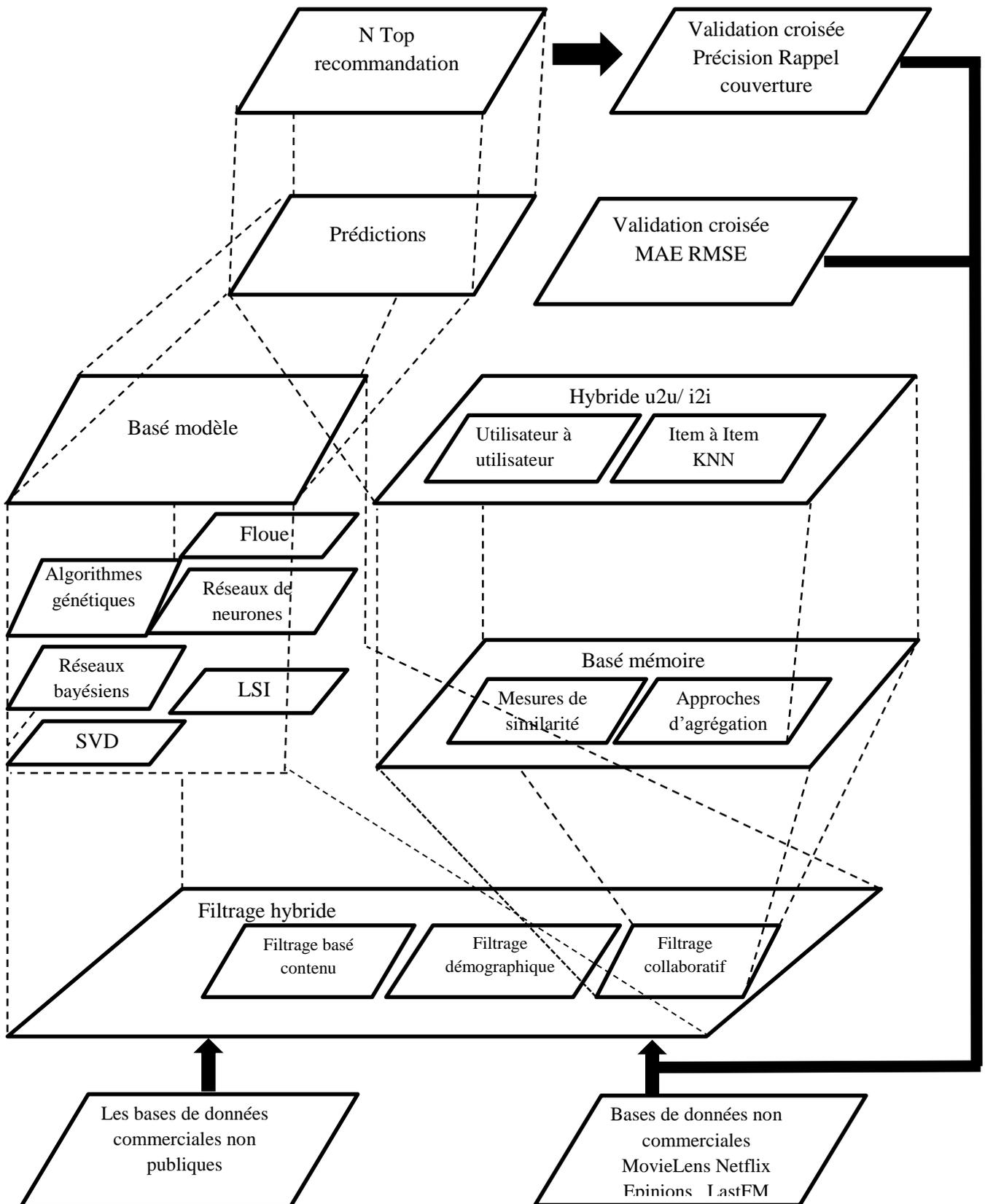


Figure 2.1 : Les modèles traditionnels de recommandation et leurs relations (Bobadilla et al., 2013).

2.4.2 Le filtrage collaboratif (FC)

La notion du filtrage collaboratif est à la base de la recommandation, tandis que le filtrage à base de contenu étant plutôt lié aux systèmes de recherche d'informations dits personnalisés. Le filtrage collaboratif se fonde sur la recherche de proximité des utilisateurs en fonction de leur profil.

Le terme filtrage collaboratif a été introduit la première fois par Goldberg et *al.* (1992). Le système Taperstry (Goldberg et *al.*, 1992) est le premier système à utiliser les avis de ses utilisateurs pour le filtrage des messages électroniques. Ce système combine le filtrage basé contenu et les annotations que les utilisateurs ajoutent aux messages pour pouvoir les filtrer. Parmi les premiers systèmes de filtrage collaboratif, le système GroupLens (Resnick et *al.*, 1994) dans le domaine des forums de discussions d'articles Usenet, le système Ringo (Shardanand et *al.*, 1995) pour la recommandation d'albums de la musique, et Movielens pour la recommandation des films. Les résultats ont positionné les techniques de filtrage collaboratif comme les plus réussies dans la construction des systèmes de recommandation.

Contrairement aux systèmes de recommandation basés sur le contenu, les systèmes de recommandation à filtrage collaboratif tentent de prédire l'utilité d'items pour un utilisateur particulier en fonction des items précédemment évalués par d'autres utilisateurs qui présentent des similarités dans les goûts et préférences (Breese et *al.*, 1998 ; Schafer et *al.*, 2000) (voir la figure 2.2). La similarité entre deux utilisateurs est calculée en se basant sur l'historique de notation. C'est la raison pour laquelle Schwartz (2004) se réfère au filtrage collaboratif par l'expression « corrélation personne à personne ». Le filtrage collaboratif est la technique la plus répandue dans les systèmes de recommandation.

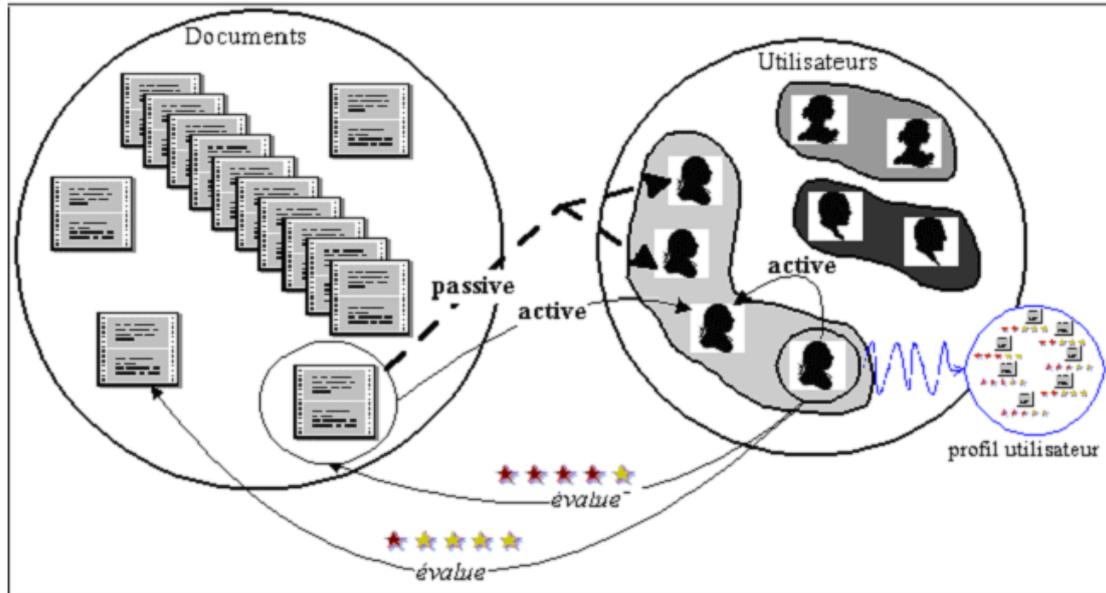


Figure 2.2 : Le filtrage collaboratif.

L'algorithme le plus utilisé dans le filtrage collaboratif est celui des k plus proches voisins (*KNN : k Nearest Neighbors*) (Schafer et al., 2000 ; Adomavicius et al., 2005, Bobadilla et al., 2011). Pour générer des recommandations, *KNN* exécute trois tâches : (1) trouver les k plus proches voisins pour un utilisateur a ; (2) mettre en place une approche d'agrégation avec les évaluations des voisins pour un item non évalué par a ; (3) extraire les prédictions de l'étape 2 et sélectionner les N top recommandations.

Les approches collaboratives dépassent certaines limitations des approches basées sur le contenu. Par exemple, les méthodes collaboratives sont totalement indépendantes du format de documents à recommander et peuvent être appliquées à tous types de documents (textuels, images, vidéos, et sons). De plus, elles peuvent recommander des items qui ne sont pas semblables à ceux déjà appréciés par les utilisateurs dans le passé. Cependant, le nombre d'évaluations attribué par les utilisateurs pour un item doit être important pour que celui-ci soit pris en considération dans le processus de recommandation. En outre, on ne compte pas suffisamment d'évaluations en commun entre les utilisateurs, ce qui ne permet pas d'établir des corrélations entre ces derniers et conduit à des scores de similarités peu pertinents. Ce problème est connu sous le nom « *les données manquantes* » ou le problème de *sparsity* en anglais. Un autre problème dont souffrent les systèmes de filtrage collaboratif est le *démarrage à froid* (*Cold start*) (Adomavicius & Tuzhilin, 2005 ; Schafer et al., 2007). Ce problème concerne,

aussi bien, un nouvel usager, qu'un nouvel item. Il est difficile de proposer des recommandations pour un nouvel utilisateur du fait qu'il n'a pas encore noté les items, et donc leurs similaires par l'historique d'évaluation sont toujours inconnus. De même, les items nouvellement introduits dans le système, ne peuvent pas être recommandés, avant de recevoir un nombre suffisant d'évaluations. Ce problème est généralement traité, en combinant les méthodes collaboratives avec celles basées contenu. Ceci donne lieu à de nouvelles méthodes, dites *hybrides*.

Une taxonomie largement acceptée divise les méthodes à filtrage collaboratif en : (i) recommandation basée mémoire et (ii) recommandation basée modèle (Breese et al., 1998)

2.4.2.1 Les méthodes basées mémoire

Elles sont aussi appelées méthodes basées sur des heuristiques (Adomavicius & Tuzhilin, 2005), ou basées sur les voisins (Desrosiers & Karypis, 2011). Ces méthodes utilisent la matrice de notations des utilisateurs stockée en mémoire pour proposer des recommandations. Le type de voisinage divise ces méthodes en deux catégories : basées sur les utilisateurs (*user-based*) ou basées sur les items (*item-based*) (Breese et al., 1998). Pour les méthodes basées sur les utilisateurs, l'intérêt d'un utilisateur u pour un item i est calculé en se basant sur les évaluations de ses voisins similaires. Les méthodes basées sur les items prédisent l'intérêt d'un utilisateur u pour un item i en utilisant les évaluations de l'utilisateur u pour les items voisins de i .

L'obtention des voisins, d'un utilisateur ou d'un item, se fait en utilisant des mesures de similarité pour calculer la distance entre deux utilisateurs ou deux items. La similarité peut être calculée selon différentes formules, les plus utilisées sont celles du coefficient de Pearson (Resnick et al., 1994 ; Shardanand et al., 1995) et la méthode du vecteur cosinus (Breese et al., 1998 ; Sarwar et al., 2001).

Les méthodes basées sur les voisins sont confrontées au problème de passage à l'échelle (*scalability*) avec des applications où le nombre d'utilisateurs et des items est très élevé, comme c'est le cas des applications du e-commerce. Le problème réside dans la complexité des calculs. En effet, le calcul des similarités entre les utilisateurs et même entre les items est très coûteux en terme de temps de réponses et d'espace mémoire. Le calcul des similarités offline a été proposé comme solution au problème de complexité en temps de calcul. Pour le problème de la complexité en terme d'espace mémoire, les méthodes basées sur les voisins sont combinées avec des méthodes de réduction de dimensions (Goldberg et al., 2001).

Parmi les points forts des méthodes basées sur la mémoire : l'efficacité. Contrairement, aux méthodes basées sur un modèle, les algorithmes basés sur la mémoire ne nécessitent pas une phase d'apprentissage coûteuse. Un autre avantage est l'effet de surprise (serendipity) que peut ressentir un utilisateur en recevant une recommandation pertinente qu'il n'aurait jamais soupçonné intéressante pour lui.

2.4.2.2 Les méthodes basées modèle

Ces méthodes apprennent un *modèle* descriptif liant les utilisateurs, les items et les votes. D'un point de vue probabiliste, le processus de filtrage prédit la valeur d'un vote donné en prenant en compte le profil utilisateur ou ses votes antérieurs. Plusieurs modèles probabilistes issus des domaines de l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique ont été appliqués au filtrage collaboratif. Parmi les modèles les plus utilisés, nous citons : les réseaux bayésiens (Breese et al., 1998 ; Campos et al., 2010), les réseaux de neurones (Salakhutdinov et al., 2007), le processus décisionnel de Markov (Shani et al., 2005), les algorithmes génétiques (Gao & Li, 2008 ; Ho, 2007), les matrices de factorisation (Luo et al., 2012), les méthodes de réduction de la dimension basées sur l'algèbre linéaire appelées également SVD-Model Based (Koren & Bell, 2011), les approches basées sur les règles d'association (Hecherman et al., 2001), l'analyse latente sémantique appelé aussi indexation sémantique latente (LSI : Latent Semantic Indexing) (Desrosiers & Karypis, 2011).

2.4.3 Le filtrage hybride

C'est la combinaison des deux types de filtrage précédents afin d'en pallier les limites de l'utilisation de chaque méthode séparément (Barragans-Martinez et al., 2010). Burke (2002) a défini un système de recommandation hybride comme étant un système qui combine deux ou plusieurs techniques de recommandation différentes. Le filtrage est généralement basé sur des méthodes bio-inspirées ou probabilistes telles que les algorithmes génétiques (Gao & Li, 2008 ; Ho, 2007), la génétique floue (Al-Shamri & Bharadwaj, 2007), les réseaux de neurones (Christakou & Stafylopatis, 2005 ; Ren et al., 2008), les réseaux bayésiens (Campos et al., 2010), le clustering (Shinde & Kulkarni, 2012) et les facteurs latentes (Saranya & Atsuhiko, 2009). La difficulté principale d'un système hybride consiste en l'hybridation elle-même. La plupart des systèmes hybrides exécutent le filtrage collaboratif sur les résultats obtenus d'un filtrage sur le contenu ou vice versa, soit pour résoudre le problème des données manquantes

(Pazzani & Billsus, 1997), soit pour résoudre le problème de démarrage à froid (Maneeroj & Takasu, 2009).

Il existe plusieurs façons pour faire de l'hybridation mais aucun consensus n'a été défini par la communauté des chercheurs. Toutefois, Burke (2002) a proposé une taxonomie pour classifier les techniques d'hybridation en sept catégories. De leur part, Adomavicius et Tuzhilin (2005) ont identifié quatre façons pour hybrider le filtrage collaboratif et le filtrage basé contenu.

2.4.4 Autres systèmes de recommandation

En plus des trois catégories des systèmes de recommandation présentées précédemment et admises par la majorité des chercheurs de ce domaine, Burke (2002) a ajouté trois autres types de systèmes de recommandation : (i) le filtrage démographique, (ii) le filtrage à base d'utilité, et (iii) le filtrage à base de connaissance.

2.4.4.1 Le filtrage démographique

Le filtrage démographique est justifié par le fait que les individus ayant certains attributs personnels communs (sexe, âge, pays, etc.) auront également des préférences communes. La recommandation démographique classe les utilisateurs selon les attributs de leur profil personnel, et propose des recommandations basées sur des catégories démographiques (Pazzani, 1999 ; Porcel et *al.*, 2012).

2.4.4.2 Le filtrage à base d'utilité

Le filtrage à base d'utilité propose des suggestions basées sur le calcul de l'utilité de chaque objet pour l'utilisateur. De ce fait, une fonction d'utilité doit être créée pour l'utilisateur (Burke, 2002).

2.4.4.3 Le filtrage à base de connaissance

Le filtrage à base de connaissance suggère des objets basés sur des inférences sur les besoins et les préférences des utilisateurs. Une représentation des connaissances (par exemple : par règles) sur la façon dont un élément satisfait un besoin d'un utilisateur en particulier est nécessaire (Burke, 2002). Pour améliorer la qualité des recommandations, des métadonnées comme des informations sur le contenu des items ont été utilisées comme connaissances additionnelles.

La prochaine section présente une nouvelle approche utilisée dans les systèmes de recommandation. Cette approche exploite la notion d'annotation collaborative ou folksonomie. L'annotation collaborative est employée comme une approche utilisée dans l'analyse automatique des préférences des utilisateurs et les recommandations.

2.5 La recommandation basée tags

Dans ces dernières années, une nouvelle génération des systèmes de recommandation boostée par les aspects du web sémantique a émergé. Ces systèmes exploitent des outils tels que les taxonomies, les ontologies, les réseaux sociaux et les annotations. Dans cette section, nous analysons une nouvelle approche qui améliore la compréhension des apprenants. Cette approche introduit les annotations (les tags) dans le processus de recommandation. Nous décrivons d'abord les systèmes d'annotation collaborative (collaborative tagging systems), ensuite nous présentons quelques systèmes de recommandation, basés sur le tagging collaboratif, qui ont été proposés dans la littérature.

2.5.1 Les systèmes d'annotation collaborative

Les systèmes d'annotation collaborative sont un aspect très prometteur du web sémantique. Ces systèmes offrent aux utilisateurs la possibilité d'héberger des ressources de différents types (photos, vidéos, documents, URLs, articles scientifiques... etc.) et les annoter via des mots clés. Ces annotations sont appelées des tags (Golder & Huberman, 2005).

Récemment, l'annotation collaborative connue aussi sous le nom « folksonomy » dans le web 2.0, permet aux utilisateurs de créer et de gérer collaborativement des tags pour classer, catégoriser, chercher et partager des contenus dynamiques. Les folksonomies sont devenues populaires sur le Web avec l'apparition des applications sociales telles que le bookmarking social, le partage de photos et les weblogs. Un certain nombre de sites sociaux tels que Delicious⁶, Flickr⁷, YouTube⁸, CiteULike⁹ sont devenus populaires.

⁶ <http://delicious.com>

⁷ <http://www.flickr.com>

⁸ www.youtube.com

⁹ <http://www.citeulike.org>

Le terme folksonomie est défini comme un système de classification distribuée généré par les utilisateurs et dérivé de la pratique d'annotation ou marquage collaboratif des ressources (Peters, 2009). Hotho *et al.*, (2006) ont défini les folksonomies comme suit :

Soit $U = \{U_1, \dots, U_p\}$ un ensemble d'utilisateurs, $R = \{R_1, \dots, R_m\}$ un ensemble de ressources, et $T = \{T_1, \dots, T_s\}$ un ensemble de tags. Une folksonomie F est un quadruplet $F = \langle U; R; T; A \rangle$ où A est une relation ternaire d'affectation *de tags* telle que : $A \subset U \subset R \subset T$.

Dans cette définition, aucune hypothèse n'est faite sur la nature des ressources R , elles peuvent être des URLs, des vidéos, des morceaux de musiques, des documents textes, ...etc. Un élément $a = \langle u, r, t \rangle$ appartenant à A indique que l'utilisateur u a marqué la ressource r par le tag t . Un utilisateur peut annoter plusieurs ressources, et une ressource peut être annotée avec plusieurs tags par un utilisateur. Généralement cité, les avantages de la folksonomie sont : la flexibilité, la rapidité d'adaptation, la personnalisation et l'effet de surprise (serendipité) (Mathes, 2004). Les utilisateurs peuvent généralement utiliser n'importe quel terme comme un tag sans comprendre exactement le sens des termes qu'ils choisissent. Le pouvoir des folksonomies se trouve dans l'agrégation des informations annotées auxquelles s'intéressent les utilisateurs, ce qui permet de créer des relations sociales et fournir des services de navigation et recherche sociale (Quintarelli, 2005).

2.5.2 Les systèmes de recommandation basés tag

Généralement, les systèmes de recommandation des objets personnalisés aux utilisateurs se basent sur les évaluations explicites ou implicites. Ils prédisent l'évaluation des objets ou suggèrent de nouveaux objets que l'utilisateur peut apprécier dans le future. L'utilisation des matrices d'évaluation des utilisateurs et des vecteurs de mots clés sont largement utilisés dans les systèmes de recommandation. Cependant, ces approches sont utilisées pour décrire des relations bidimensionnelles entre les utilisateurs et les items. Dans les systèmes de recommandation basés tags, pour un utilisateur donné $u \in U$ et une ressource donnée $r \in R$, les recommandations sont un ensemble $\hat{T}(u, r) \subseteq T$ de tags. Dans la plupart des cas, $\hat{T}(u, r)$ est calculé en classant d'abord l'ensemble des tags selon un critère de qualité ou pertinence, à partir duquel les k éléments les plus pertinents sont recommandés (Klašnja-Milicevic *et al.*, 2015).

L'annotation collaborative utilise, de plus en plus, les tags sociaux comme un mécanisme puissant qui révèle une corrélation de trois dimensions $\langle \text{utilisateurs}, \text{tags}, \text{items} \rangle$. Ce

mécanisme peut être utilisé comme connaissance de base dans les systèmes de recommandation.

La première adaptation consiste à réduire la folksonomie de trois dimensions à trois contextes bidimensionnelles $\langle \text{utilisateur}, \text{tag} \rangle$, $\langle \text{item}, \text{tag} \rangle$, $\langle \text{utilisateur}, \text{item} \rangle$ (Marinho et al., 2012). Les tags utilisateur sont les tags que l'utilisateur u utilise pour étiqueter les items. Ils sont considérés comme des items dans la matrice *utilisateur-item*. Les tags décrivant un item i et générés par les utilisateurs, jouent le rôle des utilisateurs dans la matrice *utilisateur-item* (voir la figure 2.3). De plus, au lieu de considérer chaque tag en tant qu'utilisateur ou item, les méthodes de regroupement peuvent être appliquées aux tags pour regrouper les tags similaires ensemble.

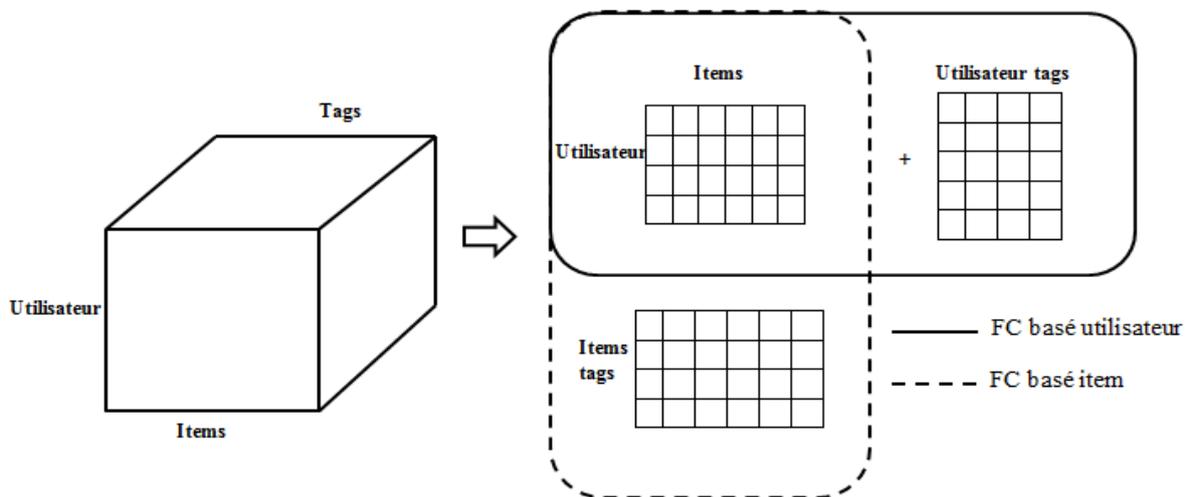


Figure 2.3 : Extension de la matrice utilisateur/item par les annotations (Tso-Sutter et al., 2008).

Les tags peuvent servir à diverses fins, telles que : améliorer les chances d'obtenir un item annoté, rappeler à un utilisateur du contenu de l'item, et consolider le vocabulaire entre les utilisateurs.

De nombreuses recherches sur l'annotation collaborative et les recommandations personnalisées ont été proposées. Les premières recherches sur l'annotation collaborative sont axées principalement sur les caractéristiques des tags créés par les utilisateurs comme par exemple l'ambiguïté et la synonymie (Mathes, 2004 ; Golder & Huberman, 2006). Actuellement, un intérêt croissant pour analyser les connaissances issues des tags a eu lieu.

Divers travaux ont été faits sur la construction du modèle de l'utilisateur, la prédiction des tags, le web sémantique, et les réseaux sociaux (Meo et *al.*, 2010; Kim et *al.*, 2010 ; Kim et *al.*, 2011).

Le tableau 2.1 présente quelques travaux exploitant la notion de tags dans les systèmes de recommandation.

2.6 La recommandation "People to People"

Une classe importante des systèmes de recommandation est la recommandation « people to people » (Personne à Personne). Le problème de la recommandation des utilisateurs ayant des intérêts communs a reçu beaucoup d'attention due à la croissance rapide des services des réseaux sociaux (Younghoon & Kyuseok., 2014). Les systèmes de recommandation « people to people » diffèrent des systèmes de recommandation traditionnels « items-utilisateurs », car ils doivent prendre en compte les besoins et préférences des deux parties impliquées dans l'appariement (El Korany, 2013). Donc, une recommandation est considérée comme réussie seulement si un contact initial est réciproque.

2.6.1 La recommandation réciproque

La recommandation « people to people » est appelée "*la recommandation réciproque*" par Pizzato et *al.* (2010a, 2013). Une comparaison entre la recommandation traditionnelle et la recommandation réciproque qui a été faite par Pizzato et *al.* (2010a) est présentée dans le tableau 2.2. Les utilisateurs sont appariés en fonction des métriques incluant des informations personnelles telles que l'éducation et les antécédents professionnels, les intérêts,...etc. Quelques exemples concrets des systèmes de recommandation d'utilisateurs sont : la recherche d'amis (dans les réseaux sociaux), la recherche de partenaires (dans les réseaux de rencontres en ligne "dating network"), employeur-employé (dans les réseaux de recherche d'emploi), instructeur-étudiant (dans les réseaux sociaux universitaires) (Kutty et *al.*, 2013; Pizzato et *al.*, 2013), etc.

Auteur(s)	Objectif (s)	Technique (s) utilisée (s)	Recherche des voisins	Dataset
(Huang et al., 2010)	Recommandation des ressources internet (livres, articles, photos, audio, vidéo).	Filtrage collaboratif+ filtrage basé contenu	Méthode hiérarchique (cosinus)	Del.icio.us ¹⁰
(Kim et al., 2011)	Modélisation et enrichissement du modèle utilisateur pour améliorer la recommandation personnalisée.	Filtrage collaboratif	Liste ordonné des k utilisateurs (cosinus)	MovieLens et NFS (National Science Foundation), IMDb ¹¹
(Meo et al., 2010)	enrichissement de profils et requêtes utilisateurs visant à améliorer la performance des recommandations	IDDFS ¹² et Borda count ¹³	Utilisation des graphes et l'algorithme <i>PageRank</i>	Delicious.com
(Huang et al., 2014)	Personnalisation du modèle utilisateur basé intérêt pour améliorer les recommandations en utilisant les réseaux sociaux dans les sites web de partage de ressources.	Filtrage collaboratif + filtrage basé contenu	Les k plus proches voisins (cosinus)	Delicious.com
(Zheng et al., 2011)	Prédiction des préférences des utilisateurs et les exploiter pour construire un modèle personnalisé de recommandation de ressources	Filtrage collaboratif	Les k plus proches voisins (cosine)	citeUlike

Tableau 2.1 : Quelques systèmes de recommandation exploitant la notion de tag.

¹⁰ Site web social pour le bookmarking

¹¹ The Internet Movie Database (<http://www.imdb.com/chart/top>, <http://www.imdb.com/boxoffice/alltimegross>.)

¹² IDDFS : Iterative Deepening Depth-First Search (technique pour la recherche du plus court chemin dans un graphe)

¹³ Système de vote pondéré

Recommandation traditionnelle	Recommandation réciproque
L'utilisateur reçoit les recommandations et il est le seul à décider de les utiliser et (ou) acheter ou non.	L'utilisateur est conscient que le succès dépend de l'autre partie impliquée.
Les items sont généralement abondants, et même si non, il n'y a pas besoin de limiter le nombre d'items recommandés aux utilisateurs	Les items ont une disponibilité limitée. Les items sont représentés par d'autres utilisateurs, ou comme les rencontres en ligne, les items sont d'autres utilisateurs
Une transaction réussie est définie par l'utilisateur qui a reçu la recommandation	Une transaction réussie est définie à la fois par l'utilisateur ayant reçu la recommandation et par l'item de recommandation lui même
Les utilisateurs et les produits peuvent constamment se reproduire dans le système, ce qui facilite le suivi des préférences	Les utilisateurs et les produits peuvent uniquement se produire une fois et ne peuvent plus jamais apparaître après une transaction réussie. Par conséquent, le problème de démarrage à froid est important dans ce domaine.

Tableau 2.2 : Comparaison entre la recommandation traditionnelle et la recommandation réciproque (Pizzato et al., 2010a).

Dans la section suivante, nous présentons quelques applications de la recommandation « people to people ».

2.6.2 Exemples d'application de la recommandation réciproque

2.6.2.1 Recommandation dans les réseaux sociaux

Différents systèmes ont été proposés pour la recommandation des personnes dans les réseaux sociaux tels que SocialCollab (Cai et al., 2011) et CollabNet (Cai et al., 2010). L'algorithme CollabNet utilise la descente en gradient pour apprendre les contributions relatives d'utilisateurs similaires ou items pour classer les recommandations fournies par un système de recommandation (Cai et al., 2010). SocialCollab considère les préférences des deux côtés de la recommandation. Il est basé sur l'attractivité et les goûts entre les utilisateurs pour calculer la similarité entre eux (Cai et al., 2011). Deux utilisateurs sont semblables en attractivité s'ils sont sélectionnés par les mêmes utilisateurs, et ces deux utilisateurs sont similaires dans le goût s'ils aiment un groupe commun d'utilisateurs.

Pour générer une recommandation pour un utilisateur A , SocialCollab considère tous les candidats potentiels R . Pour chaque candidat R , il trouve deux groupes d'utilisateurs similaires (en attractivité et en goût) ; le candidat est ajouté à la liste de recommandation pour A s'il y a au moins un utilisateur similaire dans les deux groupes qui ont réciproquement aimé A . Les recommandations sont classées en fonction du nombre d'utilisateurs similaires. SocialCollab s'est avéré surpasser le filtrage collaboratif standard, confirmant l'importance de réciprocité dans la recommandation *people to people*.

Dans le même domaine, le travail de Kuty et *al.* (2012) a montré des améliorations par rapport au travail de Cai et *al.* (2010) en utilisant un modèle basé sur la décomposition de tenseur pour générer des recommandations (Pizzato et *al.*, 2013).

Kim et *al.* (2010) ont créé un système de recommandation d'utilisateurs dans un réseau social où ils peuvent répondre positivement ou négativement aux messages des autres utilisateurs. Les auteurs proposent une approche qui prend en considération les intérêts de celui qui a envoyé le message ainsi que le récepteur du message et les combine en utilisant une moyenne harmonique pondérée pour faire des recommandations.

La recommandation « *people to people* » peut être considérée comme un problème de prédiction de liens dans les réseaux réciproques et hétérogènes. Symeonidis & Tiakas (2014) ont proposé l'algorithme FriendTNS pour recommander des amis en calculant la proximité entre n'importe quelle paire de nœuds connectés dans les réseaux sociaux en ligne. El Korany (2013) propose un modèle sémantique pour la recommandation des utilisateurs dans les communautés en ligne. Le modèle proposé présente une nouvelle approche de recommandation de collaborateurs dans les environnements *co-workers*. Le modèle prédit les liens pertinents qui peuvent être établis entre les membres d'une communauté même s'ils ne se connaissent pas en utilisant un filtrage collaboratif en cascade.

Deux grandes approches sont utilisées dans le problème de prédiction de liens (Leskovec et *al.*, 2010). La première est basée sur les caractéristiques locales du réseau (la structure des nœuds), la deuxième approche est basée sur les caractéristiques globales en détectant les chemins dans les réseaux. En générale, les méthodes utilisées sont issues des techniques de la théorie des graphes et l'analyse des réseaux sociaux.

- **Les caractéristiques locales** (Leskovec et *al.*, 2010) : elle considère des paires de nœuds à distance au plus deux. Parmi ces mesures, on trouve : Index Adamic/Adar,

Coefficient de Jaccard, et Index des voisins communs (Common Neighbors index). Pour analyser la proximité des nœuds dans un réseau. L'index adamic/adar (Adamic & Adar, 2005) est référé comme le meilleure en terme de performance dans la prédiction de nouveaux liens dans les réseaux sociaux. L'index Adamic/Adar qui est similaire au coefficient de Jaccard mesure à quel point deux pages web sont reliées. L'index des voisins communs connu aussi sous le nom de l'algorithme de "l'ami de l'ami" (Friend of a friend : FOAF) (Chen et al., 2009) est aussi adopté par plusieurs réseaux sociaux comme facebook¹⁴ et Hi5¹⁵ pour la recommandation des amis. FOAF est basé sur la notion que deux nœuds v_x et v_y ont une grande probabilité d'avoir un lien dans le future s'ils ont plusieurs voisins en communs.

- **Les caractéristiques globales** (Leskovec et al., 2010) : calculées sur l'ensemble de la structure du réseau et permettant de classer les paires de nœuds distantes. On peut citer : l'algorithme du plus court chemin, l'algorithme RWR (*Random Walk with Restart algorithm*), l'algorithme SimRank. Liben-Nowell & Kleinberg (2007) ont affirmé que l'identification du plus court chemin entre n'importe quelle paire de nœuds dans un graphe peut être utilisée pour une prédiction de liens (recommandation des amis). Le plus court chemin peut être calculé avec n'importe quel algorithme connu. L'algorithme RWR (Pan et al., 2004) dérivé de l'algorithme *PageRank* est basé sur les modèles de chaines de Markov. Il considère un marcheur aléatoire partant d'un sommet i , allant de k à k' avec une certaine probabilité et revient au noud de départ i .

Un autre domaine d'application pour la recommandation des utilisateurs est la recommandation des experts (El Korany, 2013; Fazel-Zarandi et al., 2011; Stankovic et al., 2010). Trouver des personnes possédant l'expertise appropriée pour accomplir des tâches et résoudre des problèmes complexes est important (Fazel-Zarandi et al., 2011). Fazel-Zarandi et al. (2011) ont étudié différents facteurs sociaux pour prédire les collaborateurs dans les réseaux scientifiques de collaboration. Ces facteurs incluent : le niveau d'expertise, les amis de l'ami, l'échange social et la contagion. Fazel-Zarandi et al. (2011) trouvent que ce modèle peut être utilisé en combinaison pour une meilleure prédiction de collaborateurs et que les aspects comme l'homophilie¹⁶ et la qualification des experts ont un impact meilleur que la structure du réseau sur la prédiction des collaborateurs.

¹⁴ www.facebook.com

¹⁵ www.Hi5.com

¹⁶ Personnes avec les mêmes caractéristiques

2.6.2.2 Appariement Assistant-Apprenant

Le système I-Help (Bull et *al.*, 2001) vise à assister les apprenants à trouver des pairs qui peuvent répondre à une demande d'aide. Un appariement est fait entre les apprenants et les aidants en considérant leurs attributs et préférences. Pour les aidants, le système stocke ou déduit des attributs tels que la connaissance du sujet, les intérêts, les connaissances, les styles cognitifs, l'envie d'aider, l'utilité, la disponibilité et la charge actuelle. Les informations sont recueillies de plusieurs sources, y compris l'auto-évaluation et les commentaires des pairs dans les collaborations antérieures. Une liste initiale des aidants est produite, qui sera ensuite raffinée par les préférences des apprenants. Une liste finale de cinq assistants potentiels est compilée ; le premier à répondre à la demande d'aide devient l'assistant (helper).

Le système PHelpS (Greer et *al.*, 1998) était un prototype antérieur d'I-Help. Il a été utilisé dans un milieu de travail pour former le personnel sur la façon d'utiliser un nouveau système de gestion de données. Les candidats aidants sont filtrés en fonction de leur connaissance de la tâche, la disponibilité et la charge en utilisant un résolveur de contraintes.

2.6.2.3 Recommandation d'emplois

Malinowski et *al.* (2006) ont étudié le problème d'appariement des personnes et les emplois et ils ont confirmé que l'appariement doit être réciproque, en considérant, à la fois, les préférences des chercheurs d'emplois et les employeurs. Ils ont développé deux systèmes de recommandation. Le premier recommande les demandeurs d'emplois (leurs curriculum vitae : CV) aux descriptions d'emplois pour un employeur particulier. Pour créer des données d'apprentissage, l'employeur étiquète manuellement les CV d'un ensemble de personnes comme étant appropriés ou non pour une liste d'emplois. L'ensemble des attributs inclue les informations démographiques, l'expérience de travail, le langage et les compétences en technologies,...etc. Le deuxième système recommande les emplois aux demandeurs d'emplois. Pour créer des données d'apprentissage, les candidats sont appelés à classer un ensemble de descripteurs en indiquant ce qui correspondent à leurs préférences. Dans les deux cas, l'algorithme de maximisation des attentes a été utilisé pour construire un modèle de prédiction. Les deux systèmes de recommandation sont évalués séparément et ils ont montré de bons résultats en termes de précision. Plusieurs méthodes combinant les deux systèmes développés ont été proposées, mais elles n'ont pas été implémentées ou évaluées.

2.6.2.4 Les rencontres en ligne (online dating)

La rencontre en ligne est l'un des domaines où la recommandation réciproque est très importante, l'item recommandé à un utilisateur est un autre utilisateur qui a également le même objectif lors de l'utilisation du système. Toute recommandation générée dans un scénario de rencontre en ligne doit être réciproque et doit prendre en compte les besoins des deux utilisateurs recommandés l'un à l'autre (Pizzato et *al.*, 2010).

Différents articles ont été publiés sur les systèmes de recommandation pour « les rencontres en ligne » (Pizzato et *al.*, 2010 ; Diaz et *al.*, 2010). L'une des premières études sur les rencontres en ligne a été menée par Brozovsky & Petricek (2007) qui a évalué deux approches de filtrage collaboratif (item-item et utilisateur-utilisateur). Un échantillon de données issues des sites de rencontres commerciales a été recueilli, où les utilisateurs évaluent l'attractivité des autres utilisateurs en fonction de leurs photos. La précision prédictive de l'algorithme de filtrage collaboratif a été évaluée et les auteurs ont montré que les deux algorithmes donnent de bons résultats. Les auteurs ont mentionné la nécessité de la réciprocité, qui n'a pas été exploré dans leur travail.

Dans Pizzato et *al.* (2010), les auteurs ont proposé un système basé contenu qui exploite les profils et les interactions des utilisateurs. Pour produire des recommandations pour un utilisateur donné, le système extrait ses préférences implicites (les préférences inférées de ses interactions avec les autres utilisateurs) et les apparie avec les profils des autres utilisateurs. Les auteurs ont montré que la réciprocité améliore le taux de succès et le rappel des recommandations. Diaz et *al.* (2010) ont formulé la tâche d'appariement comme un problème de recherche d'informations où les profils utilisateurs ont été classés par rapport au profil d'un partenaire idéal (les préférences explicites de l'utilisateur). En utilisant des données de l'historique, un ensemble de paires appariées est créé et étiqueté comme pertinent et non pertinent. L'appariement est considéré comme pertinent si les utilisateurs échangent des informations de contact et non pertinent si l'un des utilisateurs a consulté le profil mais n'a pas envoyé un message ou s'il a envoyé un message mais l'autre utilisateur n'a pas répondu.

Dans le tableau 2.3, nous présentons un résumé de quelques travaux qui proposés dans le domaine de la recommandation « people to people ».

Type de la recommandation	Domaine d'application	Auteur (s)	Critère (s) utilisé (s)
Recherche des amis	les réseaux sociaux	<ul style="list-style-type: none"> • Cai et <i>al.</i>, 2011 • Cai et <i>al.</i>, 2010 • Kim et <i>al.</i>, 2010 • Kutty et <i>al.</i>, 2012 • Yang et <i>al.</i>, 2014 	<ul style="list-style-type: none"> • Attractivité et goût. • Préférences • Intérêts et interactions antérieures • Les interactions et les attributs de l'utilisateur • Les votes et les profils des utilisateurs
Recherche des partenaires	les réseaux de rencontres en ligne	<ul style="list-style-type: none"> • Brožovský & Petříček, 2007 • Pizzato et <i>al.</i>, 2010 	<ul style="list-style-type: none"> • Attractivité (photos) • Préférences
Employé-Employeur	les réseaux de recherché d'emplois	<ul style="list-style-type: none"> • Malinowski et <i>al.</i>, 2010 	<ul style="list-style-type: none"> • Les données démographiques, expérience, langage et technologies
Moniteur-étudiant	Les réseaux sociaux	<ul style="list-style-type: none"> • Greer et <i>al.</i>, 1998 (PHelpS) • Bull et <i>al.</i>, 2001(i-Help) 	<ul style="list-style-type: none"> • Connaissance de la tâche et disponibilité • Connaissance, intérêts, engagement pour aider, serviabilité, disponibilité, et la charge actuelle
Recommandation des utilisateurs (experts)	les réseaux de collaborations scientifiques	<ul style="list-style-type: none"> • Fazel-Zarandi et <i>al.</i>, 2011 	<ul style="list-style-type: none"> • Niveau d'expertise, l'ami de l'ami, homophilie, échanges sociaux, contagion
Recommandation des utilisateurs	les communautés en ligne)	<ul style="list-style-type: none"> • El-Korany, 2013 	- Préférences

Tableau 2.3 : Quelques travaux pour la recommandation « people to people ».

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons brièvement présenté les concepts de base des systèmes de recommandation. Les techniques de recommandation ont été abordées, à savoir le filtrage collaboratif, le filtrage basé contenu, et le filtrage hybride. Les différentes techniques d'hybridation ne font pas l'objet de cette thèse. Une étude détaillée sur ces techniques est présentée dans Burke (2002). Les limites et les points forts de chaque approche ont été entamés. En outre, nous avons mentionné quelques travaux basés sur les tags.

D'après les recherches étudiées, les systèmes de recommandation ont été largement utilisés dans plusieurs domaines (e-commerce, recommandation de films, recommandation des morceaux de musique, recommandation de documents,...etc.). Afin de situer ce travail dans son contexte de recherche, le prochain chapitre est consacré à l'utilisation des systèmes de recommandation dans les environnements d'apprentissage collaboratif. L'accent est mis sur la particularité et les objectifs soulevés par ces environnements par rapport aux systèmes de recommandation employés dans d'autres domaines.

CHAPITRE 3

LES SYSTEMES DE RECOMMANDATION DANS LES ENVIRONNEMENTS D'APPRENTISSAGE COLLABORATIF

Chapitre 3

Les systèmes de recommandation dans les environnements d'apprentissage collaboratif

3.1 Introduction

L'utilisation de la technologie dans les EIAH vise à concevoir, développer et tester des innovations sociotechniques qui soutiennent et améliorent les pratiques d'apprentissage des individus et des organisations (Manouselis et *al.*, 2011). Vu que la recherche d'information (en terme de recherche de ressources d'apprentissage pertinentes pour soutenir les enseignants ou les apprenants) est une activité clé dans les EIAH (environnements informatiques pour l'apprentissage humain), le déploiement des systèmes de recommandations a suscité un intérêt accru (Manouselis et *al.*, 2011). Les utilisateurs des EIAH peuvent identifier une variété potentiellement écrasante de choix en bénéficiant des services offerts par les systèmes de recommandation.

Les systèmes de recommandation sont utilisés comme une nouvelle forme de personnalisation des environnements d'apprentissage en ligne. La personnalisation de ces systèmes est devenue une qualité importante en raison des différences de background, des objectifs, des capacités et les personnalités du grand nombre d'utilisateurs (Anane et *al.*, 2004).

Dans le présent chapitre, nous essayons d'introduire les problèmes liés à l'utilisation des systèmes de recommandation dans les EIAH, les particularités du contexte EIAH, et les tâches prises en charge dans les paramètres du contexte EIAH en faisant une comparaison les tâches utilisateurs habituelles dans les systèmes de recommandation traditionnels.

3.2 Particularités des environnements d'apprentissage pour la recommandation

Les systèmes de recommandation est un domaine de recherche en plein essor. Les moteurs de recherche comme Google¹⁷ et les sites de shopping électronique comme Amazone¹⁸ ont intégré des techniques de recommandation dans leurs services afin de personnaliser leurs résultats. Malheureusement, la majorité des algorithmes de recommandation développés pour les applications du e-commerce sont incapables de cerner les besoins des environnements du e-learning. Ces environnements présentent des caractéristiques spécifiques qui ne sont pas satisfaites par l'objectif général des approches de recommandation destinés aux apprenants (Drachsler et *al.*, 2008).

La principale différence est que chaque apprenant utilise ses propres outils, méthodes, chemins, collaborations et processus. Par conséquent, l'orientation dans le processus d'apprentissage doit être personnalisée dans une mesure extrême. Par exemple, en plus de la recommandation des ressources utilisées par d'autres utilisateurs qui ont des intérêts similaires, la recommandation doit également respecter la situation d'apprentissage réelle de l'apprenant, notamment l'historique de l'apprentissage, l'environnement, le temps et les ressources accessibles (Verbert et *al.*, 2012).

Par ailleurs, les activités d'apprentissage ont eu lieu dans les environnements d'apprentissage qui sont composés de nombreux outils et systèmes. Par exemple, les systèmes de gestion d'apprentissage (LMS : Learning Management Systems) fournissent une approche d'apprentissage unique pour tous les apprenants en offrant un système statique avec des outils prédéfinis. Généralement, les apprenants utilisent des outils supplémentaires pour collaborer ou trouver des ressources dans le cas où le matériel d'apprentissage offert dans le LMS n'est pas suffisant. Pour résoudre ce problème et en se basant sur la progression des apprenants, les environnements d'apprentissage adaptatifs (ALEs : Adaptive Learning Environment) offrent un accès personnalisé aux ressources d'apprentissage (De Bra et *al.*, 2008).

Les situations d'apprentissage deviennent encore plus compliquées du fait que les approches pédagogiques font la différence entre les processus d'apprentissage formels et informels. Les deux modes ont de différentes exigences en matière d'environnement d'apprentissage et pour la

¹⁷ www.google.com

¹⁸ www.amazon.com

recommandation au sein de l'environnement. Généralement, il n'est pas possible d'établir une distinction claire entre les scénarios d'apprentissage formel et informel. Par exemple, les systèmes de recommandation doivent prendre en compte les activités préférées par les apprenants et aux même temps celles requises par les enseignants (Tang & Mccalla., 2003). Par conséquent, la nécessité d'avoir toutes les données sur l'apprenant et ses activités dans l'environnement d'apprentissage est importante pour pouvoir produire des recommandations précises.

L'intégration des systèmes de recommandation dans les environnements du e-learning introduit de nouveaux défis par rapport aux applications standards. Un tel SR utilise des informations sur les apprenants et sur les activités d'apprentissage et recommande des items tels que les documents, les pages Web, les cours, et d'autres ressources d'apprentissage qui répondent aux caractéristiques pédagogiques et aux intérêts des apprenants (Drachsler et *al.*, 2008). Ces recommandations doivent se baser sur les activités précédentes des apprenants et sur leurs caractéristiques individuelles telles que : le niveau de connaissance, les prérequis, les styles d'apprentissage et la motivation (Garcia et *al.*, 2009 ; Drachsler et *al.*, 2008). Par conséquent, les apprenants ne peuvent pas être traités de la même manière que les utilisateurs du e-commerce.

3.3 Les exigences de conception des systèmes de recommandation en e-learning

Les systèmes de recommandation dépendent fortement du contexte ou du domaine dans lequel ils opèrent (Klašnja-Milicevic et *al.*, 2015). Généralement, il n'est pas possible de transférer une stratégie de recommandation d'un contexte vers un autre contexte (Drachsler et *al.*, 2008). Le premier défi pour concevoir un SR est de définir les utilisateurs et l'objectif d'un contexte ou d'un domaine spécifique de manière appropriée (McNee et *al.*, 2006). Le processus d'apprentissage comprend trois composantes : les apprenants, les enseignants / instructeurs et le matériel didactique (learning material). Du point de vue de l'enseignant, l'enseignement est une activité visant à fournir des informations et des compétences afin d'atteindre un certain nombre d'objectifs. Du point de vue des apprenants, l'apprentissage est une activité visant à acquérir des informations de l'enseignant pour atteindre les objectifs fixés par ce dernier (Klašnja-Milicevic et *al.*, 2015).

Dans une classe virtuelle, les enseignants fournissent des ressources telles que le texte, le multimédia, les simulations, et les discussions modérées et animées. Les apprenants à distance sont encouragés à participer aux activités pédagogiques. Cependant, il est très difficile pour les enseignants de bien suivre et évaluer toutes les activités menées par les apprenants. De plus, il est difficile d'évaluer la structure du contenu d'apprentissage et son efficacité sur le processus d'apprentissage. Dans les environnements d'apprentissage en ligne, des notes de cours interactifs, des simulations, des démonstrations, des exercices, des Quiz, des forums asynchrones, des outils de chat, et des ressources Web sont mis en place. Cette combinaison de matériels hyper-liés en ligne pourrait rendre la navigation difficile. Par conséquent, les fonctionnalités de personnalisation sont nécessaires pour aider l'apprenant dans le suivi de ses progrès d'apprentissage et lui fournir les ressources pédagogiques adaptées à ses besoins (Guo & Zhang, 2009).

Beaucoup de chercheurs ont essayé d'intégrer les systèmes de recommandation dans les environnements du e-learning. Par exemple, Verbert et *al.* (2012) ont discuté de l'importance de l'information contextuelle dans le processus de recommandation. Les informations contextuelles concernent : l'environnement d'apprentissage, l'emplacement, le temps, les conditions physiques, l'activité, les ressources et les relations sociales. Selon Chen et *al.* (2014), pour concevoir un système de recommandation efficace dans un environnement du e-learning, il est important de comprendre les caractéristiques spécifiques des apprenants à savoir:

- Les objectifs d'apprentissage ;
- Les prérequis ;
- Le regroupement des apprenants ;
- L'évaluation des activités d'apprentissage ;
- Le parcours d'apprentissage ;
- Les stratégies d'apprentissage désirées.

Les systèmes d'apprentissage en ligne devraient reconnaître et exploiter les caractéristiques des apprenants servant comme directives dans la conception et la mise en œuvre d'un système de recommandation. Un bon système de recommandation doit répondre aux exigences suivantes (cité dans : Klašnja-Milicevic et *al.*, 2015) :

- devrait être hautement personnalisé : Le matériel d'apprentissage présenté doit être pertinent et fourni en fonction des styles d'apprentissage de l'apprenant, de ses intérêts, de ses préférences, de ses activités,... etc ;

- devrait recommander des ressources pertinentes au moment le plus approprié pour faciliter l'acquisition de connaissances et compétences par les apprenants ;
- devrait exploiter le réseau social des apprenants, les modèles, les niveaux de confiance et d'influence, et aider les apprenants à reconnaître leurs processus d'acquisition de connaissances dans le groupe ;
- devrait suivre, comprendre et modéliser les différentes phases d'adoption des connaissances par l'apprenant. En particulier, les phases dans lesquelles les nouveaux concepts sont expérimentés, évalués, et finalement appliqués ;
- devrait fournir un haut niveau d'interactivité. Il devrait fournir des modes d'interaction actifs et diversifiés avec l'apprenant sous forme de multiples choix de stratégies d'interaction ;
- devrait fournir des ressources d'apprentissage bien appropriées en fonction des préférences et caractéristiques des apprenants. Chaque personne apprend différemment et doit développer ses propres compétences d'apprentissage à sa propre manière. Les apprenants ont différents prérequis, forces et faiblesses, intérêts, ambitions, niveaux de motivation et approches d'apprentissage. Par exemple, les apprenants préfèrent des formes de présentation différentes : certains préfèrent les contenus multimédias (simulations, présentations, graphisme et des documents hypertextes) ; tandis que d'autres préfèrent des pages web traditionnelles (questionnaires, exercices).

3.4 Les objectifs des systèmes de recommandation utilisés dans le e-learning

Dans le passé, le développement des systèmes de recommandation était lié à un nombre de tâches utilisateur pertinentes que le système de recommandation prend en charge dans certaines applications. Plus précisément, Herlocker et *al.* (2004) ont lié certaines tâches populaires (ou moins populaires) avec un certain nombre d'objectifs spécifiques de recommandation (voir le tableau 3.1). Généralement, la plupart des objectifs de la recommandation et des tâches utilisateurs sont valables dans le cas des systèmes de recommandation en e-learning. Par exemple, « fournir une annotation dans un contexte » ou « recommandation d'une séquence de ressources d'apprentissage » sont des tâches pertinentes pour les apprenants.

Les tâches	Description	Recommandation générique	Recommandation en E-learning	Nouvelles exigences
Les tâches utilisateurs supportées par un système de recommandation				
1. Annotation dans un contexte	Recommandations pendant que l'utilisateur effectue d'autres tâches	Prédiction des liens pertinents dans une page web	Prédire la pertinence ou l'utilité des items dans la liste des cours de Moodle ou un réseau d'apprentissage	Explorer les attributs pour représenter la pertinence et l'utilité dans le contexte d'apprentissage
2. Trouver de bons items	Suggérer les recommandations des items	Recevoir une liste de pages web à visiter	Recevoir une liste de ressources pédagogiques en ligne autour d'un sujet	Rien
3. Trouver tous les bons items	Recommandation de tous les items pertinents	Recevoir une liste complète des références sur un sujet	Suggérer une liste complète de références scientifiques ou blogs autour d'un sujet	Rien
4. Recommandation d'une séquence	Recommander une séquence d'items	Recevoir une playliste de musiques	Recevoir une séquence de ressources pour atteindre un but d'apprentissage particulier	Explorer les attributs formels et informels pour représenter la pertinence à un objectif d'apprentissage particulier
5. Simple navigation	Recommandation en direct lorsque l'utilisateur navigue	Personnes qui ont acheté ce, ont aussi acheté ça	Recevoir des recommandations pour des nouveaux cours sur le site d'université ou recevoir des suggestions pour des blogs dans un réseau d'apprentissage	Explore les attributs formels et informels pour représenter la pertinence/utilité dans le contexte d'apprentissage
6. Trouver des recommandations crédibles	Recommandation durant la phase initiale d'exploration/test d'un système	Films que vous allez apprécier certainement	Restreindre les recommandations initiales à celles ayant la plus grande confiance/crédibilité	Explorer les critères pour mesurer la confiance et la crédibilité dans l'apprentissage formel et informel

Les tâches utilisateurs supportées par un système de recommandation en e-learning

1. Trouver une nouvelle ressource	Recommandation d'un nouvel item	Recevoir des recommandations sur les derniers ajouts ou les items particulièrement sujettes à controverse	Recevoir des recommandations sur des ressources nouvelles et/ou controversés sur des sujets traités	Explorer les techniques de recommandation qui permettent de sélectionner les items en fonction de leur similarité
2. Trouver des collaborateurs	Recommandation d'autres personnes avec des intérêts similaires	Suggérer des profils des utilisateurs avec des intérêts similaires	Suggérer des élèves dans la même classe ou des collaborateurs dans les réseaux d'apprentissage	Explorer les attributs pour mesurer la similarité avec les autres personnes
3. Trouver un bon parcours	Recommandation d'un parcours d'apprentissage alternatif à travers les ressources d'apprentissage	Recevoir une alternative séquence pour des musiques similaires	Recevoir une liste de parcours d'apprentissage alternatifs à travers la même ressource pour atteindre un but d'apprentissage.	Explorer les critères pour la construction et la suggestion des séquences alternatives (mais similaires)

Tableau 3.1 : Tâches utilisateur prises en charge par les systèmes de recommandation et les exigences des systèmes de recommandation en EIAH (Herlocker et al., 2004)

En dehors de cette identification initiale de tâches, plusieurs particularités sont à considérer concernant le type d'apprentissage désiré, par exemple, apprendre un nouveau concept ou renforcer les connaissances existantes peut exiger différents types de ressources d'apprentissage. De plus, la richesse des théories pédagogiques et modèles sont des critères à prendre en considération. Par exemple, pour les apprenants sans connaissances préalables dans un domaine spécifique, des règles pédagogiques pertinentes telles que la zone de développement proximal de Vygotsky pourrait être appliqué : « *Objets d'apprentissage recommandés devraient avoir un niveau légèrement au-dessus du niveau de compétence actuel des apprenants* » (Vygotsky, 1978). Contrairement à l'achat d'un produit, l'apprentissage est une activité qui nécessite souvent plus de temps et interactions par rapport à une transaction commerciale. Les apprenants atteignent rarement un point final après un certain temps. Au lieu d'acheter un produit, puis le posséder, les apprenants atteignent différents niveaux de compétences dans de différents domaines. Dans de tels scénarios, il est important d'identifier les buts pertinents d'apprentissage et de soutenir les apprenants dans leurs réalisations (Manouselis et al., 2011).

3.5 Les techniques de recommandation en e-learning

Les systèmes d'apprentissage en ligne utilisent différentes techniques de recommandation pour suggérer des activités d'apprentissage en ligne aux apprenants en fonction de leurs préférences, et caractéristiques et celles de leurs voisins similaires. Les systèmes de recommandation assistent le processus naturel de choix des amis et camarades de classes, les professeurs et toute autre source qui fait la différence dans le processus d'apprentissage (Lu, 2004)

La plupart des travaux sur les techniques de recommandation en e-learning ont porté sur la recommandation d'objets d'apprentissage (matériaux / ressources) ou les activités d'apprentissage (Ghauth & Abdullah, 2010 ; Khribi et al., 2015).

Dans cette section, nous présentons un bref aperçu sur les différentes techniques de recommandation adoptées dans le domaine du e-learning durant ces dernières années.

3.5.1. Approche de filtrage collaboratif dans le e-learning

Nous rappelons que la majorité des systèmes de recommandation utilisent le filtrage collaboratif (García et al., 2012). En se basant sur l'hypothèse que les apprenants avec un comportement similaire dans le passé (évaluation, navigation, parcours d'apprentissage) ont les mêmes

préférences, l'approche de filtrage collaboratif recommande à un apprenant donné, les ressources hautement évaluées par d'autres apprenants qui présentent des similarités dans leurs goûts et préférences (Bobadilla et al., 2009; Dascalu et al., 2015; Dwivedi & Bharadwaj, 2012; García et al., 2012).

Cette approche se base sur l'historique des intérêts de l'apprenant, qui peut être déduit à partir de son évaluation des items (objets d'apprentissage / actions d'apprentissage) sur un site Web. L'évaluation peut être explicites (notation directe ou questionnaires de satisfaction) ou implicites (du comportement des apprenants). Les évaluations des apprenants peuvent être exprimées sous forme de matrice $m \times n$ comme il est montré dans le tableau 3.2, où $L = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$ est une liste de m apprenants, $O = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ est une liste des n objets d'apprentissage, et $R_{j,k}$ est l'évaluation donnée à l'objet d'apprentissage k par l'apprenant j .

	O_1	...	O_k	...	O_n
l_1	$R_{1,1}$...	$R_{1,k}$...	$R_{1,n}$
...					
l_j	$R_{j,1}$...	$R_{j,k}$...	$R_{j,n}$
...					
l_m	$R_{m,1}$...	$R_{m,k}$...	$R_{m,n}$

Tableau 3.2 : Matrice d'évaluation des apprenants (Klašnja-Milicevic et al., 2015).

Le schéma de formation de voisinage utilise souvent la corrélation de Pearson ou le cosinus comme mesure de proximité.

Une des premières tentatives pour développer un système de filtrage collaboratif pour les objets d'apprentissage numériques était le système Altered Vista (AV system) (Recker & Walker, 2003 ; Walker et al., 2004). Le système AV utilise une base de données qui contient les évaluations des ressources d'apprentissage par les apprenants. Ce système prend en charge la détection et le filtrage des ressources d'apprentissage pertinentes pour les apprenants et les éducateurs. Le système proposé permet aussi aux utilisateurs de trouver d'autres utilisateurs qui partagent les mêmes intérêts pour plus de communication et collaboration.

Un autre système qui a été proposé pour la recommandation des ressources est RACOFI (Rule Applying Collaborative Filtering) (Anderson et al., 2003). Le système RACOFI combine deux

approches de recommandation : (i) un moteur de filtrage collaboratif qui fonctionne avec les évaluations des ressources d'apprentissage par les apprenants, et (ii) un moteur d'inférence composé d'un ensemble de règles d'association entre les ressources d'apprentissage et leur utilisation pour la recommandation. La technologie RACOFI est adoptée par le site commerciale inDiscover¹⁹ pour la recommandation des morceaux de musique.

QSIA (Questions Sharing and Interactive Assignments) pour le partage des ressources d'apprentissage, l'évaluation et la recommandation a été développé par Rafeili *et al.* (2004, 2005). Ce système est utilisé dans le contexte des communautés en-ligne pour exploiter la dimension sociale de l'apprentissage, favoriser la collaboration, la recommandation et la formation continue des communautés d'apprenants. Le système a été implémenté et testé dans le contexte de différentes situations d'apprentissage comme le partage des connaissances entre les enseignants et les étudiants (Rafeili *et al.*, 2004 ; Rafeili *et al.*, 2005).

Avancini et Straccia (2005) ont développé le système CYCLADES qui propose un environnement où les utilisateurs peuvent chercher, accéder, et évaluer les ressources numériques disponibles dans les répertoires d'Open Archives Initiative (OAI). OAI est un archive ouvert de plusieurs fournisseurs d'archives numériques afin d'offrir un niveau minimum d'interopérabilité entre eux. Un tel système permet de proposer des recommandations à travers des ressources stockées dans différents archives et accessibles par un système ouvert. Les recommandations proposées par CYCLADES ont été évaluées à travers 60 étudiants pour tester la précision de différents algorithmes de filtrage collaboratif.

Le système CoFind (Dron *et al.*, 2000a ; Dron *et al.*, 2000b) est aussi basé sur les ressources numériques libres sur le web mais propose une nouvelle approche qui utilise les folksonomies (tags). Selon les auteurs, les prédictions basées sur les préférences sont insuffisantes dans le contexte d'apprentissage et l'utilisation des folksonomies peut améliorer la qualité de la recommandation.

Un ensemble d'algorithmes de filtrage collaboratif basé sur le voisinage a été testé pour la recommandation des objets d'apprentissage par Manouselis et Costopoulou (2007). L'originalité de cette étude est que les algorithmes proposés ont des « attributs-multiples », ce qui permet au service de recommandation d'envisager des évaluations multi-dimensionnelles des apprenants. Une étude comparative de l'application des mêmes algorithmes dans deux

¹⁹ www.inDiscover.net

domaines différents, le e-commerce et l'apprentissage en ligne, a montré que la performance des mêmes algorithmes change en fonction du contexte de leurs d'application.

Dans le travail de Bobadilla *et al.* (2009), un modèle de filtrage collaboratif a été adapté au système de recommandation dans les environnements du e-learning. Deux matrices bidimensionnelles sont utilisées : la matrice d'évaluation des utilisateurs pour i items et la matrice des scores des utilisateurs dans des tests de niveaux. Bobadilla *et al.* (2009) ont défini une équation qui introduit les scores des apprenants obtenus auprès des tests pour la prédiction des ressources d'apprentissage. Une expérimentation a montré que les recommandations ont un taux de précision très élevé.

Dascalu *et al.* (2015) ont développé un agent de filtrage collaboratif pour la recommandation des ressources et outils d'apprentissage en se basant sur les styles d'apprentissage selon le modèle de Felder-Silvman (Felder, 1988). L'approche proposée part de l'idée que les apprenants ayant le même style d'apprentissage travaillent mieux en utilisant les mêmes outils et ressources d'apprentissage. Pour valider l'approche proposée, l'environnement d'apprentissage *U-Learn* a été développé.

Les techniques basées sur le filtrage collaboratif reposent largement sur les données explicites introduites par les apprenants (par exemple : les évaluations, le classement des produits). Avec le problème des données manquantes (sparsity), la précision et la qualité de la recommandation diminue significativement (Lops *et al.*, 2013). En effet, si les évaluations des apprenants ne sont pas bonnes, les recommandations deviennent inutiles et non fiables. Pour recommander des ressources et des activités d'apprentissage, il est préférable de se baser sur les traces des apprenants dans et l'utiliser comme entrée pour leurs profils (Šimic, 2004).

3.5.2. Approche de filtrage basé contenu dans le e-learning

Puisque les méthodes de filtrage collaboratif sont indépendantes des propriétés intrinsèques des ressources recommandées, d'autres recherches ont opté pour le filtrage basé contenu. Les techniques basées sur le contenu recommandent des items (objets d'apprentissage/ actions d'apprentissage) similaires aux items appréciés par les apprenants dans le passé. Les recommandations sont fondées sur des informations individuelles et ignorent les contributions des autres apprenants (Billsus & Pazzani, 1998). Dans les systèmes basés sur le contenu, les items sont décrits par un ensemble commun d'attributs. Les préférences des apprenants sont prédites en considérant l'association entre l'évaluation des items et les attributs d'items

correspondants. Par conséquent, l'apprenant peut recevoir des recommandations sans considérer les autres apprenants. Les techniques basées contenu peuvent être classées en deux catégories (Schmitt & Bergmann, 1999; Wilson *et al.*, 2003) :

1. Les techniques de raisonnement à base de cas ;
2. Les techniques à base d'attributs ;

Les systèmes utilisant le raisonnement à base de cas (CBR : case based reasoning) recommandent des items présentant une forte corrélation avec les items appréciés par l'apprenant dans le passé. Il est utile pour informer l'apprenant des objectifs visés de l'apprentissage. Les techniques de raisonnement à base de cas sont indépendantes du domaine. Elles ne nécessitent pas d'analyse de contenu, et la qualité de la recommandation croît avec le temps lorsque les apprenants évaluent plus d'items. Les inconvénients spécifiques du raisonnement à base de cas sont le problème des données manquantes et la sur-spécialisation parce que seuls les items qui sont fortement corrélés avec le profil utilisateur peuvent être recommandés (Adomavicius & Tuzhilin, 2005).

Différentes recherches ont présenté plusieurs facettes du CBR dans l'enseignement ou l'apprentissage. Pixed (Project Integrating eXperience in Distance Learning), qui est un hypermédia adaptatif basé sur les ontologies met en œuvre une méthode de raisonnement basée sur les cas (Heraud *et al.*, 2004). L'apprenant construit ses connaissances en interagissant avec l'environnement d'apprentissage, en essayant de bénéficier autant possible des activités éducatives disponibles. L'apprentissage est considéré comme une tâche de résolution de problèmes. Le chemin pour atteindre cet objectif est un parcours particulier parmi les différentes activités éducatives disponibles liées à l'ontologie. Funk et Conlan (2003) ont fait des recherches étroitement liées à Pixed. Leur but est d'utiliser le feedback de l'apprenant pour adapter l'environnement d'apprentissage. Le feedback de l'apprenant peut être exploité de deux façons : l'exploitation directe : durant le processus d'apprentissage, sous forme de commentaires des apprenants, et l'exploitation de feedback par les auteurs et les tuteurs après le processus d'apprentissage afin de l'intégrer dans les cours proposés, en comparant le résultat des apprenants avec le résultat des autres cas.

Les techniques à base d'attributs recommandent des items en se basant sur leur appariement avec le profil de l'apprenant. Les attributs peuvent être pondérés selon leur importance pour l'apprenant. Les techniques à base d'attributs sont sensibles au changement de profils des apprenants (Drachsler *et al.*, 2008). Elles peuvent toujours contrôler la personnalisation du

système de recommandation en changeant de leurs profils ou les poids des attributs. Un inconvénient majeur de la recommandation basée attributs est que cette dernière est statique et ne peut pas apprendre du réseau de comportement (Klašnja-Milicevic et *al.*, 2015). Les techniques à base d'attributs fonctionnent uniquement avec des informations qui peuvent être décrites dans des catégories. Les types de supports, comme l'audio ou la vidéo doivent tout d'abord être classés aux sujets dans le profil de l'apprenant. Cela nécessite une modélisation et une maintenance de catégorie qui pourraient poser de sérieuses limites aux environnements d'apprentissage. En outre, la sur-spécialisation peut être un problème si les apprenants ne changent pas leurs profils. Les recommandations basées attributs sont utiles pour le problème de démarrage à froid car aucune donnée sur le comportement des apprenants n'est nécessaire.

Les techniques basées attributs peuvent directement mapper les caractéristiques des apprenants (comme les buts d'apprentissage, les prérequis, le temps d'étude disponible) aux caractéristiques des activités d'apprentissage (Drachsler *et al.*, 2008).

Yang & Wu (2009) ont proposé un système de recommandation à base d'attributs en utilisant les colonies de fourmis. Ce système utilise une méthode pour trouver les objets d'apprentissage les plus appropriés pour un apprenant en se basant sur les parcours d'apprentissage suivis par les apprenants précédents. Le système met à jour les parcours phéromones à partir de différents niveaux de connaissances et différents styles d'apprentissage afin de créer un mécanisme de recherche puissant et dynamique.

Sharif *et al.* (2012) présentent un Framework pour découvrir les ressources les plus pertinentes pour les apprenants sur CiteULike. Les mots clés des ressources d'apprentissage sont appariés avec les tags sur CiteULike en utilisant un appariement direct, un appariement partiel, et un appariement des synonymes.

3.5.3. Approche de filtrage hybride dans le e-learning

Comme nous avons déjà évoqué, au cours des dernières années, de nombreuses recherches ont suggéré que les systèmes de recommandation doivent combiner plus d'une technique afin de mieux analyser le comportement des apprenants et bien sélectionner le séquençement de la liste de recommandation (Aher & Lobo, 2013).

En effet, plusieurs systèmes de recommandation adoptant le filtrage hybride ont été implémentés dans le domaine de l'apprentissage en ligne. Un système de gestion d'apprentissage a été proposé par Tang et McCalla (2005) pour stocker et partager les

ressources d'apprentissage numériques. Ce système utilise un processus de recommandation hybride basé sur le clustering des données et les approches de filtrage collaboratif pour classifier les apprenants selon les intérêts et les goûts en utilisant une évaluation explicite. Aher et Lobo (2013) ont appliqué les techniques de Data Mining comme les algorithmes de k-means, le clustering et les règles d'association pour recommander des cours aux apprenants en se basant sur les choix des autres apprenants pour un ensemble particulier de cours collectés. Salhi et *al.* (2013) ont proposé une approche hybride de recommandation des ressources d'apprentissage basée sur : les attributs multidimensionnelles des ressources (sujet, auteur,...etc.), les évaluations des apprenants, et l'ordre d'accès aux ressources par les apprenants. Khribi et *al.* (2009) ont appliqué des stratégies de filtrage basé contenu avec des techniques de filtrage collaboratif basé mémoire, chacune séparément ou en combinaison, pour la recommandation des ressources d'apprentissage. L'outil développé est basé sur : l'historique de navigation récente des apprenants, les similarités et les di-similarités entre le contenu des ressources d'apprentissage pour une recommandation personnalisée en ligne.

Salehi (2013) a proposé un système d'e-learning qui recommande des ressources d'apprentissage en se basant sur une évaluation implicite et explicite une combinaison de filtrage collaboratif avec les techniques de Data mining. Bourkhouk et *al.* (2016) ont proposé un modèle hybride de recommandation basé sur le filtrage collaboratif et les outils de caractéristiques séquentielles. L'objectif du modèle conçu est la sélection et l'ordonnement des objets d'apprentissage les plus appropriés. PLORS (Personalized Learning Object Recommender System) est un système de recommandation d'objets d'apprentissage personnalisés proposé par Imran et *al.*, (2016). Le système proposé accompagne les apprenants en leur proposant les objets d'apprentissage les plus appropriés en considérant les objets précédemment visités par eux et ceux visités par d'autres apprenants ayant des profils similaires. Le système développé est basé sur les techniques de filtrage collaboratif et les règles d'association

Une évaluation critique des techniques de recommandation, leur applicabilité et utilité en e-learning a été faite par Drachsler et *al.* (2008) (voir le tableau 3.3). Ce tableau donne un aperçu des avantages, des inconvénients, et rapporte l'utilité envisagée de chaque technique.

Nom	Brève description	Avantages	Inconvénients	Utilité pour le e-learning
Filtrage collaboratif basé utilisateur	Les utilisateurs qui ont évalué l'item de manière similaire ont probablement le même goût.	<ul style="list-style-type: none"> - Pas d'analyse du contenu - Domaine indépendant - La qualité s'améliore avec le temps - Approche en profondeur (Bottom up) - L'effet de surprise 	<ul style="list-style-type: none"> - Problème du nouvel utilisateur - Problème de nouvel item - Les Goûts populaire - Passage à l'échelle - Les données manquantes - démarrage à froid 	<ul style="list-style-type: none"> - Bénéficier de l'expérience - regrouper les apprenants dans des groupes (basé sur les évaluations similaires)
Filtrage collaboratif basé item	Basé sur les items, en supposant que les items notés similairement sont probablement similaires. Les items avec la corrélation la plus élevée sont recommandés	<ul style="list-style-type: none"> - Pas d'analyse du contenu - Domaine indépendant - La qualité s'améliore avec le temps - Approche en profondeur (Bottom up) - L'effet de surprise 	<ul style="list-style-type: none"> - Problème du nouvel item - Les goûts populaires - Les données manquantes - démarrage à froid 	<ul style="list-style-type: none"> - Bénéficie de l'expérience
Filtrage collaboratif démographique	Les utilisateurs ayant des attributs similaires sont appariés, puis les items préférés par des utilisateurs similaires sont recommandés (basé sur les données des utilisateurs au lieu des évaluations)	<ul style="list-style-type: none"> - Pas de problème de démarrage à froid - Domaine indépendant - L'effet de surprise 	<ul style="list-style-type: none"> - Obtention des informations - Insuffisance des informations - Uniquement les goûts populaires - Obtention des métadonnées - Maintenance ontologie 	<ul style="list-style-type: none"> - Regroupement des apprenants dans des groupes - Bénéficier de l'expérience - Recommandation au démarrage du système

Les techniques basées contenu				
Raisonnement à base de cas	Suppose que si un utilisateur apprécie certains items, il appréciera aussi des items similaires. L'approche recommande de nouveaux items mais similaires	-Pas d'analyse du contenu -Domaine indépendant -La qualité s'améliore avec le temps	-Problème du nouvel utilisateur -Sur-spécialisation -Les données manquantes -Problème de démarrage à froid	-Informe l'apprenant des buts de l'apprentissage - utile pour un système de recommandation hybride
Technique à base d'attributs	Recommande des items basés sur l'appariement de leurs attributs avec le profil utilisateur. Les attributs peuvent être pondérés pour leurs importances pour l'utilisateur	-Pas de problème de démarrage à froid -Pas de problème de nouvel item ou utilisateur -Sensible au changement de préférences -Peut inclure des caractéristiques non liées aux items	-Travaille seulement avec les catégories -Modélisation et entretien de l'ontologie nécessaire	-Utile pour un système de recommandation hybride -Recommandation au démarrage

Tableau 3.3 : Les techniques de recommandation et leurs utilités pour les EIAH (Adapté de Drachsler et al., 2008).

3.6 Les systèmes de recommandations basés tags dans le e-learning

Généralement, le e-learning est un domaine spécifique par rapport aux autres domaines pour lesquels les tags ont été conçus et utilisés (Santos & Boticario, 2008). L'innovation des systèmes de recommandation basés sur les tags en e-learning par rapport au système d'apprentissage en ligne réside dans leur capacité à soutenir les apprenants dans leur propre parcours d'apprentissage en recommandant des tags et des ressources d'apprentissage, et leur capacité à améliorer les performances d'apprentissage individuel des apprenants (Alexander et al., 2015).

L'utilisation des tags permet de mieux organiser les items, ce qui fournit un moyen simple et efficace pour découvrir de nouveaux items pertinents (Millen et al., 2006). L'annotation collaborative est une stratégie méta-cognitive qui implique les apprenants dans l'apprentissage actif et les engage plus efficacement dans le processus d'apprentissage. Généralement, les caractéristiques suivantes sont attribuées au succès de l'utilisation des tags dans l'apprentissage en ligne :

- Aider les apprenants à mieux se rappeler en mettant en évidence les parties les plus significatives du contenu ;
- Encourager les apprenants à réfléchir lorsqu'ils ajoutent plus d'idées à ce qu'ils lisent ;
- Aider les apprenants à clarifier et comprendre le contenu de l'apprentissage tout en essayant de remodeler les informations.

Les tags des apprenants peuvent créer une piste importante à suivre pour les autres apprenants en enregistrant leurs réflexions sur la ressource pédagogiques (Bonifazi et al., 2002). De plus, les tags peuvent donner des recommandations compréhensibles sur les ressources. Tandis que le visionnement des tags utilisés sur une page web peut donner, à l'apprenant, une idée de son importance et de son contenu. Les caractéristiques suivantes sont liées aux systèmes d'annotation collaborative dans le domaine du e-learning (Bateman et al., 2007; Doush, 2011; Dahl & Vossen, 2008) :

- L'information fournie par les tags permet de mieux comprendre les activités de l'apprenant, ce qui est utile pour les éducateurs et les administrateurs ;
- L'annotation collaborative a le potentiel d'améliorer davantage les interactions et la conscience entre les pairs centrée sur le contenu d'apprentissage ;

- L'annotation, par sa nature même, est une pratique réflexive, qui peut donner aux apprenants une opportunité pour développer de nouvelles idées, tout en recevant un soutien par les pairs en regardant les tags suggérés par les autres apprenants ;
- Dans l'e-learning, il y a un manque de moyens permettant aux instructeurs de se renseigner sur la compréhension de nouveaux concepts par leurs apprenants. L'annotation collaborative, créée par les apprenants pour catégoriser les contenus d'apprentissage, permet aux instructeurs de réfléchir aux différents niveaux de progression des apprenants. Les tags peuvent être examinés au niveau individuel pour examiner la compréhension d'un apprenant (par exemple, les tags qui sont hors contexte reflètent une idée fausse), alors que les tags examinées au niveau du groupe peuvent identifier la progression globale de la classe ;
- L'annotation collaborative offre des solutions possibles pour engager les apprenants dans des activités d'annotation, d'ajout de commentaires, de corrections, de liens ou partage de discussions.

Les systèmes d'annotation ont la capacité d'améliorer la recherche, la recommandation et l'organisation personnelle, tout en introduisant de nouvelles modalités de communication sociale. De nombreuses recherches ont été effectuées sur les technologies employées dans les systèmes de recommandation basés tags. Cependant, malgré l'expansion rapide des applications qui supportent l'annotation des items et la simplicité d'utilisation des tags, quelques problèmes peuvent affecter directement le processus de recommandation basée tags dans les environnements du e-learning :

- Les tags ont peu de sémantique et beaucoup de variations. Ainsi, même si l'activité d'annotation peut être considérée comme le processus cognitif de l'apprenant, l'ensemble de tags qui en résulte ne représente pas correctement et systématiquement le modèle mental de l'apprenant ;
- Le problème d'ambiguïté inhérent aux folksonomies peut donner l'impression que des items sont similaires alors qu'ils sont sans rapport. Cela peut engendrer de fausses recommandations ;
- La redondance des tags (différents tags ont le même sens) peut masquer la similarité entre les items. Les tags redondant peuvent entraver les algorithmes qui dépendent du calcul de la similarité entre les items ;
- L'utilisation de différentes formes de mots comme le pluriel, le singulier, l'infinitif peut engendrer des ambiguïtés.

3.7 Conclusion

Les systèmes de recommandation ont été utilisés pour faire face au problème de surcharge d'informations disponibles notamment à travers le web ou les e-services. Ils visent à proposer des items susceptibles d'intéresser les utilisateurs. Les systèmes de recommandation ont été largement utilisés dans le e-commerce. Différentes techniques de recommandation ont été employées dans différents domaines. Le processus de recommandation est fortement lié à son domaine d'application. Généralement, il est difficile de prendre une stratégie de recommandation d'un domaine ou d'un contexte particulier et de l'appliquer directement dans un autre domaine (Drachslar et *al.*, 2008).

Les environnements d'apprentissage en ligne, présentent leurs propres caractéristiques liées aux objectifs spécifiques d'apprentissage et aux apprenants eux-mêmes. Dans ces environnements, les systèmes de recommandation ont été utilisés comme moyen de personnalisation. Ils suggèrent les ressources d'apprentissage (objets pédagogiques) les plus appropriées aux apprenants des plateformes d'apprentissage. Cependant, d'autres ressources peuvent aider les apprenants dans leurs processus d'apprentissage.

La recommandation d'une ressource critique favorisant la collaboration, qui est les collaborateurs d'apprentissage, fera l'objet du prochain chapitre

PARTIE II

CONCEPTION, MISE EN ŒUVRE ET RESULTATS EXPERIMENTAUX

CHAPITRE 4

UNE NOUVELLE APPROCHE POUR LA RECOMMANDATION DES COLLABORATEURS PERTINENTS DANS UN ENVIRONNEMENT D'APPRENTISSAGE COLLABORATIF

Chapitre 4

Une nouvelle Approche pour la Recommandation des Collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif

4.1 Introduction

Dans les trois premiers chapitres de cette thèse, nous avons présenté l'état de l'art des domaines dans lesquels ce travail se situe. Nous avons commencé par la présentation des dimensions de l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur. Par la suite, nous avons décrit les principes et les concepts de base des systèmes de recommandation. Puisque nous nous intéressons à l'utilisation des systèmes de recommandation dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain, le troisième chapitre a été consacré à l'utilisation des systèmes de recommandation dans ces environnements d'apprentissage.

Dans ce quatrième chapitre, nous décrivons nos contributions à travers la description d'une nouvelle approche de recommandation de collaborateurs pertinents. Notre objectif est de solliciter et motiver la collaboration entre les apprenants à travers le bon choix des pairs d'apprentissage. La pertinence des collaborateurs a été formalisée à travers un ensemble de critères de pertinence et règles de recommandation qui ont été proposés.

Nous commençons ce chapitre par la description de notre problématique de recherche, nos objectifs, et nos contributions. Par la suite, nous détaillons le processus de recommandation, les critères de pertinence adoptés, les règles de recommandation concernant la recommandation, et les formules mathématiques proposées pour mesurer la ressemblance entre les apprenants. Un exemple d'application est présenté pour illustrer l'approche de recommandation proposée.

4.2 Problématique de recherche

Avec la croissance rapide du nombre des objets d'apprentissage, les systèmes de recommandation ont été largement utilisés dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain pour trouver les ressources d'apprentissage les plus appropriées pour les apprenants (Bobadilla et *al.*, 2009; Dascalu et *al.*, 2015; García et *al.*, 2012; Khribi et *al.*, 2009; Salehi & Kamalabadi, 2013; Sharif et *al.*, 2012).

Cependant, il n'est pas suffisant de trouver le bon contenu d'apprentissage, mais il est très important de localiser le bon collaborateur de travail ayant la bonne connaissance. Généralement, les gens ont tendance à interagir avec ceux qui leurs ressemblent. Dans les environnements d'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur (en anglais CSCL : Computer Supported Collaborative Learning), plusieurs critères et techniques de regroupement des apprenants en petits groupes ont été proposés (Wang et *al.*, 2007 ; Moreno et *al.*, 2012 ; Henry, 2013; Mehenaoui et *al.*, 2014a). Un des objectifs des environnements CSCL est d'avoir une collaboration bénéfique où les apprenants bénéficient de la motivation, des discussions et des compétences sociales des autres membres (Moreno et *al.*, 2012). Cette collaboration ne devrait pas être limitée à une simple communication ou échange de messages mais devrait contribuer à améliorer les compétences cognitives et comportementales des apprenants (Mehenaoui et *al.*, 2016). En outre, elle devrait aider les apprenants à mener à bien leurs tâches pédagogiques. Pour atteindre cet objectif, les pairs de travail doivent être « des collaborateurs pertinents ». Mais qu'est-ce qu'un collaborateur pertinent ? En d'autres termes, qu'est-ce qu'un collaborateur pertinent pour un apprenant donné à un moment donné pour effectuer une tâche donnée (Mehenaoui et *al.*, 2016).

Définir la pertinence est une tâche difficile car elle doit tenir compte de plusieurs aspects qualitatifs. En fait, en raison de la complexité de l'être humain, il est difficile de déterminer la bonne personne avec la bonne connaissance pour une tâche bien précise. De plus, comment peut-on quantifier cette pertinence ?

Ce travail appartient à ce contexte de recherche. De ce fait, nous proposons une nouvelle approche de recommandation de collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif.

4.3 Contributions

L'objectif principal de cette recherche est d'aider les apprenants à trouver les bons collaborateurs pendant la phase d'apprentissage. Pour atteindre cet objectif, un outil de recommandation (apprenant-apprenant) basé sur le calcul de similarité entre les apprenants, a été intégré dans un environnement d'apprentissage collaboratif.

Dans ce qui suit, nous répondrons aux questions de recherche posées dans la section précédente en définissant un ensemble de critères permettant de quantifier la pertinence. Ces critères sont liés principalement aux caractéristiques des apprenants et permettent de les classer selon le degré de similarité calculée en fonction des critères choisis.

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

- Notre objectif est de proposer pour un apprenant donné un ensemble de collaborateurs ou pairs d'apprentissage avec lesquels des activités collaboratives peuvent avoir lieu. Pour cela, le processus de recommandation doit prendre en considération les caractéristiques individuelles de chaque apprenant. Ces caractéristiques ont été exprimées par un ensemble de critères de pertinence. Le choix de ces critères a été guidé par la lecture des articles de recherche faits dans ce domaine ainsi qu'une enquête qui a été proposée aux étudiants de l'université 8 Mai 1945 de Guelma. L'analyse des réponses obtenues auprès des étudiants ainsi que l'étude bibliographique ont cerné le choix des critères de pertinence choisis et retenus dans le processus de recommandation. Ces critères prennent en considération d'un côté les compétences et les préférences des apprenants et d'un autre côté les collaborations antérieures entre ces derniers. Des règles de recommandation ont été établies pour mesurer quantitativement la pertinence. Les critères et les règles de recommandation proposés sont décrits dans les sections suivantes ;
- En se basant sur les résultats de l'enquête, nous avons proposé une nouvelle approche de recommandation de collaborateurs pertinents (apprenant-apprenant) qui prend en considération les critères proposés. L'approche proposée est basée sur le calcul de similarité entre les apprenants en fonction de quatre critères : le profil cognitif, les styles d'apprentissage, les intérêts et les collaborations antérieures. Un processus de détection implicite des intérêts, basé sur les tags, a été mis en œuvre pour compléter la construction des profils des apprenants ;

- Une méthode de prédiction de liens potentiels entre les membres d'un réseau d'apprentissage homogène et réciproque a été mise au point. La méthode employée est basée sur les caractéristiques globales d'un réseau en détectant les plus courts chemins ;
- Des formules mathématiques ont été proposées pour quantifier la pertinence et mesurer la ressemblance entre les apprenants ;
- L'approche de recommandation proposée a été intégrée dans un système d'apprentissage collaboratif nommé **CRS** (pour **C**ollaborators **R**ecommendation **S**ystem) ;
- Pour valider l'approche proposée, des tests statistiques ont été menés avec les étudiants du département d'informatique de l'université 8 Mai 1945 de Guelma.

Dans ce qui suit, nous détaillons l'approche de recommandation des collaborateurs pertinents proposée.

4.4 Recommandation des collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif

4.4.1 Choix des critères de pertinence

La recommandation de collaborateurs est construite sur un appariement entre l'apprenant demandeur de la collaboration et des apprenants candidats en se basant sur un ensemble de critères de ressemblance. Dans ce travail, notre premier objectif est de proposer un ensemble de critères de pertinence pour avoir une meilleure collaboration entre les apprenants. Pour ce faire, une enquête de 110 étudiants issus de différentes spécialités de l'université de Guelma a été menée (département d'informatique, département de mathématique, et département d'architecture) pour voir quels sont les critères qui peuvent motiver les étudiants dans le choix de leurs collaborateurs. La principale question dans l'enquête était « *comment vous choisissez votre collaborateur de travail ?* »

Dans cette enquête, on a essayé de discuter le contexte du e-learning à travers trois dimensions essentielles : une dimension relative aux connaissances, une dimension sociale, et une dimension relative aux préférences (les styles d'apprentissage). Les apprenants ont été appelés à répondre aux questions de l'enquête et aussi à proposer les critères qui leurs semblent appropriés dans le choix de leurs collaborateurs. Un exemple de quelques questions proposées dans l'enquête est présenté dans le tableau 4.1 :

Comment vous choisissez votre collaborateur de travail ?	
Dimension relative aux connaissances	Il a le même niveau de connaissance que moi ; Il a un niveau de connaissance meilleur que moi ; Il a les mêmes intérêts que moi ; Il a la même tâche à réaliser ;
Dimension sociale	Il communique bien ses informations et ses connaissances ; Il a de bonnes compétences de conversation ; Beaucoup d'apprenants communiquent avec lui ; La plupart du temps il est en ligne ; Il aide les autres apprenants ;
Dimension relative aux préférences (les styles d'apprentissage)	Il a le même style d'apprentissage que moi ; Il a un style d'apprentissage différent de moi ; Il travaille bien en groupe Il préfère travailler seul ;
Proposer d'autres critères de choix :;

Tableau 4.1 : Questions de l'enquête proposée aux étudiants.

Les réponses obtenues auprès des étudiants sont présentées dans la figure suivante :

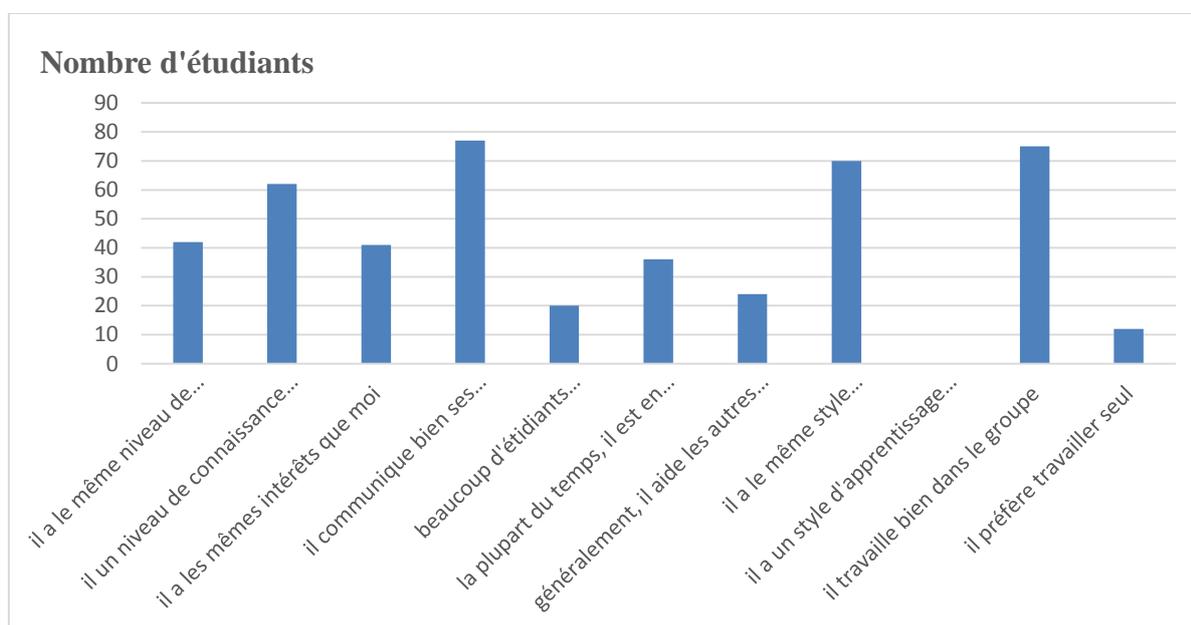


Figure 4.1 : Réponses à la question « comment vous choisissez votre collaborateur de travail ? ».

Notons que les réponses aux questions posées dans l'enquête sont hétérogènes. Après l'analyse des résultats obtenus, nous avons constaté que la plupart des apprenants préfèrent collaborer

avec ceux qui ont le même niveau de connaissance ou un niveau meilleur (56.36%). Le deuxième critère cité par les apprenants est la manière de collaborer avec les pairs dans les groupes. En effet, 68.18% des étudiants préfèrent collaborer avec ceux qui travaillent bien dans les groupes.

Selon les résultats obtenus, le troisième critère est la manière d'apprentissage connue sous le nom « style d'apprentissage ». 63.64% des étudiants ont choisi ce critère comme pertinent. Un autre critère choisi par les apprenants est le partage des mêmes intérêts, 40 % des étudiants préfèrent collaborer avec ceux qui partagent avec eux les mêmes intérêts. D'autres critères ont été choisis par les étudiants avec des pourcentages faibles.

4.4.2 Descriptions de l'approche proposée

A l'issue des problèmes discutés et des objectifs visés, nous proposons une nouvelle approche de recommandation de collaborateurs pertinents basée principalement sur le calcul de similarité entre les apprenants. Un outil de recommandation pertinent a été intégré dans une plateforme d'apprentissage collaboratif qui assure la plupart des fonctionnalités des environnements d'apprentissage favorisant ce type d'apprentissage.

En se basant sur l'étude menée sur les étudiants de l'université de Guelma, les critères de pertinence retenus sont : le niveau de connaissance (le profil cognitif), les styles d'apprentissage, les intérêts et les collaborations antérieures. L'outil de recommandation proposé calcule la similarité entre les apprenants en fonction des quatre critères précédents. La similarité entre les deux apprenants x et y est calculée en utilisant la formule 4.1 (Mehenaoui et al., 2016) :

$$Sim(x, y) = Sim_{PC}(x, y) + Sim_{ST}(x, y) + Sim_{itr}(x, y) + Sim_{Fut_coll}(x, y) \quad (4.1)$$

Tels que :

$Sim(x, y)$: La similarité entre l'apprenant x et l'apprenant y ;

$Sim_{PC}(x, y)$: La similarité concernant le profil cognitif entre l'apprenant x et l'apprenant y ;

$Sim_{ST}(x, y)$: La similarité en fonction des styles d'apprentissage entre l'apprenant x et l'apprenant y ;

$Sim_{itr}(x, y)$: La similarité en fonction des intérêts entre l'apprenant x et l'apprenant y ;

$Sim_{Fut_coll}(x, y)$: La similarité entre l'apprenant x et son futur collaborateur y .

La formule (4.1) est adoptée par un système CSCL. La figure 4.2 illustre l'architecture générale du système CSCL qui adopte l'approche proposée.

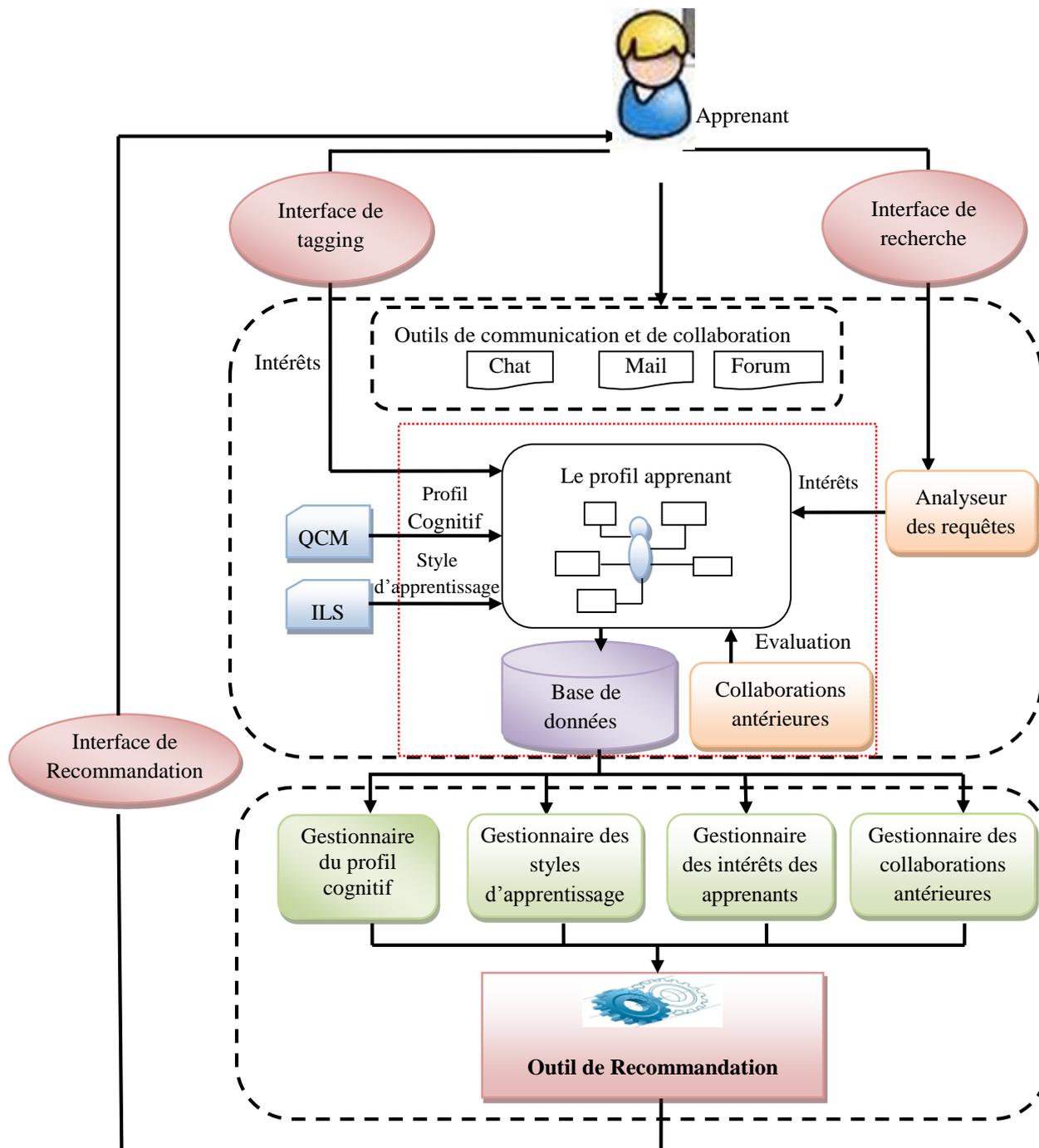


Figure 4.2 : Architecture générale du système CSCL adoptant l'approche proposée.

Le système proposé est composé de quatre modules (voir Figure 4.2). Chaque module est responsable de l'une des similarités proposées précédemment. Le gestionnaire des profils cognitifs gère la similarité cognitive entre les apprenants, le gestionnaire d'intérêts gère la similarité entre les apprenants en fonction de leurs intérêts, le gestionnaire des styles d'apprentissage prend en compte le calcul de la similarité en fonction des styles d'apprentissage, et le gestionnaire de collaborations. Ce dernier est responsable des collaborations entre les apprenants à travers leurs communications et interactions. Le calcul de similarité est basé sur les données issues des profils des apprenants.

Une interface de « *tagging* », qui offre aux utilisateurs la possibilité de tagger les objets d'apprentissage, a été intégrée au système proposé. L'utilisation des tags permet de déduire les intérêts des apprenants par la suite. « *L'analyseur des requêtes* » permet d'analyser les requêtes des utilisateurs à travers les outils de communication proposés aux apprenants. Le système comporte un moteur de recherche qui permet d'extraire les mots clés utilisés par les apprenants. Enfin, les styles d'apprentissage des apprenants sont obtenus en répondant au questionnaire ILS (Index Learning Style) (Soloman & Felder, 1996).

Dans ce qui suit, nous détaillons les critères et les règles de recommandation proposés.

4.4.3 Critères et règles de recommandation

4.4.3.1 Critère 1 : le profil cognitif

a) Description

On désigne par profil cognitif, le niveau de la maîtrise des connaissances de l'apprenant dans une matière donnée. La première étape du processus de recommandation consiste à initialiser le profil cognitif des apprenants. Pour cela, l'apprenant passe un pré-test concernant les notions relatives à quelques concepts liés aux objets d'apprentissage de quelques matières d'enseignement sous forme de QCM (Questions à Choix Multiples). Ces questions sont proposées et validées par les enseignants. Cette évaluation permet de classer les apprenants selon les résultats obtenus en quatre classes : faible, moyenne, bonne et excellente. La figure 4.3 décrit l'affectation des apprenants aux quatre classes précédentes en fonction des scores obtenus.

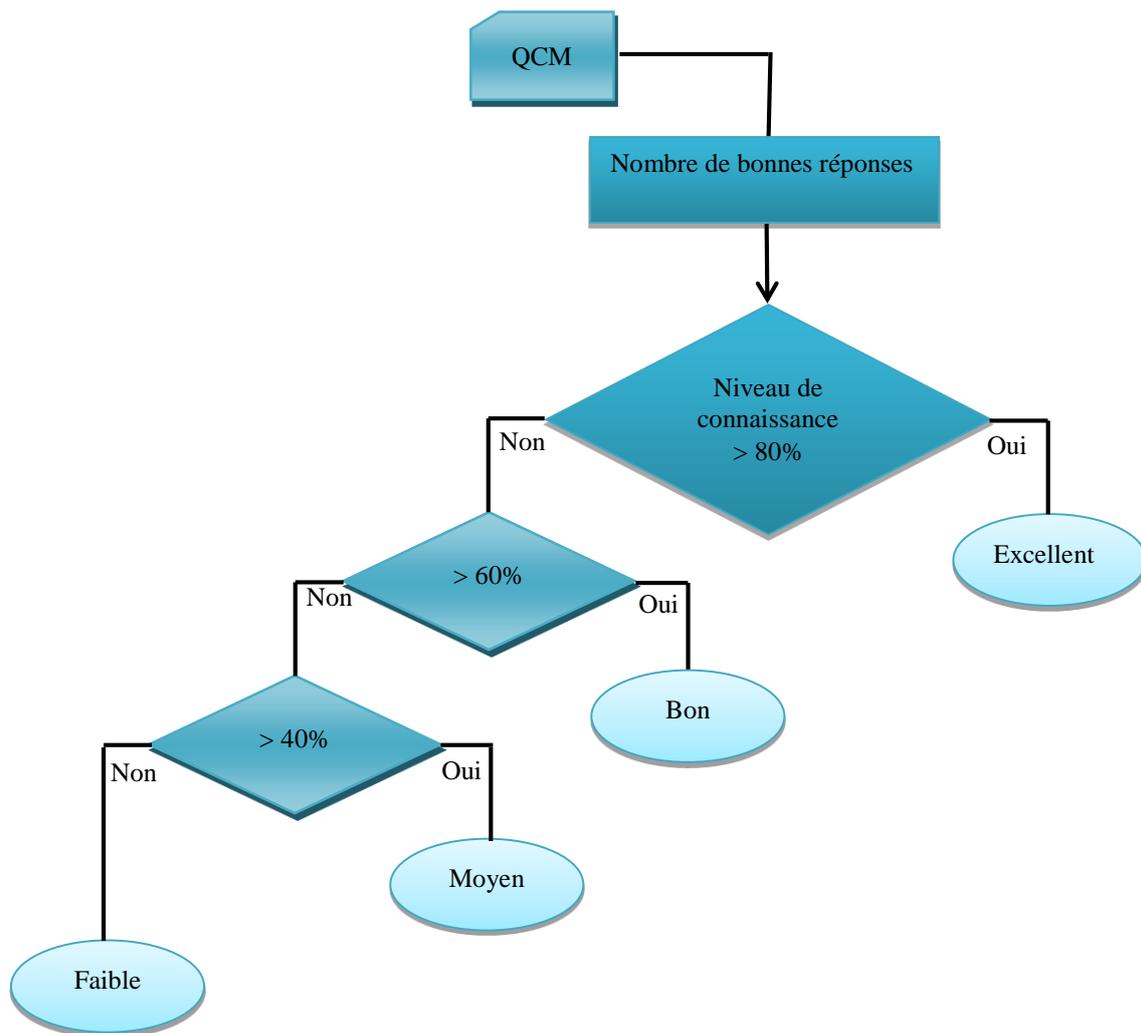


Figure 4.3 : Initialisation du profil cognitif.

La formule utilisée pour calculer le profil cognitif $PC(x)_j$ de l'apprenant (x) dans un concept (j) est la suivante (Mehenaoui et al., 2014b):

$$PC(x)_j = \frac{\text{Nombre de bonnes réponses}_j}{\text{Nombre total de questions}_j} \quad (4.2)$$

La formule utilisée pour calculer le profil cognitif $PC(x)$ de l'apprenant (x) dans tous les concepts est la suivante :

$$PC(x) = \frac{\sum_{j=1}^n PC(x)_j}{n} \quad (4.3)$$

Tel que n est le nombre total de concepts.

b) Règle de recommandation

Pour pouvoir recommander l'apprenant y à l'apprenant x , l'apprenant y doit avoir un profil cognitif meilleur que celui de l'apprenant x et au même temps l'apprenant y est le plus proche de l'apprenant x parmi tous les apprenants qui ont un profil cognitif meilleur que celui de l'apprenant x . Donc, l'apprenant y doit appartenir à la classe supérieure de celle de l'apprenant x (sauf si l'apprenant x appartient à la classe « excellente », dans ce cas l'apprenant y appartient aussi à cette classe).

La similarité cognitive entre l'apprenant x et l'apprenant y est calculée en utilisant la formule suivante :

$$Sim_{Pc}(x, y) = 1 - (PC(y) - PC(x)) \quad (4.4)$$

Toutes les similarités $Sim_{Pc}(x, y)$ sont des nombres dans l'intervalle $[0,1]$.

Si $PC(y) < PC(x)$ alors $Sim_{PC}(x, y) = 0$.

Démonstration :

$$0 \leq PC(y) \leq 1 \quad (*)$$

$$0 \leq PC(x) \leq 1 \text{ qui est équivalent à: } -1 \leq -PC(x) \leq 0 \quad (**)$$

$$\text{A partir de (*) et (**): } 0 - 1 \leq PC(y) - PC(x) \leq 0 + 1$$

$$\Leftrightarrow -1 \leq PC(y) - PC(x) \leq 1$$

$Sim_{PC}(x, y)$ est calculé entre l'apprenant x et tous les apprenants qui ont un profil cognitif meilleur que celui de x .

Donc $PC(y) \geq PC(x)$ et $(PC(y) - PC(x) \geq 0)$, Donc

$$0 \leq PC(y) - PC(x) \leq 1 \Leftrightarrow -1 \leq -(PC(y) - PC(x)) \leq 0$$

$$\Leftrightarrow 0 \leq 1 - (PC(y) - PC(x)) \leq 1$$

Donc :

$$0 \leq Sim_{Pc}(x, y) \leq 1$$

Exemple :

Pour calculer la similarité entre deux apprenants L_i et L_j en fonction de leurs profils cognitifs, nous devons d'abord calculer leurs profils cognitifs dans les concepts ou matières considérées. Pour cela, les apprenants doivent répondre aux QCM proposées. Le profil cognitif des deux

apprenants pour chaque matière (Algorithmique, Réseaux, Système d'exploitation, Bases de données) est calculé selon la formule 4.2. Les résultats obtenus sont rapportés dans le tableau 4.2.

	Algorithmique	Réseaux	Système d'exploitation	Bases de données
Profil cognitif pour L_i	0.4	0.6	0.8	0.5
Profil cognitif pour L_j	0.6	0.3	0.5	0.2
Profil cognitif général $Pc(L_i)$	0.57			
Profil cognitif général $Pc(L_j)$	0.4			

Tableau 4.2 : Les profils cognitifs obtenus auprès des apprenants L_i et L_j .

Pour calculer le profil cognitif pour les deux apprenants L_i et L_j , nous utilisons la formule 4.3. Par exemple, le profil cognitif de l'apprenant L_i (respectivement L_j) est calculé comme suit :

$$PC(L_i) = \frac{0.4 + 0.6 + 0.8 + 0.5}{4} \quad PC(L_j) = \frac{0.6 + 0.3 + 0.5 + 0.2}{4}$$

$$PC(L_i) = 0.57$$

$$PC(L_j) = 0.4$$

Nous remarquons que l'apprenant L_j a un profil cognitif inférieur à celui de L_i , donc

$$Sim_{PC}(L_i, L_j) = 0$$

4.4.3.2 Critère 2 : les styles d'apprentissage

a) Description

Les préférences d'apprentissage ou les styles d'apprentissage, et leur utilité dans le processus d'apprentissage a été considérée depuis 1970, avec l'apparence de plusieurs modèles de styles d'apprentissage. Ce sont des outils désignés par les psychologues pour aider à classifier le comportement humain. Ces styles couvrent souvent plusieurs attributs : comment une personne préfère interagir avec les autres, acquérir l'information, construire des idées, et agir sur les idées (Felder, 1993). Tous les modèles confirment que les différences individuelles jouent un rôle important dans l'apprentissage (Kuljis & Liu, 2005), et les styles d'apprentissage peuvent améliorer les performances académiques et le niveau de satisfaction.

Le style d'apprentissage d'un individu est son mode personnel de saisie et de traitement de l'information. En pratique, et en d'autres termes, le style d'apprentissage est donc la manière préférentielle d'aborder et de résoudre un problème (Felder, 1993).

Dans ce travail, nous nous intéressons aux styles d'apprentissage de Felder-Silverman (Felder-Silverman learning style : FSLS). Le modèle FSLS a été développé par Richard Felder et Linda Silverman en 1988. Il se concentre spécialement sur les aspects des styles d'apprentissage des apprenants.

La raison d'utiliser le modèle FSLS est que c'est l'un des modèles les plus utilisés récemment dans les systèmes d'apprentissage adaptatifs (Dascalu et al., 2015; Dwivedi & Bharadwaj, 2012).

Le modèle FSLS permet de classifier les apprenants en quatre catégories (4 dimensions) : actif/réflexif, sensoriel/intuitif, visuel/verbal, et séquentiel/global. Les dimensions sensoriel/ intuitif et visuel/ verbal concernent les mécanismes de réception de l'information. Les dimensions actif/réflexif et séquentiel/ global se réfèrent au traitement et au transfert de l'information.

Les styles d'apprentissage de Filder Silverman	
Apprenant actif	Apprenant réflexif
Apprend en expérimentant, travaille bien en groupe.	Apprend en réfléchissant, préfère travailler seul ou avec un seul partenaire habituel.
Apprenant sensoriel	Apprenant intuitif
A une réflexion concrète, pratique, orientée vers les faits et procédures.	A une réflexion abstraite, novatrice, orientée vers les théories et les sens sous-jacents.
Apprenant visuel	Apprenant verbal
Préfère les représentations visuelles de nouvelles informations : images, schémas, graphiques.	Préfère les explications verbales, écrites ou orales.
Apprenant séquentiel	Apprenant global
A une réflexion linéaire, apprend de façon incrémentale étape par étape.	A une réflexion holistique, apprend soudainement à partir d'une vue d'ensemble.

Tableau 4.3 : Les styles d'apprentissage de Felder et Silverman.

Les styles d'apprentissage des apprenants sont classifiés en se basant sur leurs réponses au questionnaire ILS (ILS : Index Learning style) dont les bases ont été fait par Felder et Silverman en 1988, l'outil qui en découle a été mis au point dans sa forme actuelle huit ans plus tard par Soloman et Felder (Soloman & Felder, 1996). Cet outil se compose de 44 questions, 11 pour chaque dimension.

Sur la base des réponses des apprenants, un score entre -11 et 11 est fourni. Ce score reflète le style d'apprentissage ou la préférence de chaque apprenant. Plus on s'éloigne de zéro, plus la préférence est forte. De la même façon, un score proche de zéro reflète un équilibre entre les deux extrêmes, mais n'est pas forcément souhaitable (voir tableau 4.4).

Score	-11	-9	-7	-5	-3	-1	+1	+3	+5	+7	+9	+11
Préférence	forte		modérée		balancée		balancée		modérée		forte	

Tableau 4.4 : Les scores ILS.

Le score obtenu par l'apprenant peut être :

- 1-3 : signifie que l'apprenant est balancé entre les deux dimensions de ce score ;
- 5-7 : signifie que l'apprenant a une préférence modérée pour une dimension du score et qu'il va apprendre plus facilement dans un environnement d'enseignement qui favorise cette dimension ;
- 9-11 : signifie que l'apprenant a une forte préférence pour une dimension du score et qu'il a probablement de grande difficulté d'apprendre dans un environnement qui ne supporte pas cette préférence.

b) Règle de recommandation

L'apprenant y est recommandé à l'apprenant x , si x et y ont le même style d'apprentissage. En plus, on ne peut pas recommander un apprenant « réflexif » aux autres apprenants (par ce que l'apprenant réflexif préfère travailler seul ou avec un seul partenaire habituel).

Pour calculer la similarité basée sur les styles d'apprentissage entre les apprenants, nous modélisons les scores obtenus par les apprenants comme suit (Mehenaoui et al., 2014b) :

- Si l'apprenant x a un score qui appartient à l'intervalle $[-11, -3[$, le style de l'apprenant est évalué par la valeur 0 ($S(x) = 0$).

- Si l'apprenant x a un score qui appartient à l'intervalle $] +3, +11]$, alors le style de l'apprenant est évalué par la valeur 1 ($S(x) = 1$)
- Si l'apprenant x a un score qui appartient à l'intervalle $[-3, 3]$, alors cet apprenant est balancé entre les deux styles de la dimension. Cette balance de style est évaluée par la valeur $1/2$ ($S(x) = 1/2$)

La formule proposée pour calculer la similarité en fonction des styles d'apprentissage est la suivante (Mehenaoui et *al.*, 2016) :

$$Sim_{ST}(x, y) = \frac{(S_1(y) + \sum_{i=2}^4 (1 - |S_i(x) - S_i(y)|))}{4} \quad (4.5)$$

Tel que :

$S_i(x)$ est le style d'apprentissage de l'apprenant x sur la dimension i ($i=1$: la 1^{ère} dimension actif-réflexif, $i=2$: la 2^{ème} dimension sensoriel-intuitif, $i=3$: la 3^{ème} dimension visuel-verbal, $i=4$ la 4^{ème} dimension séquentiel-global).

Toutes les similarités sont des nombres dans l'intervalle $[0, 1]$, car au plus la différence $|S_i(x) - S_i(y)| = 1$ et au moins elle est égale à 0. Donc, $Max(1 - |S_i(x) - S_i(y)|) = 1$.

Exemple :

Pour calculer la similarité entre deux apprenants L_i et L_j , nous commençons par la définition de leurs styles d'apprentissage selon le modèle de Felder et Silverman. Les deux apprenants doivent répondre au questionnaire ILS (Index Learning Style). Selon leurs réponses au questionnaire, le calcul des styles d'apprentissage se fait comme suit :

1. Nous mettons 1 dans l'espace approprié dans le tableau 4.5 (exemple : si la réponse à la question 3 est « a », nous mettons 1 dans la colonne A pour la question 3 ;
2. Nous calculons la somme de chacune des 8 colonnes et nous mettons le résultat dans la case appropriée ;
3. Pour chacune des quatre échelles, nous faisons soustraire le petit total du plus grand. Nous écrivons la différence (1 à 11) et la lettre (a ou b) pour laquelle le total était plus grand sur la ligne du bas (Par exemple, si sous « ACT/REF » nous avons comme réponses : « 4a » et « 7b », nous écrivons « 3b » sur la ligne du bas sous cette rubrique).
4. Sur la figure 4.4, nous marquons des « X » au-dessus des scores sur chacune des quatre échelles (voir la figure 4.4).

ACT/REF			SEN/INT			VIS/VRB			SEQ/GLB		
Q	a	b	Q	a	b	Q	a	b	Q	a	b
1	-	-	2	-	-	3	-	-	4	-	-
5	-	-	6	-	-	7	-	-	8	-	-
9	-	-	10	-	-	11	-	-	12	-	-
13	-	-	14	-	-	15	-	-	16	-	-
17	-	-	18	-	-	19	-	-	20	-	-
21	-	-	22	-	-	23	-	-	24	-	-
25	-	-	26	-	-	27	-	-	28	-	-
29	-	-	30	-	-	31	-	-	32	-	-
33	-	-	34	-	-	35	-	-	36	-	-
37	-	-	38	-	-	39	-	-	40	-	-
41	-	-	42	-	-	43	-	-	44	-	-
Total (somme des X sur chaque colonne)											
ACT/REF		SNS/INT		VIS/VER		SEQ/GLO					
a	b	a	b	a	b	a	b				
-	-	-	-	-	-	-	-				
(Le grand - le petit) + la lettre du grand (voir ci-dessous)											
_____		_____		_____		_____					

Tableau 4.5 : Définition des styles d'apprentissage.

Par exemple, si l'apprenant L_j a eu comme réponses pour la première dimension ACT/REF « 3a » et « 8b », il faut faire entrer « 5b » dans l'espace approprié du tableau 4.5 et marquer X_j dans la case « 5b » sur la dimension ACT/REF du rapport de la figure 4.4.

ACT	X_i											X_j	REF	
		11a	9a	7a	5a	3a	1a	1b	3b	5b	7b	9b	11b	
SEN		11a	9a	7a	5a	3a	1a	X_j	3b	X_i	7b	9b	11b	INT
VIS		11a	9a	7a	5a	X_i	1a	1b	3b	5b	7b	X_j	11b	VER
SEQ		11a	9a	7a	5a	X_j	1a	X_i	3b	5b	7b	9b	11b	GLO

Figure 4.4 : Rapport du questionnaire ILS.

Supposons que deux apprenants L_i et L_j ont obtenu les scores présentés sur le rapport de la figure 4.4, la modélisation de ces scores selon la règle de recommandation présentée précédemment est comme suit :

	L_i	L_j
ACT/REF	$S_1(L_i) = 0$ (actif, forte préférence)	$S_1(L_j) = 1$ (réflexif, modéré)
SEN/INT	$S_2(L_i) = 1$ (intuitif, modéré)	$S_1(L_j) = 1/2$ (intuitif, balancé)
VIS/VER	$S_3(L_i) = 1/2$ (visuel, balancé)	$S_1(L_j) = 1$ (verbal, fort)
SEQ/GLO	$S_3(L_i) = 1/2$ (global, balancé)	$S_1(L_j) = 1/2$ (séquentiel, balancé)

Tableau 4.6 : Modélisation des scores obtenus par les apprenants L_i et L_j .

Selon les scores obtenus par les deux apprenants, la similarité en fonction des styles d'apprentissage entre ces deux derniers, en utilisant la formule 4.5 est calculée comme suit :

$$Sim_{ST}(L_i, L_j) = \frac{(1 + ((1 - |1 - 1/2|) + (1 - |1/2 - 1|) + (1 - |1/2 - 1/2|)))}{4}$$

$$Sim_{ST}(L_i, L_j) = \frac{3}{4} = 0.75$$

4.4.3.3 Critère 3 : les intérêts

a) Description

Chaque apprenant a besoin d'avoir des recommandations personnalisées qui s'adaptent à ses caractéristiques et ses préférences. Pour ce faire, le système d'apprentissage a besoin des informations pertinentes sur les apprenants. Ces informations peuvent être de nature cognitive, psychologique, comportementale, ...etc.

Dans notre système, le profil d'apprenant est composé d'un profil cognitif, les styles d'apprentissage et les intérêts des apprenants. Ces derniers sont représentés par un ensemble de tags et mots clés utilisés par les apprenants eux-mêmes. Par exemple, un apprenant qui utilise *Java* et *PHP* comme tags et *SQL* dans sa requête de recherche, aura *Java*, *PHP* et *SQL* comme intérêts.

Dans notre travail, les données recueillies pour la modélisation de l'apprenant sont collectées de deux manières : implicite et explicite.

L'acquisition explicite des données est effectuée via la saisie des informations par les apprenants à travers les formulaires et la réponse aux questionnaires. L'acquisition explicite est un processus automatique déclenché lors de l'inscription d'un nouvel utilisateur au système. Ce dernier est invité à fournir des informations, dont certaines sont obligatoires. En plus de ses informations personnelles (nom, prénom, date de naissance, e-mail,...), l'apprenant doit citer sa spécialité, son université, et ses centres d'intérêts. Les centres d'intérêts d'un apprenant correspondent aux domaines de connaissances qui peuvent l'intéresser comme par exemple : programmation linéaire, langages de programmation, java,...etc.

Vu que les apprenants ne prennent pas beaucoup de temps pour exprimer leurs préférences et intérêts (Montaner et *al.*, 2003), l'approche implicite s'impose comme alternative pour prévenir les limites de l'approche explicite. La détection implicite des intérêts des apprenants se déclenche automatiquement lors des interactions de ces derniers avec le système. Cette approche est plus flexible et plus adaptée pour faire face à l'incohérence des données au fil du temps et à l'effort supplémentaire exigé de la part des apprenants. Dans les deux cas, le processus de mise à jour est effectué à la fin des activités pédagogiques.

Les producteurs des ressources d'apprentissage (les enseignants) sont appelés à mettre des tags (mots clés) pour décrire les concepts clés des objets d'apprentissage. De plus, à travers les interactions et les collaborations, les apprenants peuvent enrichir les objets d'apprentissage par l'annotation sociale (tags) (voir la figure 4.5). Cette annotation doit être approuvée par les enseignants pour ne retenir que les mots clés pertinents décrivant le contenu des objets d'apprentissage. Un dictionnaire de termes ou mots clés associé au domaine d'apprentissage considéré est construit et utilisé.

La construction du modèle apprenant passe par trois étapes :

- Récupérer et filtrer les tags des apprenants ;
- Traiter automatiquement les requêtes des apprenants ;
- Récupérer les concepts validés par les apprenants dans leurs auto-évaluations ;
- **Les tags générés** : Chaque apprenant l dans le système peut étiqueter une ressource r avec un tag t . En plus, n'importe quel apprenant peut taguer plusieurs ressources et une ressource peut être taguée par plusieurs tags. Les ressources taguées peuvent être de plusieurs natures : documents textuels, vidéos, URLs, photos,...etc. L'utilisation des tags facilite la classification

des documents et la recommandation des apprenants partageant les mêmes intérêts et inférés à partir des tags.

Exemple :

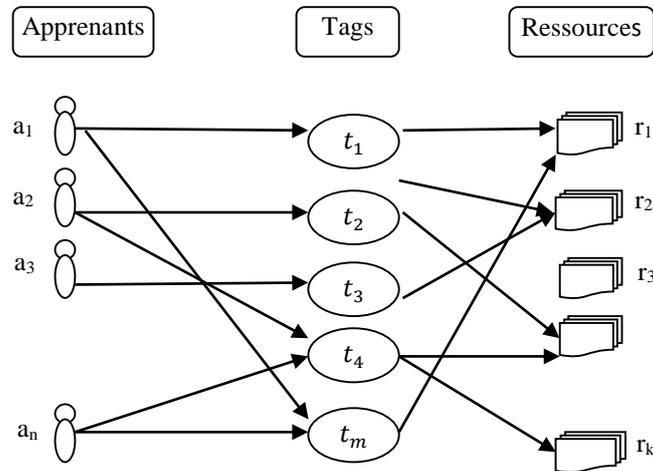


Figure 4.5 : Le Tagging collaboratif.

- **L'analyse des requêtes** : les apprenants expriment leurs besoins d'informations sous forme de requêtes soit dans le moteur de recherche intégré dans le système développé ou dans les forums de communication. Ces requêtes sont analysées par le système pour détecter les mots clés qui seront considérés comme intérêts pour les apprenants. Pour l'analyse des requêtes, le système commence par la décomposition de la requête en mots pour éliminer les mots vides (stop words) (tels que : un, de, .. etc). La figure 4.6 illustre un exemple d'une phrase décomposée en mots et dont les mots vides sont détectés

Exemple :

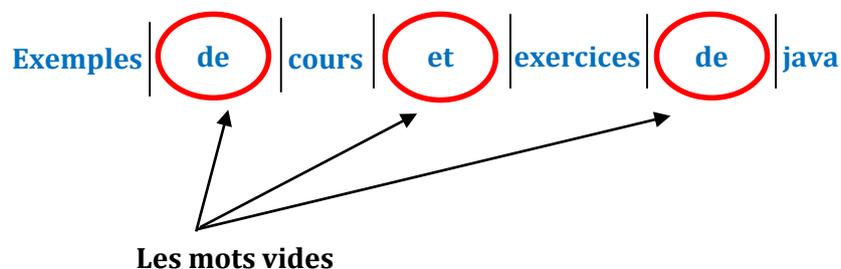


Figure 4.6 : Analyse des requêtes.

- **L'auto-évaluation** : quand un apprenant passe une auto-évaluation dans un concept précis, les sujets traités (les tags associés aux concepts) par ce concept sont considérés comme intérêts pour l'apprenant. Un tag est jugé pertinent s'il existe dans le dictionnaire de termes ou s'il existe un mot similaire à ce tag. Pour calculer la similarité entre le tag obtenu et n'importe quel mot dans le dictionnaire, la fonction *similar-text* a été utilisée pour calculer la similarité. *Similar-text* est une fonction de calcul de similarité approximative entre deux chaînes de caractères.

Exemple :

Par exemple, pour calculer la distance entre deux chaînes de caractères : « *ch1*= algorithme » et « *ch2*=algorithme », la fonction *similar-text* calcule un coût minimal pour transformer *ch1* en *ch2* via les opérations suivantes :

- **Substitution** d'un caractère de *ch1* par un caractère de *ch2*
- **Ajout** d'un caractère de *ch2* dans *ch1*
- **Suppression** d'un caractère de *ch1*

- **Le filtrage des tags** : Après l'extraction des mots clés des requêtes des apprenants, on a besoin de les filtrer pour ne garder que ceux pertinents par rapport à notre domaine d'apprentissage. Un appariement est effectué entre les mots retenus et les mots du dictionnaire de termes associé au domaine d'apprentissage. L'appariement entre les tags est effectué en utilisant la fonction *similar-text* présenté précédemment.

Exemple :

Supposons que nous voulons calculer la similarité entre les apprenants en fonction de leurs intérêts. Pour cela, considérons cinq termes figurant dans le dictionnaire associé au domaine d'apprentissage : Graphes, SQL, PHP, Java, BDD. L'utilisation de ces termes par dix apprenants est rapportée dans le tableau 4.7. Le symbole X dans l'intersection de la ligne du terme t_i ($i=1..5$) avec la colonne de l'apprenant L_i ($i=1..10$) désigne que ce terme a été utilisé par l'apprenant L_i et donc il est considéré comme intérêt pour ce dernier. Le tableau 4.7 présente un exemple de cinq tags adoptés par dix apprenants.

Termes figurant dans le dictionnaire	L ₁	L ₂	L ₃	L ₄	L ₅	L ₆	L ₇	L ₈	L ₉	L ₁₀
t ₁ = Graphes	X		X	X		X	X		X	X
t ₂ = SQL		X		X	X				X	
t ₃ = PHP					X		X	X		
t ₄ = Java					X		X	X	X	
t ₅ = BDD		X							X	

Tableau 4.7 : Les intérêts des apprenants.

b) Règle de recommandation

A ce stade, notre objectif est de trouver des apprenants avec des intérêts communs et de calculer le degré de similarité entre eux. Pour calculer la similarité entre deux apprenants, nous considérons deux ensembles A et B. l'ensemble A (respectivement B) est l'ensemble des intérêts de l'apprenant x (respectivement l'apprenant y). Le degré de similarité entre deux apprenants x et y est calculé comme suit :

$$Sim_Itr(x, y) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (4.6)$$

Exemple

La similarité entre les deux apprenants L₄ et L₅ en utilisant la formule 4.6 est calculée comme suit :

$$Sim_Itr(L_4, L_5) = \frac{1}{4} = 0.25$$

4.4.3.4 Critère 4 : les collaborations antérieures

a) Description

A ce niveau, nous cherchons à prédire les futures collaborations bénéfiques entre les apprenants en se basant sur les collaborations antérieures. La prédiction des liens est une technique utilisée dans les réseaux sociaux pour prédire les liens potentiels ou interactions entre les membres d'un réseau dans le futur. Plusieurs travaux ont étudié la prédiction des liens dans les réseaux sociaux (Symeonidis & Tiakas, 2014). Dans notre système, nous adoptons une technique basée sur les liens existants dans un réseau pour prédire les collaborations futures qui peuvent être bénéfiques pour les apprenants.

Durant la phase d'apprentissage, chaque apprenant peut envoyer une demande de collaboration à un autre apprenant. Si le récepteur de la demande l'accepte, ces deux derniers peuvent commencer une collaboration. A la fin de cette collaboration, chaque apprenant donne une appréciation à son pair (collaborateur) sous forme de note entre 0 et 10. Les collaborations entre les apprenants peuvent être modélisées par un graphe orienté et valué $G(X,U)$ (voir la figure 4.7). L'ensemble X des nœuds représente les apprenants du système, l'ensemble U des arcs représente les collaborations entre les apprenants. Une appréciation $App(x,t)$ est donnée à l'apprenant t par l'apprenant x à la fin de leur collaboration (la valeur de l'arc (x,t)) (Mehenaoui et al., 2016).

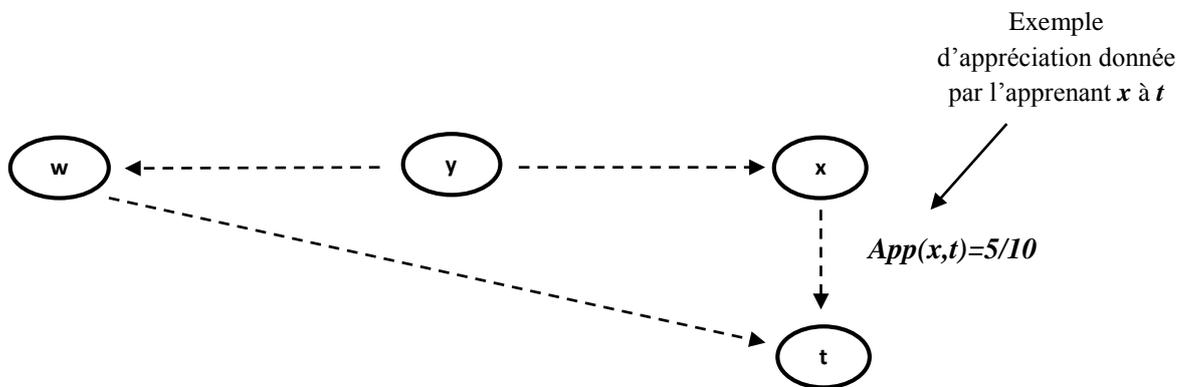


Figure 4.7 : Exemple de graphe de collaboration (Mehenaoui et al., 2016).

Après la modélisation des collaborations antérieures sous forme de graphe, nous cherchons à prédire de nouveaux liens entre les apprenants qui peuvent travailler et collaborer ensemble dans le futur. Pour ce faire, nous cherchons la distance ou la similarité entre les nœuds non connectés dans le graphe en exploitant les similarités entre les nœuds connectés.

Exemple :

Pour décrire la méthode utilisée pour calculer la distance entre les nœuds, nous supposons que nous avons un graphe représentant les collaborations antérieures entre les apprenants (voir la figure 4.8). La valeur de l'arc (x_i, x_j) représente l'appréciation moyenne donnée à l'apprenant x_j par l'apprenant x_i . Dans l'exemple de la figure 4.8, les nœuds x_1 et x_4 ne sont pas connectés (pas de collaboration antérieure entre x_1 et x_4), donc la similarité entre ces deux nœuds est zéro. Cependant x_1 et x_4 sont connectés par un lien indirect (*chemin 1* : $\langle x_1 \rightarrow x_2 \rightarrow x_4 \rangle$, *chemin 2* : $\langle x_1 \rightarrow x_2 \rightarrow x_3 \rightarrow x_2 \rightarrow x_4 \rangle$). Donc, nous adoptons l'hypothèse de Symeonidis et Tiakas (2014)

qui affirme que deux personnes reliées par un chemin, ont une forte probabilité de se connaître, dépendant de :

1. La longueur du chemin avec lequel ils sont connectés ;
2. Le degré de similarité entre les nœuds voisins (neighbour) qui forment le chemin.

Dans notre travail, pour prédire une nouvelle collaboration dans le futur proche, tout d'abord nous cherchons le plus court chemin à partir d'un nœud de départ (apprenant objectif : target learner). Par la suite, nous calculons la similarité entre le nœud de départ et tous les autres nœuds du réseau de collaboration.

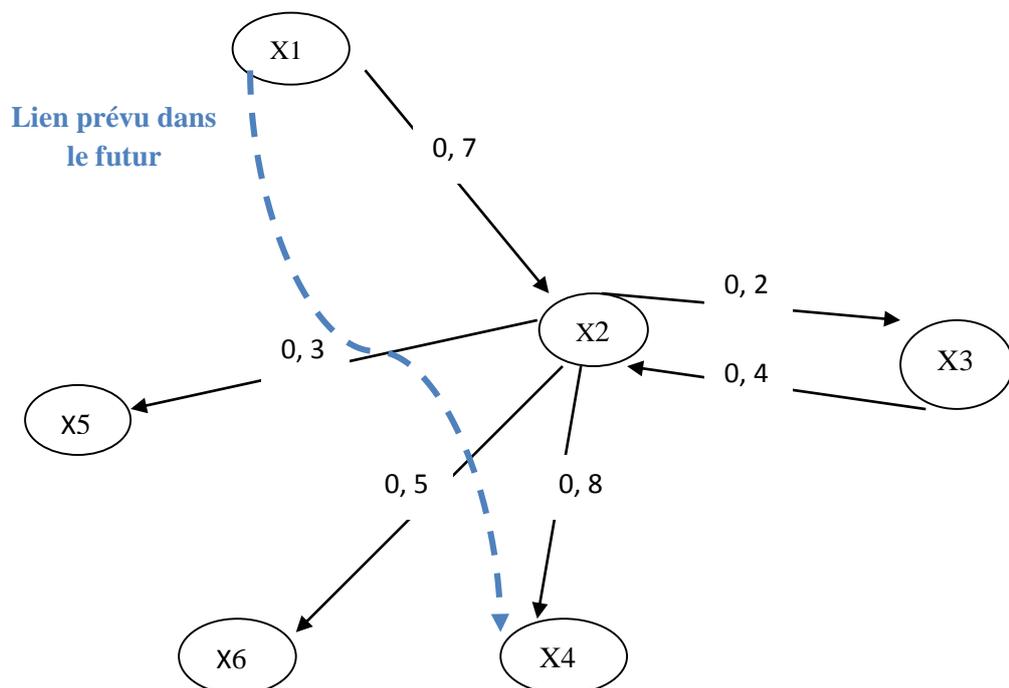


Figure 4.8 : Prédiction des liens dans le graphe de collaboration (Mehenaoui et al., 2016).

b) Règle de recommandation

La recommandation d'un apprenant x à un apprenant y est basée sur la possibilité (ou la prédiction) d'une collaboration bénéfique entre x et y dans le futur. Après la prédiction du lien entre les deux nœuds non connectés, nous cherchons la distance ou la similarité entre ces deux nœuds. La similarité entre ces deux nœuds est le minimum de toutes les similarités entre les nœuds qui constituent le plus court chemin entre x et y .

Le principe de l'algorithme utilisé pour la prédiction des futurs liens est simple : pour calculer la similarité à partir d'un nœud spécifique de départ (l'apprenant choisi) p_0 vers les autres nœuds (les autres apprenants) du réseau, nous cherchons le plus court chemin progressivement et nous calculons au même temps la similarité avec les nœuds traversés sur le chemin parcouru. Le plus court chemin dans un graphe est le chemin qui a la distance minimale de x_i à x_j . La distance de x_i à x_j est la somme des longueurs de tous les arcs composant le chemin de x_i à x_j . Dans notre cas, les longueurs des arcs sont égales à 1 c'ad :

$$L(u_{ij}) = 1, \forall u_{ij} \in U$$

tel que : $G(X,U)$ est un graphe dont X est l'ensemble des nœuds et U est l'ensemble des arcs. Donc, le problème de recherche de plus court chemin revient à un problème de plus court chemin en nombre d'arcs.

Les données d'entrée de l'algorithme sont : le graphe G du réseau, le nœud p_0 qui représente l'apprenant objectif qui va recevoir des recommandations et la similarité $Sim(p_i, p_j)$ entre chaque deux nœuds p_i et p_j . La sortie est la similarité entre le nœud p_0 et les autres nœuds du graphe non connectés à p_0 par un lien direct.

Soit $C = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ le plus court chemin entre un nœud $x = p_1$ et un nœud $y = p_n$. La similarité entre chaque paire de nœuds connectée et appartenant au chemin C est notée $Sim(p_i, p_{i+1})$. La similarité entre les deux nœuds non connectés (x, y) est calculée comme suit :

$$Sim_Fut_coll(x, y) = \min(Sim(p_i, p_{i+1})) \quad i := 1 \text{ à } n - 1 \quad (4.7)$$

La similarité $sim(p_i, p_{i+1})$ est une valeur entre 0 et 1. Donc, $Sim_Fut_coll \in [0, 1]$.

Dans l'exemple de la figure 4.8 et selon la formule (4.7), la similarité entre le nœud x_1 et le nœud x_4 est calculée comme suit :

$$Sim_Fut_coll(x_1, x_4) = \min(Sim(x_1, x_2), Sim(x_2, x_4)) = \min(0.7, 0.8) = 0.7$$

4.5 Exemple de recommandation de collaborateurs pertinents

Le tableau 4.8 présente un exemple avec 10 apprenants sur lesquels l'approche proposée a été appliquée. Chaque apprenant L_i est défini par un quadruplet (PC, ST, Itr, App) , où PC est le profil cognitif de l'apprenant ; ST est le style d'apprentissage de l'apprenant sur les quatre

dimensions définies précédemment, Itr est l'ensemble des intérêts de l'apprenant ($T_i = 1..10$), et $App(x_i \rightarrow x_j)$ est l'appréciation donnée à l'apprenant x_j par l'apprenant x_i .

Apprenant	Profil Cognitif (PC)	Style d'apprentissage (ST)	Intérêts (Itr)	Appréciation (App)
L1	0,45		T1, T2, T5	X1→X2 (0,7) X1→X10(0,2)
L2	0,5		T1, T3, T4, T8	X2→X3 (0,2) X2→X4 (0,8) X2→X5 (0,3) X2→X6 (0,3)
L3	0,85		T2, T6, T9, T3	X2→X1 (0,5) X3→X2 (0,4) X3→X7 (0,4)
L4	0,66		T8, T10, T9	X4→X7 (0,5) X4→X9 (0,6) X4→X2(0,9)
L5	0,70		T1, T6, T7, T5	X5→X8 (0,5), X5→X2(0,4)
L6	0,49		T1, T4, T10	X6→X8 (0,8) X6→X2(0,6)
L7	0,30		T2, T5, T7	X7→X4 (0,4) X7→X3 (0,5)
L8	0,80		T3, T6, T10	X8→X5(0,2) X8→X6 (0,5) X8→X9 (0,6)
L9	0,92		T1, T4, T8, T9	X9→X8(0,3) X9→X4(0,7)
L10	0,82		T1, T2, T8	X10→X1 (0,4)

Quatre dimensions			
R/A	S/I	B/V	S/G
L1	L1	L3	L5
L4	L5	L8	L6
L8	L6	L9	L8
L3	L2	L1	L4
L5	L4	L2	L9
L10	L9	L4	L9
L2	L3	L5	L1
L6	L7	L6	L2
L9	L10	L10	L3

Tableau 4.8 : Exemple expliquant l'approche proposée (Mehenaoui et al., 2016).

En utilisant la formule générale (4.1) et les formules de calcul de similarités proposées dans les sections précédentes, la similarité entre l'apprenant L_1 et les autres apprenants, ainsi que les recommandations proposées par le système sont proposées dans le tableau suivant :

Sim_{PC}	0,7	0,6	0,79	0,75	0	0	0,65	0,55	0,63	Recommandation pour l'apprenant L_1 : ① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦ ⑧ ⑨ L4 L2 L10 L3 L5 L9 L8 L7 L6
Sim_{LS}	0,62	0,75	0,62	0,25	0,12	0,25	0,37	0,37	0,75	
Sim_{Int}	0,2	0,2	0,33	0,4	0,5	0,5	0	0,16	0,5	
Sim_{Fut_Coll}	0,7	0,2	0,7	0,3	0,5	0,5	0,3	0,6	0,2	
$Sim(L1, Li)$	0,55	0,43	0,61	0,42	0,28	0,31	0,33	0,42	0,52	

Tableau 4.9 : Liste des collaborateurs pertinents recommandés pour l'apprenant L_1 (Mehenaoui et al., 2016).

A partir du tableau 4.9, nous remarquons que l'apprenant 4 (L_4) est le premier apprenant qui va être pertinent pour l'apprenant L_1 (le degré de similarité est égal à 0.61). L_4 a un profil cognitif meilleur que L_1 , et ils ont des styles d'apprentissage qui sont proches les uns des autres. De plus, il y a une forte probabilité que l'apprenant L_1 apprécie le travail avec l'apprenant L_4 dans le futur. L'apprenant L_6 est le dernier apprenant à être recommandé pour L_1 parce que L_6

a un niveau cognitif inférieur à celui de L_1 et leurs styles d'apprentissage sont différents. En plus, L_6 est un apprenant réflexif.

4.6 Conclusion

Une nouvelle façon de personnalisation des environnements d'apprentissage collaboratif est l'utilisation des systèmes de recommandation pour suggérer les ressources d'apprentissage les plus appropriées aux apprenants. Dans les environnements d'apprentissage, les systèmes de recommandation ont été utilisés, beaucoup plus, pour la recommandation des objets d'apprentissage qui s'adaptent aux besoins et préférences des apprenants. Cependant, d'autres ressources peuvent aider les apprenants dans leurs processus d'apprentissage.

Dans ce chapitre, une nouvelle approche de recommandation des collaborateurs pertinents a été proposée. L'approche proposée est basée sur le calcul de similarité entre les apprenants en fonction d'un ensemble de critères de pertinence qui ont été définis à travers une enquête menée au sein de l'université de Guelma avec des étudiants de différents niveaux et spécialités. L'enquête effectuée ainsi que l'étude bibliographique nous a permis de définir quatre critères de pertinence : le profil cognitif, les styles d'apprentissage, les intérêts et les collaborations antérieures. Des règles de recommandation, qui permettent de prendre en considération, les critères de pertinence retenus, ont été définies. Des formules mathématiques qui modélisent les critères de pertinences et les règles de recommandation adoptés ont été proposées.

A travers les critères, les règles de recommandations, et les mesures de similarités proposés, nous avons essayé de quantifier la pertinence des apprenants, pour pouvoir les classer et les recommander via un processus de recommandation que nous avons élaboré. A cause de la nature qualitative des critères adoptés, la définition et la détermination de la pertinence était une tâche difficile.

La mise en œuvre et la validation de l'approche de recommandation proposée fera l'objet du prochain chapitre de cette thèse.

CHAPITRE 5

MISE EN ŒUVRE ET VALIDATION DE L'APPROCHE PROPOSEE

Chapitre 5

Mise en œuvre et validation de l'approche proposée

5.1 Introduction

Pour valider l'approche proposée dans le chapitre précédent, une étude expérimentale a été faite au niveau du département d'informatique de l'université de Guelma (Algérie) avec un ensemble d'étudiants de la 3^{ème} année licence, spécialité "systèmes d'information". Le système d'apprentissage collaboratif *CRS* (pour : *Collaborators Recommendation System*) a été implémenté. L'approche de recommandation de collaborateurs pertinents proposée a été adoptée par le système développé. Le système *CRS* présente la plupart des fonctionnalités des environnements d'apprentissage collaboratif.

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

Dans la deuxième partie du chapitre, nous allons aborder les expérimentations qui ont été menées pour valider l'approche proposée. Deux tests ont été effectués : le premier pour vérifier l'impact de l'approche de recommandation proposée sur la performance des apprenants, et un deuxième test pour vérifier l'utilisabilité du système conçu. Les échantillons choisis pour l'expérimentation, les méthodologies suivies, les tests effectués ainsi les résultats obtenus sont discutés.

5.2 Description du système développé

5.2.1 Outils de développement

Pour la mise en œuvre du système *CRS*, nous avons utilisé les outils suivants :

- **PHP** : est à l'origine un langage de script conçu spécifiquement pour agir sur les serveurs web. C'est un langage de script côté serveur conçu pour le développement web,

mais aussi utilisé comme un langage de programmation à des fins générales (Daspet et *al.*, 2012, Defrance, 2006).

- **JavaScript** : est un langage de programmation de scripts principalement employé dans les pages web interactives mais aussi pour les serveurs. JavaScript a été initialement développé par Netscape et s'appelait alors LiveScript. Adopté à la fin de l'année 1995, par la firme Sun (qui a aussi développé Java), d'où son nom JavaScript (Chaléat et *al.*, 2005).
- **MySQL** : dérive directement de SQL (Structured Query Language) qui est un langage de requête pour interroger des bases de données exploitant le modèle relationnel. Il permet de stocker des données de façon structurée et non redondante, aussi il permet la gestion de ces données via une interface (Daspet et *al.*, 2012).
- **CSS** : les feuilles de styles (en anglais Cascading Style Sheets) permettent de gérer la présentation d'une page Web. Le CSS est une recommandation du World Wide Web Consortium (W3C), au même titre que HTML ou XML. Les styles permettent de définir des règles appliquées à un ou plusieurs documents HTML. Ces règles portent sur le positionnement des éléments, l'alignement, les polices de caractères, les couleurs, les marges et espacements, les bordures, et les images de fond, etc. (Daspet et *al.*, 2012).
- **Dreamweaver** : est un éditeur de site web WYSIWYG pour Microsoft Windows, et Mac OS X créé en 1997, commercialisé par Macromedia puis Adobe Systems sous licence utilisateur final. Il offre deux modes de conception par son menu affichage : l'utilisateur peut choisir entre un mode création permettant d'effectuer la mise en page directement à l'aide d'outils simples, comparables à un logiciel de traitement de texte (insertion de tableau, d'image, etc.). Il est également possible d'afficher et de modifier directement le code (HTML ou autre) qui compose la page. On peut passer très facilement d'un mode d'affichage à l'autre, ou opter pour un affichage mixte (Dafrance, 2006).
- **jQuery** : est une bibliothèque JavaScript libre et multi-plateforme créée pour faciliter l'écriture de scripts côté client dans le code HTML des pages web. La première version est lancée en janvier 2006 par John Resig. Il possède par la même occasion l'avantage d'être utilisable sur plusieurs navigateurs web (par exemple : Internet Explorer, Firefox, Chrome, Safari ou Opera) (Dfrance, 2013).

5.2.2 Acteurs humains intervenant dans le système CRS

Le système CRS est composé de trois espaces principaux conçus pour les acteurs du système. Chaque acteur accède au système par une page d'accueil qui lui permet d'accéder à son environnement via un e-mail et un mot de passe qui ont été définis lors de l'inscription.

- **Administrateur** : c'est le premier responsable du système. Il a son propre espace où il peut suivre le travail des autres acteurs du système et le processus de recommandation et d'apprentissage.
- **Apprenant** : dès que l'administrateur accepte la demande d'inscription de l'apprenant, ce dernier pourra se connecter au système. Lors du premier accès au système, l'apprenant doit compléter son profil en entrant le reste de ses informations personnelles (langues parlées, intérêts,...etc.). Après, il passe un test cognitif dans différentes matières sous forme de QCM (Questions à Choix Multiples) pour évaluer ses connaissances pré-requises et un autre test pour définir son style d'apprentissage. A partir de là, l'apprenant peut accéder aux différentes fonctionnalités offertes par son espace.
- **Enseignant** : l'enseignant peut accéder au système via son espace. A travers cet espace, il peut créer la matière d'apprentissage (cours, exercices). Il peut aussi créer des auto évaluations à travers les QCM.

5.2.3 Objectifs et Fonctionnalités de l'outil développé

Notre objectif est d'améliorer les performances des apprenants durant leurs processus d'apprentissage à travers le choix des bons collaborateurs. Dans la plupart des cas, le choix du collaborateur se fait selon des liens d'amitié. Dans ce travail, nous avons proposé une méthode de recommandation de collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif en se basant sur quatre critères de pertinence : le niveau cognitif, les styles d'apprentissage selon le modèle de Filder-Silverman, les intérêts et les collaborations antérieures. En plus de la recommandation des collaborateurs, le système **CRS** développé offre la pluparts des fonctionnalités des environnements d'apprentissage collaboratif :

- Apprentissage des concepts : le système **CRS** permet un accès rapide aux ressources d'apprentissage créées par les enseignants.

- Le partage des ressources pédagogiques : les apprenants peuvent partager des documents, les commenter et les annoter (le tagging collaboratif). L'annotation collaborative des ressources d'apprentissage facilite la classification de ces documents ;
- La collaboration : le système offre un espace de collaboration, où les apprenants peuvent mener des tâches collaboratives ;
- La communication : le système offre des outils de communication synchrones et asynchrones à ses utilisateurs : mail, chat, et forum ;
- La définition des styles d'apprentissage des apprenants à travers un questionnaire composé de 44 questions ;
- La possibilité de créer et gérer des ressources d'apprentissage de façon simple et facile ;
- La possibilité de détecter automatiquement les intérêts des apprenants à travers leurs interactions avec le système ;
- La possibilité d'effectuer des auto-évaluations à travers des QCM pour tester le niveau cognitif des apprenants ;

5.2.4 Présentation de quelques interfaces du système CRS

Dans cette partie, nous présentons une démonstration des différentes fonctionnalités du système développé. La page d'accueil du système est présentée dans la figure 5.1 :

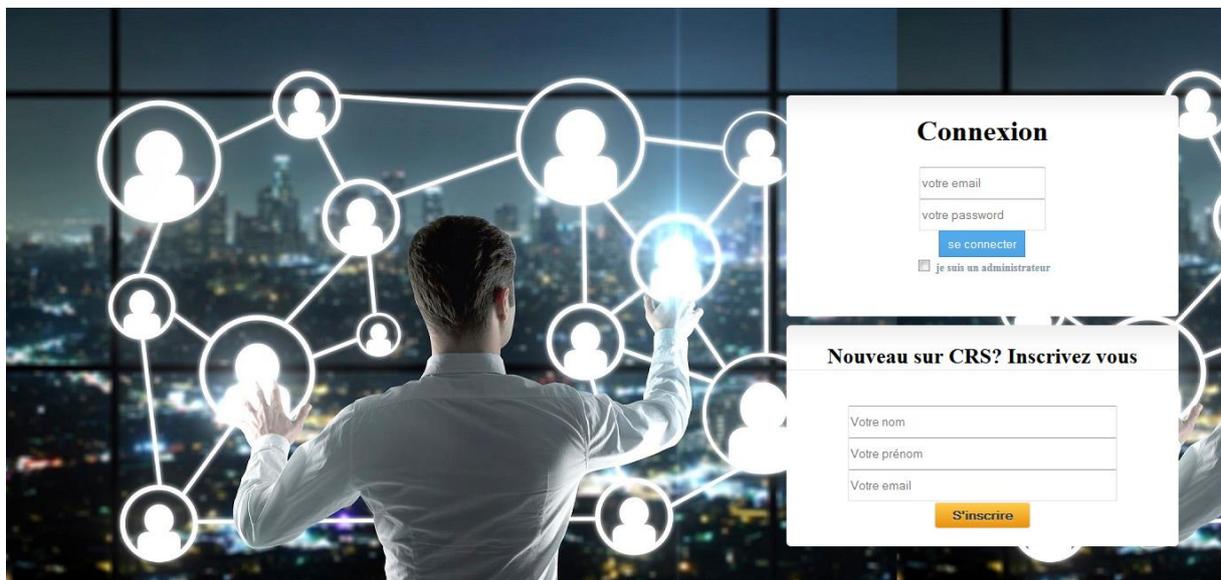


Figure 5.1 : Page d'accueil du système CRS.

Pour pouvoir accéder aux trois interfaces, l'utilisateur devra s'inscrire en remplissant toutes les informations figurant dans le formulaire suivant :

CRS

The screenshot shows a registration form with the following fields and labels:

- Nom* (Text input: Votre nom)
- Prénom* (Text input: Votre prénom)
- Email* (Text input: Votre email)
- Mot de passe* (Text input: Votre Mot de passe)
- Confirmation de Mot de passe* (Text input)
- Sexe (Dropdown menu: Homme)
- Pays (Dropdown menu: Algérie)
- Ville (Text input)
- je suis* (Dropdown menu: etudiant)
- Université (Text input)
- a propos de moi (Text input)

At the bottom of the form is a blue button labeled "S'inscrire". Below the form, a note states: "*Les champs signalés par * sont obligatoires." The entire form is set against a white background with a blue border.

Figure 5.2 : Procédure d'inscription sur CRS.

La figure 5.3 présente l'interface qui permet aux apprenants de répondre au questionnaire *ILS* (*Index of Learning style*) à propos de leurs styles d'apprentissage selon le modèle de Filder-Silverman.

The screenshot shows a test interface with the following content:

- Header: "Test : style d'apprentissage"
- Question 1: "1. Vous comprenez mieux quelque chose si"
 - a. vous le mettez en application.
 - b. vous l'examinez en détail.
- Question 2: "2. Vous préférez être considéré comme une personne"
 - a. réaliste.
 - b. innovatrice.
- Question 3: "3. Quand vous pensez à ce que vous avez fait hier, vous avez plutôt tendance à"
 - a. vous rappeler des images.
 - b. vous rappeler des mots.
- Question 4: "4. Vous êtes plutôt du type à"
 - a. comprendre chacun des détails d'un sujet sans forcément saisir sa globalité.
 - b. comprendre la structure générale d'un sujet sans forcément saisir ses moindres détails.

A large blue arrow on the right side of the test area indicates the next question.

Figure 5.3 : Le QCM relatif aux styles d'apprentissage.

Dès que l'apprenant termine ses tests, la page de la figure 5.4 s'affiche. Cette fenêtre représente la page principale de l'apprenant où il peut accéder à toutes ses fonctionnalités. Sur cette page, le système recommande à l'apprenant un ensemble de collaborateurs classés selon la similarité calculée précédemment.

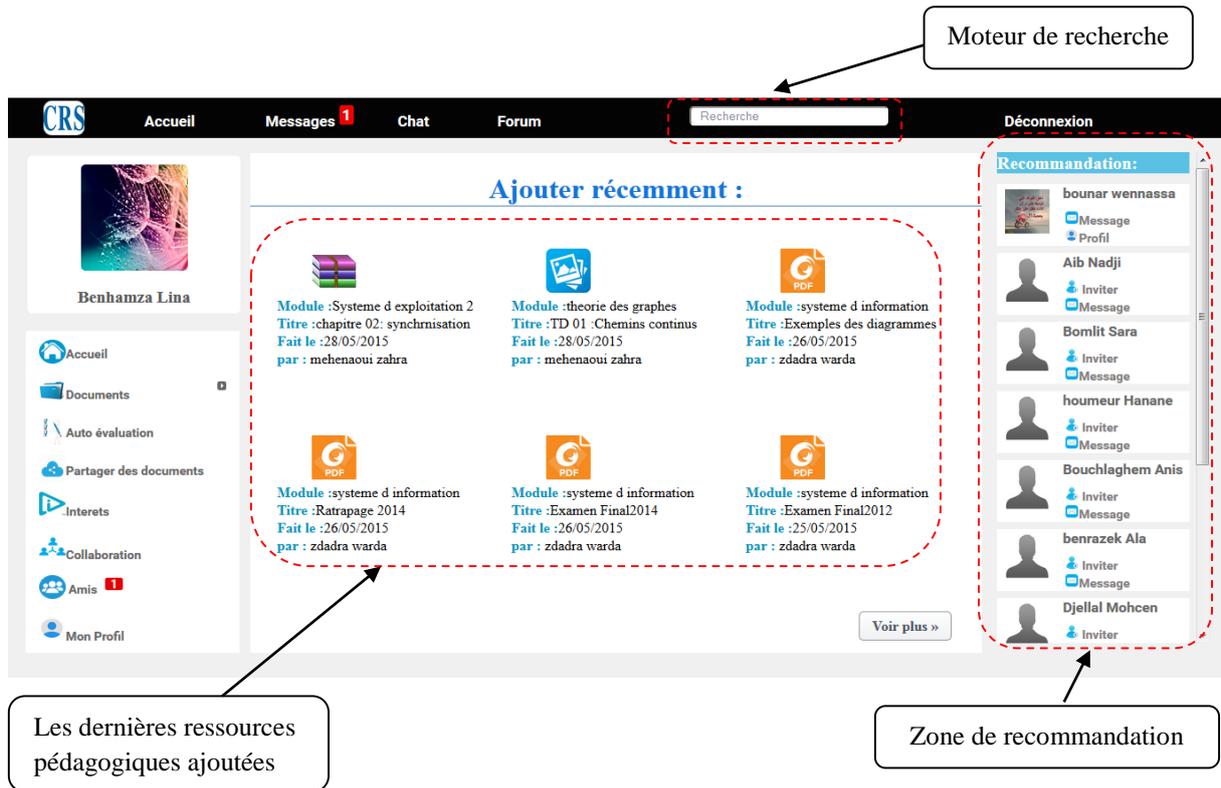


Figure 5.4 : Interface d'apprentissage et de collaboration de l'apprenant.

Les apprenants du système peuvent demander des collaborations en choisissant un collaborateur. Dès que le receveur accepte l'invitation, la collaboration peut commencer.



Figure 5.5 : Interface de demande de collaboration.

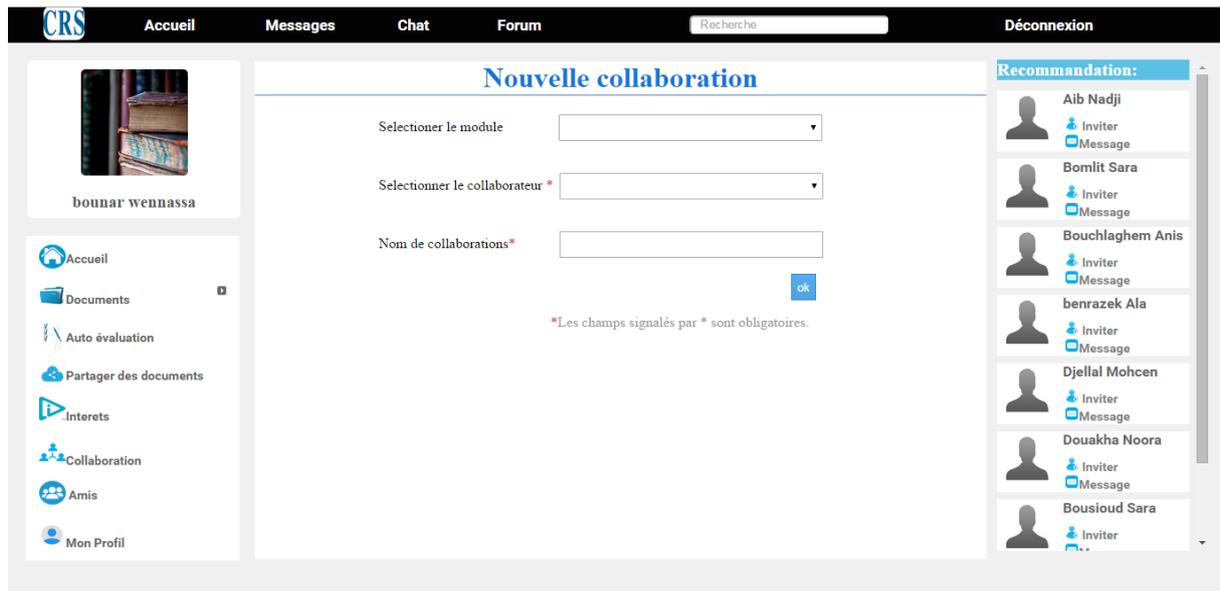


Figure 5.6 : Ajout d'une nouvelle collaboration.

5.3 Expérimentations, résultats et discussion

Pour valider nos propositions, nous avons mené trois tests expérimentaux au niveau de l'université de Guelma. L'objectif des deux premières expérimentations est de vérifier l'impact de l'approche de recommandation des collaborateurs pertinents proposée sur l'amélioration du profil cognitif des apprenants. Un troisième test d'utilisabilité du système *CRS* a été fait pour évaluer la facilité de l'utilisation du système auprès des étudiants, leurs avis à propos des fonctionnalités offertes par le système et les recommandations proposées.

5.3.1 Expérimentation 1

Dans cette première expérimentation, nous voulons tester la progression du niveau de connaissance (le profil cognitif) auprès de deux échantillons d'apprenants. Les apprenants du premier groupe ont utilisé le système *CRS* avec ses fonctionnalités, tandis que les apprenants du deuxième groupe n'ont pas utilisé l'approche de recommandation de collaborateurs proposée.

5.3.1.1 Participants

Un ensemble de 40 étudiants de la 3^{ème} année licence, du département d'informatique, a été choisi arbitrairement pour l'expérimentation. Les étudiants choisis ont été divisés en deux groupes : un groupe de contrôle et un groupe expérimental. Chaque groupe contient 20

étudiants. Le premier groupe (le groupe de contrôle) travaille sans l'approche de recommandation proposée, alors que le deuxième groupe travaille avec l'approche de recommandation développée.

5.3.1.2 Méthodologie

Nous avons mené une étude expérimentale (situation avant-après) avec les étudiants sélectionnés arbitrairement. Nous avons pris deux groupes d'étudiants indépendants pour voir l'effet de l'approche proposée sur le groupe expérimental et le comparer avec le groupe de contrôle qui n'a pas travaillé avec l'approche proposée. Les étudiants ont suivi en ligne les concepts des matières de la 3^{ème} année licence informatique en vue de préparer leur examen.

Les étudiants ont répondu à deux questionnaires concernant l'UML (Unified Language Modeling). Chaque questionnaire est composé d'un ensemble de questions à choix multiples (QCM).

Dans la première phase de l'expérimentation, le questionnaire du « pré-test » (le premier questionnaire) est donné aux étudiants des deux groupes pour évaluer leurs niveaux cognitifs. Le deuxième questionnaire concerne le « post-test ». L'objectif de ce deuxième test est d'évaluer l'effet de l'approche de recommandation des collaborateurs sur l'amélioration du profil cognitif des apprenants. Le calcul de profil cognitif des apprenants est basé sur leurs réponses aux questionnaires proposés. Les formules 4.2 et 4.3 du quatrième chapitre sont utilisées pour calculer les profils cognitifs des apprenants.

Quelques statistiques concernant les profils cognitifs des apprenants des deux groupes sont présentées dans la figure suivante :

Groupe de test				Groupe de contrôle					
##	groupe	pretest	posttest	progression	##	groupe	pretest	posttest	progression
##	C: 0	Min. :3.000	Min. :5.000	Min. :0.000	##	C:20	Min. :2.80	Min. :3.000	Min. :-2.60
##	T:20	1st Qu.:4.425	1st Qu.:6.975	1st Qu.:1.325	##	T: 0	1st Qu.:3.90	1st Qu.:4.450	1st Qu.: -0.50
##		Median :5.750	Median :7.500	Median :1.900	##		Median :4.35	Median :4.500	Median : 0.30
##		Mean :5.615	Mean :7.450	Mean :1.835	##		Mean :4.80	Mean :4.970	Mean : 0.17
##		3rd Qu.:6.275	3rd Qu.:8.075	3rd Qu.:2.500	##		3rd Qu.:5.55	3rd Qu.:5.775	3rd Qu.: 1.00
##		Max. :8.500	Max. :8.900	Max. :3.100	##		Max. :7.10	Max. :6.400	Max. : 1.80

Figure 5.7 : Des statistiques concernant les deux groupes.

5.3.1.3 Résultats et discussion

L'hypothèse nulle est :

H₀ : l'outil de recommandation des collaborateurs proposé n'améliore pas le profil cognitif des apprenants.

L'hypothèse de recherche est :

H₁ : l'outil de recommandation des collaborateurs proposé aide les apprenants à améliorer leurs profils cognitifs.

Pour vérifier notre hypothèse de recherche, nous avons calculé la différence des niveaux cognitifs des apprenants des deux groupes.

Pour ce test, nous avons utilisé le logiciel **R** dédié aux statistiques et à la science des données. Avant d'utiliser le test t-test, il faut s'assurer que les données sont distribuées selon la loi normale. Pour ce faire, nous avons utilisé le test Shapiro-Wilk. Les résultats obtenus ont montré que les données sont distribuées selon la loi normale. Ces résultats sont exprimés dans le tableau 5.1.

Groupe de test		Groupe de contrôle	
W	P _{value}	W	P _{value}
0.95327	0.4195	0.95855	0.5153

Tableau 5.1 : Test de normalité Shapiro-Wilk.

a. Le test t-test

Le premier test statistique que nous avons utilisé pour évaluer la progression de chaque groupe est le test apparié unilatéral t-test. Le niveau cognitif du groupe expérimental a été amélioré significativement ($t(19) = 9.090$, $P_{value} < 0,0001$), alors que le niveau cognitif du groupe de contrôle n'a pas été amélioré significativement ($t(19) = 0.690$, $P_{value} < 0,0001$).

Situation	N	df	Moyenne de progression	SD	t _{score}	P _{value}
Progression : Groupe Expérimental	20	19	1,835	0,903	9,090	1,19.10 ⁻⁸
Progression Groupe De contrôle	20	19	0,170	0,674	0,690	0,249
Comparaison des progressions	40	36,592			5,229	3,57.10 ⁻⁸

Tableau 5.2 : Progression du niveau cognitif du groupe expérimental et du groupe de contrôle avec le test t-test.

La différence de progression entre le groupe de contrôle et le groupe expérimental a été testée avec un t-test unilatéral de Welch. Un effet significatif a été trouvé ($t(36,5) = 5.23$, $P_{value} < 0,0001$). En conséquence, l'hypothèse nulle H_0 est rejetée en faveur de l'hypothèse H_1 supportant que l'outil de recommandation de collaborateurs proposé améliore le niveau cognitif des apprenants.

b. Test de Wilcoxon

Le deuxième test statistique qu'on a utilisé pour évaluer la progression entre le groupe expérimental et le groupe de contrôle est le test apparié unilatéral de Wilcoxon. Pour le test de Wilcoxon, on n'a pas besoin de tester la normalité des données. Les résultats obtenus de ce test sont présentés dans le tableau 5.3

Situation	N	V	P _{value}
Progression : Groupe Expérimental	20	190	7,12.10 ⁻⁵
Progression Groupe de contrôle	20	119	0,172
Comparaison Des progressions	40	355,5	1,35.10 ⁻⁵

Tableau 5.3 : Progression du niveau cognitif du groupe expérimental et du groupe de contrôle avec le test Wilcoxon.

D'après les résultats obtenus, un effet significatif a été trouvé ($P_{\text{value}} < 0.0001$). En conséquence, l'hypothèse H_0 est rejetée en faveur de l'hypothèse H_1 supportant que l'outil de recommandation des collaborateurs proposé améliore le niveau cognitif des apprenants.

Dans cette première expérimentation, nous avons utilisé deux tests statistiques : le t-test et le test de Wilcoxon. D'après les résultats obtenus, un effet significatif sur l'amélioration du niveau cognitif a été trouvé dans les résultats des deux tests (voir tableau 5.2 et tableau 5.3). En conséquence, la méthode de recommandation de collaborateurs pertinents proposée aide les apprenants à améliorer leurs profils cognitifs.

5.3.2 Expérimentation 2

L'objectif de cette expérimentation est de tester l'effet de la méthode de recommandation proposée sur l'amélioration du profil cognitif des apprenants d'un même groupe avant et après l'utilisation du système.

5.3.2.1 Participants

Dans cette deuxième expérimentation, nous avons pris un seul groupe expérimental composé de 20 étudiants. L'objectif est de comparer la performance des étudiants de ce groupe en fonction du profil cognitif avant et après l'utilisation du système *CRS*.

5.3.2.2 Méthodologie

Pour cette expérimentation, nous avons suivi la même méthodologie que la première expérimentation sauf que nous avons un seul groupe expérimental qui a été choisi arbitrairement. Le profil cognitif des étudiants de ce groupe a été évalué avant et après l'utilisation du système à travers un pré-test et un post-test.

5.3.2.3 Résultats et discussion

L'hypothèse nulle est :

H_0 : l'utilisation de l'outil de recommandation des collaborateurs n'améliore pas le profil cognitif des apprenants.

L'hypothèse de recherche est :

H_1 : l'utilisation de l'outil de recommandation des collaborateurs aide les apprenants à améliorer leurs profils cognitifs.

Dans cette deuxième expérience, nous avons calculé la différence du profil cognitif des étudiants d'un même groupe (groupe expérimental) avant et après l'utilisation du système. Comme le nombre des étudiants dans le groupe est moins de 30, nous avons utilisé le test t-test bilatéral de Welch. Pour ce test, nous avons utilisé le package d'analyse d'Excel qui est gratuit et est livré avec Excel.

Pour s'assurer que les données sont distribuées selon la loi normale, le test Shapiro-Wilk a été fait. Les résultats obtenus pour les données du pré-test sont : $W = 0,946$, $P = 0,619$. Pour les données du post-test, nous avons eu comme résultats : $W = 0,954$, $P = 0,395$. Puisque la valeur du P_{value} dans les deux situations est supérieure au niveau de confiance $P = 0,05$, les données sont distribuées selon la loi normale. Les résultats obtenus dans le deuxième test sont présentés dans le tableau suivant :

Situation	N	Moyenne	SD	t _{score}	P _{value}
Avant	20	10,905	2,773	-9,742	0,0001
Après	20	14,863	2,093		

**Tableau 5.4 : Résultats d'expérimentation du groupe expérimental (Situation Avant-
Après).**

D'après les résultats obtenus, un effet significatif a été trouvé ($t_{score} = -9,742$, $P_{value} = 0,0001$) avec un degré de confiance de 95%. De plus, une différence significative entre les moyennes de pré-test ($Moyenne = 10,905$; $SD = 2,773$) et post-test ($Mean = 14,863$; $SD = 2,093$) a été trouvée. Donc, la différence était significativement améliorée. Par conséquent, l'hypothèse nulle H_0 peut être rejetée en faveur de l'hypothèse H_1 supportant que **CRS** améliore le niveau cognitif des apprenants.

5.3.3 Expérimentation 3 : Test d'utilisabilité

Lors d'une troisième expérimentation, nous avons testé l'utilisabilité du système d'apprentissage développé vis à vis la facilité, l'efficacité et la satisfaction des apprenants de l'utilisation des différentes fonctionnalités offertes par le système.

Un questionnaire qui contient un ensemble de questions a été soumis aux étudiants qui ont utilisé le système développé. Les figures suivantes illustrent les réponses des étudiants à quelques questions du questionnaire.

A : Pensez-vous que le système vous suggère des recommandations pertinentes ?

Oui Non

B : Pensez-vous que l'apprentissage avec le système est bien ?

Très bien Bien Pas mal

C : Pensez-vous que les collaborateurs recommandés par le système vous ressemblent ?

Oui Non

D : Pensez-vous que l'espace de collaboration était bénéfique ?

Oui Non

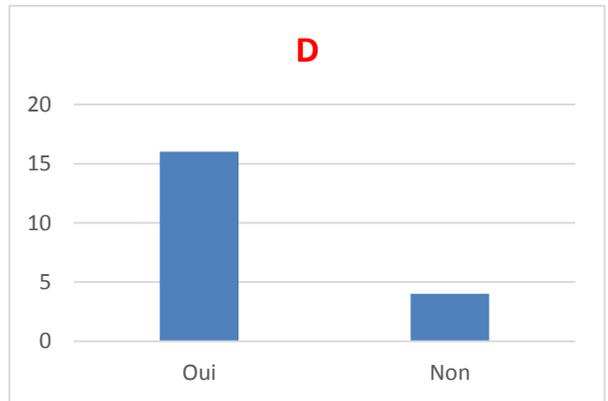
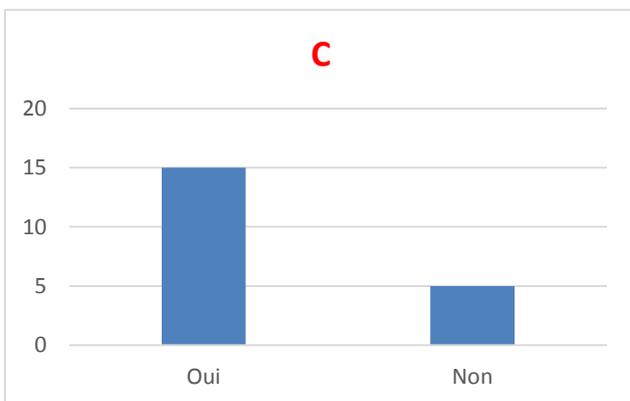
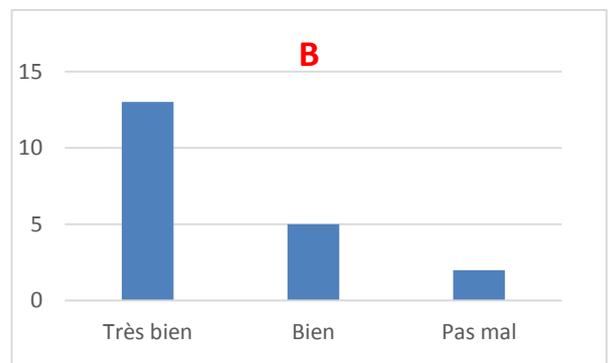
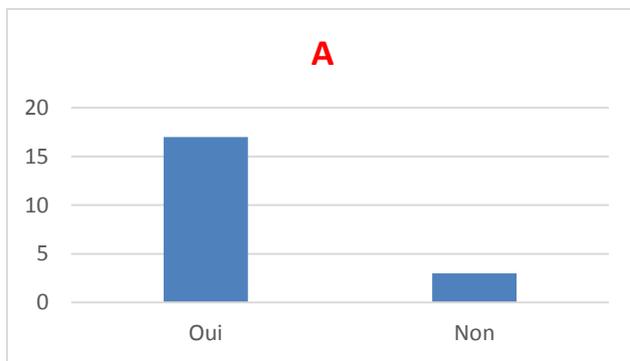


Figure 5.8 : Test d'utilisabilité.

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'implémentation du système **CRS** ainsi que les résultats des expérimentations faites sur le système conçu. Ces expérimentations avaient pour objectifs de tester l'efficacité de l'approche de recommandation des collaborateurs pertinents sur l'amélioration du niveau des connaissances des apprenants. Les résultats obtenus ont montré un effet significatif sur le niveau cognitif des apprenants qui ont été choisis arbitrairement pour les expérimentations menées. Un autre test d'utilisabilité a été mené pour tester la satisfaction des apprenants après l'utilisation du système **CRS**. Les résultats obtenus sont satisfaisants. En effet, les apprenants :

- ont apprécié l'apprentissage en utilisant le système conçu ;
- ont pu utiliser le système **CRS** facilement ;
- ont montré un grand intérêt aux collaborateurs recommandés par le système **CRS** ;
- ont bien apprécié l'espace de collaboration proposé par le système.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Conclusion générale et Perspectives

Le travail de recherche présenté dans cette thèse définit une nouvelle approche pour la recommandation des collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif. Ce travail se situe dans le domaine de l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur (en anglais Computer Supported Collaborative Learning : CSCL). Dans ce domaine, un groupe d'apprenants bien structuré peut créer une meilleure atmosphère de travail qu'un groupe mal structuré. La bonne collaboration encourage tous les membres à partager leurs idées et à développer de nouvelles compétences. De ce fait, un des objectifs des environnements d'apprentissage collaboratif est de regrouper les apprenants en petits groupes où deux ou plusieurs membres interagissent pour apprendre par la discussion, la réflexion et la prise de décision.

Partant de ce principe, l'objectif de ce travail est d'aider les apprenants à choisir leurs collaborateurs de travail et de former des groupes d'apprentissage à travers l'adaptation des outils de recommandation et la proposition d'une liste composée des « *k*-Top » meilleurs collaborateurs pour un apprenant courant. Les collaborateurs recommandés doivent être pertinents pour pouvoir partager une expérience d'apprentissage collaboratif plus flexible et plus pratique pour tous les membres du groupe d'une part, et bénéficier de l'activité de la collaboration sur tous les niveaux (cognitif, social, comportemental, etc.) d'autre part.

La notion de pertinence est difficile à définir en raison de la complexité de la nature de l'être humain d'un côté, et des différents aspects qualitatifs que nous devons prendre en considération d'un autre côté. La première contribution de ce travail était la proposition d'un ensemble de règles de recommandation de bons collaborateurs à travers la détermination des critères de pertinence d'une future collaboration bénéfique. Les critères de pertinence adoptés sont liés aux aspects relatifs aux apprenants eux même (les profils cognitifs, les styles d'apprentissage et les intérêts), et les collaborations déjà effectuées entre les apprenants. Le choix de ces critères a été guidé par une enquête qui a été menée avec des étudiants de différentes spécialités et différents niveaux au sein de l'université de Guelma. En raison de l'incohérence des données au fil du temps et à l'effort supplémentaire exigé de la part des apprenants pour définir leurs intérêts

explicitement, un processus de détection implicite des intérêts a été mis au point. Ce processus est basé sur un outil issu du web 2.0, qui est l'annotation collaborative ou « le tagging collaboratif ». En outre, une méthode de prédiction de liens potentiels dans un réseau d'apprenants a été employée. Cette méthode est basée sur les techniques de la théorie des graphes.

Une deuxième contribution de ce travail est la proposition d'un ensemble de formules mathématiques permettant de modéliser les critères et les règles de recommandation adoptés. Des mesures de similarité, qui permettent de classer les apprenants selon leur pertinence, ont été calculées.

En se basant sur les critères de pertinence, les règles de recommandation et les formules mathématiques proposés, nous avons proposé une nouvelle méthode de recommandation des apprenants pertinents. Cette méthode de recommandation a été adoptée par un système d'apprentissage collaboratif qui fournit toutes les fonctionnalités offertes par les systèmes de son genre.

Pour valider nos propositions, des expérimentations ont été menées au niveau de l'université de Guelma avec un ensemble d'étudiants du département d'informatique. Il s'est avéré que l'approche de recommandation proposée donne des résultats très satisfaisants. Finalement, nous pouvons dire que nous sommes arrivés à atteindre nos objectifs.

Les perspectives suivantes feront l'objet de nos futurs travaux :

- Intégrer un outil de recommandation des ressources d'apprentissage dans le système développé en se basant sur les techniques de filtrage collaboratif et les mesures de similarités calculées entre les apprenants. Ces mesures seront utiles dans la prédiction des préférences des apprenants par rapport aux ressources d'apprentissage visitées et évaluées par leurs voisins ;
- Etudier la possibilité d'intégrer et de tester l'outil de recommandation des collaborateurs proposé dans un environnement MOOC (Massive Open Online Courses). Les environnements MOOCs sont caractérisés par le nombre massif des apprenants inscrits, ce qui rend le choix des collaborateurs d'apprentissage une tâche difficile pour les apprenants ;

- Attribuer des coefficients de pondération aux intérêts des apprenants en prenant en compte la fréquence d'utilisation des tags et mots clés par ces derniers. La fréquence d'utilisation des tags peut être exprimée en utilisant des facteurs issus du domaine de la recherche d'information (par exemple le TF-IDF : Term Frequency-Inverse Document Frequency). Cette fréquence sera utile dans le calcul des similarités entre les apprenants ;
- Attribuer des coefficients aux critères de pertinence adoptés. Ces coefficients doivent refléter l'importance des critères les uns par rapport aux autres ;
- L'approche de détection implicite des intérêts des apprenants employée dans notre travail est basée sur un appariement lexical entre les tags utilisés par les apprenants et les mots clés figurant dans le dictionnaire associé au domaine d'apprentissage. Un appariement sémantique à travers l'utilisation des outils du web sémantique sera intéressant pour détecter les intérêts des apprenants.

Références Bibliographiques

Références Bibliographiques

- Abedin, B., Daneshgar, F., D'Ambra, J. (2011). Enhancing non-task sociability of asynchronous CSCL environments. *Computers & Education*, 57(4), pp.2535-2547.
- Abdous, M., Yen, C. (2010). A predictive study of learner satisfaction and outcomes in face-to-face, satellite broadcast, and live video-streaming learning environments. *Internet and Higher Education*, 13(4), pp.248-257.
- Abrami, P., Chambers, P., Poulsen, C., De Simone, C., d'Apollonia, S., Howden, J. (1995). Classroom connections: Understanding and using cooperative learning. *Toronto: Harcourt Brace & Company, Canada, Ltd.*
- Abrami, P. C., Bernard, R. M., Bures, E. M., Borokhovski, E., Tamim, R. M. (2011). Interaction in distance education and online learning: Using evidence and theory to improve practice. *Journal of Computing in Higher Education*, 23, pp.82-103.
- Acilar, A.M., Arslan, A. (2008). A collaborative filtering method based on artificial immune network. *Expert Systems with Applications*, 36 (4), pp.8324-8332.
- Adamic, L., Adar, E. (2005). How to search a social network. *Social Networks*, 27(3), pp.187-203.
- Adomavicius, G., Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17 (6), pp.734-749.
- Aher, S.B., Lobo, L.M.R.J. (2013). Combination of machine learning algorithms for recommendation of courses in E-Learning System based on historical data. *Knowledge Based System*, 51, pp.1-14.
- Albano, G. (2011). Knowledge, skills, competencies: a model for mathematics e-learning. In: *Proceedings of the 18th international conference on telecommunications*, AyiaNapa, Cyprus, 8-11 Mai, pp. 214-225.
- Al-Shamri, M.Y.H., Bharadwaj, K.K. (2008). Fuzzy-genetic approach to recommender systems based on a novel hybrid user model. *Expert Systems with Applications*, 35 (3), pp.1386-1399.
- Ambassa, J. (2005). *Apprentissage coopératif virtuel : une recherche action sur la productivité du groupe virtuel*. Paris, Publibook.
- Association Américaine de Management. (2012). Critical Skills Survey. Disponible sur : <http://www.p21.org/documents/Critical%20Skills%20Survey%20Executive%20Summary.pdf>. (Dernier accès Octobre 2013).
- Anane, R., Crowther, S., Beadle, J., Theodoropoulos, G. (2004). E-learning content provision. In: *Proceedings of the 15th International Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA'04)*, Saragosse, Espagne, 30 Août - 3 Septembre 2004, pp.420-425.
- Anderson, M., Ball, M., Boley, H., Greene, S., Howse, N., Lemire, D., McGrath, S. (2003). RACOFI: a rule-applying collaborative filtering system. In: *International Workshop on Collaboration Agents: Autonomous Agents for Collaborative Environments (COLA'03)*, Halifax, Nouvelle Écosse, Canada, 13 Octobre 2003.

- Asfari O., Doan B.L., Bourda, Y., Sansonnet, J.P. (2009). Personalized Access to Information by Query Reformulation Based on the State of the Current Task and User Profile. *Third International Conference on Advances in Semantic Processing*, Sliema, Malta, 11-16 Octobre, pp. 113-116
- Ashman, H., Brailsford, T., Brusilovsky, P. (2009). Personal services: Debating the wisdom of personalization. Spaniol, M. et al. (Eds.): *ICWL 2009*, LNCS 5686, pp. 1-11, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2009.
- Avancini, H., Straccia, U. (2005). User recommendation for collaborative and personalised digital archives. *International Journal Web Based Communities*, 1(2), pp.163-175.
- Balabanovic, M., Shoham, Y. (1997). Fab: content-based, collaborative recommendation. *Communications of the ACM*, 40(3), pp.66-72.
- Balacheff, N., Baron, M., Desmoulins, C., Grandbastien, M., Vivet, M. (1997). Conception d'environnements interactifs d'apprentissage avec ordinateur : Tendances et perspectives. *Actes des sixièmes journées nationales du PRC-GDR IA*, Hermès (Ed). pp.317-337.
- Bannon, L. (1994). Issues in Computer Supported Collaborative Learning. In C. O'Malley (ed) *Computer Supported Collaborative Learning. Proceedings of NATO Advanced Research Workshop on Computer Supported Collaborative Learning*, Aquafredda di Maratea, Italie, 24-28 Septembre.
- Barragans-Martinez, A.B., Costa-Montenegro, E. J., Burguillo, C., Rey-Lopez, M., Mikic-Fonte, F.A. (2010). Peleteiro: A hybrid content-based and item-based collaborative filtering approach to recommend TV programs enhanced with singular value decomposition. *Information Sciences*, 180(22), pp.4290-4311.
- Baron, M., Gras, R., Nicaud, J.F., (Eds). (1991). *Actes des deuxièmes journées EIAO de Cachan*. Les éditions de l'Ecole Normale Supérieure de Cachan (ENS). France, 22-24 Janvier.
- Basile, P., Gendarmi, D., Lanubile, F., and Semeraro, G. (2007). Recommending smart tags in a social bookmarking system. *Bridging the Gap between Semantic Web and Web*, 2, pp.22-29.
- Basque, J., Contamines, J., Maina, M. (2010). Approches de design des environnements d'apprentissage, In : Charlier, Bernadette et Henri, France (Eds), *Apprendre avec les technologies*, pp.109-119, Paris, France : Presses universitaires de France, coll. « Apprendre ».
- Bateman, S., McCalla, G., Brusilovsky, P. (2007). Applying collaborative tagging to E-learning. In: *proceedings of the Workshop of tagging and metadata for social information organization at the International World Wide Web Conference (WWW'2007)*, Banff, Canada, 8-12 Mai pp 3-12.
- Belkin, N.J., Groft, W.B. (1992). Information filtering and information retrieval: two sides of the same coin?. *Communication of the ACM*, 35. pp.29-38.
- Billsus, D., Pazzani, M. (1998). Learning collaborative information filters, In: *Proceedings of International Conference on Machine Learning (ICML'98)*, Madison, Wisconsin, USA, 24-27 juillet, pp.46-54.
- Bobadilla, J., Serradilla, F., Hernando, A. and Movie Lens. (2009). Collaborative filtering adapted to recommender systems of e-learning. *Journal of Knowledge-Based Systems*, 22(4), pp.261-265.
- Bobadilla, J., Hernando, A., Ortega, F., Bernal, J. (2011). A framework for collaborative filtering recommender systems. *Expert Systems with Applications*, 38 (12), pp.14609-14623.

- Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., Gutierrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-Based Systems*, 46, pp.109–132.
- Bonifazi, F., Levialdi, S., Rizzo, P. (2002). A web-based annotation tool supporting e-learning. In: *proceedings of the Working Conference on Advanced Visual Interfaces (AVI '02)*, Trente, Italie, 22-24 Mai, pp.123-128.
- Bourkhouk. O., El Bachari. E., El Adnani. M. (2017). A Recommender Model in E-learning Environment. *Arabian Journal for Science Engineering*, 42, pp.607-617.
- Bouzghoub, M., Kostadinov, D. (2005). Aperçu de l'état de l'art et définition d'un modèle flexible de profils. *Actes de la 2^{nde} Conférence en Recherche d'Information et Applications (CORIA'05)*, Grenoble, France, 9-11 Mars, pp.201-218.
- Breese, J.S., Heckerman, D., Kadie, C. (1998). Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering. In: *Proceeding of 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. Madison, Wisconsin, USA, 24-26 Juillet, pp.43-53.
- Bruillard, E. (1997). *Les machines à enseigner*. Edition Hermès, Paris:
- Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiment. *Journal of User Modeling and User Adapted Interaction*. 12(4), pp.331-370.
- Brozovsky, L., Petricek, V. (2007). Recommender system for online dating service. *Computer Research Repository (CoRR)*, abs/cs/0703042. Disponible sur : <http://www.occamlab.com/petricek/papers/dating/brozovsky07recommender.pdf>. (Dernier accès janvier 2014).
- Brown, T. (2005). Beyond constructivism: Exploring future learning paradigms. *Education Today*, 2, pp.1-11.
- Bull, S., Greer, G.E., McCalla, G.I., Kettel, L., Bowes, J. (2001). User modelling in I-help: What, why, when and how. In: *Proceeding of 8th International Conference on User Modeling*, Sonthofen Allemagne, 13-17 Juillet, pp.117-126.
- Byington, T. (2011). Communities of practice: Using blogs to increase collaboration. *Intervention in School and Clinic*, 46(5), pp.280-291.
- Cai X., Bain, M., Krzywicki, A., Wobcke, W., Kim, Y.S., Compton, P., Mahidadia, A. (2011). Collaborative filtering for people to people recommendation in social networks. In Li, J. (Ed.): *AI 2010: Advances in Artificial Intelligence*, pp.476-485, Springer.
- Cai, X., Bain M., Krzywicki, A., Wobcke, W., Kim, Y.S., Compton, P., Mahidadia, A. (2010). Learning collaborative filtering and its application to people to people recommendation in social networks. In: *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Data Mining (ICDM'2010)*, Sydney, Australie, 13-17 Décembre, pp.743-748.
- Campos, L.M., Fernandez-Luna, J.M., Huete, J.F., Rueda-Morales, M.A. (2010). Combining content-based and collaborative recommendations: a hybrid approach based on Bayesian Networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, 51 (7), pp.785-799.
- Candillier, L., Meyer, F., Boule, M. (2007). Comparing state-of-the-art collaborative filtering systems. *Lecture Notes in Computer Science*, 4571, pp.548-562.

- Carrer-Neto, W., Hernandez-Alcaraz, M.L., Valencia-Garcia, R., Garcia-Sanchez, F. (2012). Social knowledge-based recommender system, Application to the movies domain. *Expert Systems with Applications*, 39 (12), pp.10990-11000.
- Casquero, O., Portillo, J., Ovelar, R., Romo, J., Benito, M. (2010). Strategy approach for eLearning 2.0 deployment in Universities. *Digital Education Review*, 18, pp.1-8.
- Castro-Sanchez, J.J., Miguel, R., Vallejo, D., Lopez-Lopez, L.M. (2011). A highly adaptive recommender system based on fuzzy logic for B2C e-commerce portals. *Expert Systems with Applications*, 38 (3), pp.2441-2454.
- Cela, K. L., Sicilia, M. A., Sanchez, S. (2015). Social network analysis in e-Learning environments: A preliminary systematic review. *Educational Psychology Review*, 27(1), pp.219-246.
- Chaléat, P., Charnay, D., Rouet, J.R. (2005). *PHP/MYSQL et JavaScript*. Eyrolles.
- Chen, J., Geyer, W., Dugan, C., Muller, M., Guy, I. (2009). Make new friends, but keep the old: recommending people on social networking sites. In: *Proceedings 27th International Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'09)*, Boston, Massachusetts, USA, 4-9 Avril, pp.201-210.
- Chen, J.M., Chen, M.C., Sun, Y.S. (2014). A tag based learning approach to knowledge acquisition for constructing prior knowledge and enhancing student-reading comprehension. *Computer Education*, 70, pp.256-268.
- Cheng, C., Lin, W. (2010). Collaborative and Content-based Recommender System for Social Bookmarking Website. *International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering*, 4(8), pp.1310-1315.
- Chikh, A., Berkani, L. (2010). Communities of practice of e-learning, an innovative learning space for e-learning actors. *Social and Behavioral Sciences*, 2, pp.5022-5027.
- Cho, Y.H., Kim, J.K., Kim, S.H. (2002). A personalized recommender system based on web usage mining and decision tree induction. *Expert System with Applications*, 23(3), pp.329-342.
- Cho, H., Stefanone, M., Gay, G. (2002). Social information sharing in a CSCL community. In G. Stahl (Ed.), *Computer Support for Collaborative Foundations for CSCL (Proceeding of the CSCL'2002)*, Boulder, Colorado, 7-11 Janvier, pp.43-49.
- Christakou, C., Stafylopatis, A. (2005). A hybrid movie recommender system based on neural networks. In: *International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, Varsovie, Pologne, 8-10 Septembre, pp. 500-505.
- Chrysafiadi, K., Virvou, M. (2013). PeRSIVA: an empirical evaluation method of a student model of an intelligent e-learning environment for computer programming. *Computer & Education*, 68, pp.322-333.
- Clément, R.P. (2010). Une architecture générique de Système de recommandation de combinaison d'items, Application au domaine du tourisme. *Thèse de doctorat*, Université de Bourgogne, France.
- Collectif de Chasseneuil. (2000). Formations ouvertes et à distance : L'accompagnement pédagogique et organisationnel. *Conférence de Consensus*, Paris, France, 27-29 Mars.
- Cuseo, J. (1992). Cooperative Learning Vs. Small-Group Discussions and Group Projects: The Critical Differences. *Cooperative Learning and College Teaching*, 2(3), pp.5-10.

- Dado, M., Hecking, T., Bodemer, D., Ulrich Hoppe., H. (2017). On the Adoption of Social Network Analysis Methods in CSCL Research - A Network Analysis. In: *Proceedings of 12th Conference on Computer Supported Collaborative Learning (CSCL'2017)*, Philadelphia, USA, 18-22 Juin, (1), pp. 287-294.
- Dahl, D., Vossen, G. (2008). Evolution of learning folksonomies: social tagging in e-learning repositories. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 1(1), pp.35-46.
- Damphousse, L. (1996). Participation et animation : Un modèle d'analyse de la téléconférence assistée par ordinateur à la Télé-université. *Mémoire de Maitrise*, Université du Québec à Montréal, Canada.
- Dascalu, M.I., Bodea, C.N., Lytras, M., de Pablos, P. O., Burlacu, A. (2014). Improving e-learning communities through optimal composition of multidisciplinary learning groups. *Computers in Human Behavior*, 30, pp.362-371.
- Dascalu, M.I., Bodea, C.N., Moldoveanu, A., Mohora, A., Lytras, M., Pablos, P. (2015). A recommender agent based on learning styles for better virtual collaborative learning experiences. *Journal of Computers in Human Behavior*, 45, pp.243-253.
- Daspet, D.E., De Geyer, P. (2012). *PHP 5 Avancé, 6ème Edition*. Eyrolles.
- De Bra, P., Pechenizkiy, M., van der Sluijs, K., Smits, D. (2008). GRAPPLE: Integrating Adaptive Learning into Learning Management Systems. In: *Proceeding of World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications*, Vienne, Autriche, 3-4 Juin, pp.5183-5188.
- Defrance, J.M. (2006). *PHP/MYSQL avec Dreamweaver 8*. Eyrolles,
- Defrance, J.M. (2013). *JQuery-Ajax avec PHP, 4ème Edition*. Eyrolles.
- Desrosiers, C., Karypis, G. (2011). A comprehensive survey of neighborhood-based recommendation methods. In: Francesco Ricci, Lior Rokach, BrachaShapira, and Paul B. Kantor (Eds), *Recommender Systems Handbook*, pp.107-144, Springer US.
- Diaz, F., Metzler, D., Amer-Yahia, S. (2010). Relevance and ranking in online dating systems. In: *Proceeding of the 33rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR'10)*, Genève, Suisse, 19-23 juillet, pp.66-73.
- Dillenbourg, P., Baker, M., Blaye, A., O'Malley, C. (1996). The evolution of research on collaborative Learning. In E. Spada and P. Reiman (Eds) *Learning in Humans and Machine: Towards an interdisciplinary learning science*. pp. 189-211. Oxford, Elsevier.
- Dillenbourg, P. (1999). What Do You Mean By Collaborative Learning. In: P. Dillenbourg (Ed), *Collaborative Learning : Cognitive and Computational Approaches*, pp.1-19, Oxford:Elsevier.
- Doush, I. (2011). Annotations, Collaborative Tagging, and Searching Mathematics in E-Learning. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 2(4), pp.30-39.
- Drachsler, H., Hummel, H.G.K., Koper R, R. (2008). Personal recommender systems for learners in lifelong learning networks: the requirements, techniques and model. *International Journal of Learning Technology*, 3(4), pp.404-423.
- Drigas, A., Argyri, K., Vrettaros, J. (2009). Decade review (1999–2009): artificial intelligence techniques in student modeling. In: *Proceedings of the 2nd World Summit on the Knowledge Society (WSKS'2009)*, Chania, Crete, Greece, 16-18 Septembre, pp. 552-564.

- Drissi, M., Talbi, M., Kabbaj, M. (2006). La formation à distance un système complexe et compliqué (Du triangle au tétraèdre pédagogique). Disponible sur : <http://www.epi.asso.fr/revue/articles/a0609b.htm>. (Dernier accès : Février 2013).
- Dron, J., Mitchell, R., Boyne, C., Siviter, P. (2000a). CoFIND: steps towards a self-organising learning environment. In: *Proceedings of the World Conference on the WWW and Internet (WebNet'2000)*, San Antonio, Texas, USA, 30 Octobre - 4 Novembre, pp.146-151.
- Dron, J., Mitchell, R., Siviter, P., & Boyne, C. (2000b). CoFIND an experiment in n-dimensional collaborative filtering. *Journal of Network and Computer Applications*, 23(2), pp.131-142.
- Durrani, S., Durrani, D. S. (2010). Intelligent tutoring systems and cognitive abilities. In: *Proceedings of Graduate Colloquium on Computer Sciences (GCCS)*, 1, FAST-NU Lahore: Department of Computer Science.
- Dwivedi, P., Bharadwaj, K. (2012). E-learning recommender system for learners in online social networks through association retrieval. In: *Proceedings of the International Information Technology Conference (CUBE'2012)*, India, 3-5 Septembre, pp.676-681
- El Korany, R. (2013). Semantic link-based model for user recommendation in online community. *International Journal of Computers and Technology*, 11(8), pp.2928-2938.
- Fazel-Zarandi, M., Devlin, H.J., Huang, Y., Contractor, N. (2011). Expert recommendation based on social drivers, social network analysis, and semantic data representation. In: *Proceedings of the 2nd International Workshop on Information Heterogeneity and Fusion in Recommender Systems (HetRec'2011)*, Chicago, IL, USA, 23-27 Octobre, pp.41-48.
- Felder, R.M. (1988). Learning and Teaching Styles in Engineering Education. *Journal of Engineering Education*, 78(7), pp.674-681.
- Felder, R.M. (1993). Reaching the second tier: learning and teaching styles in college science education. *Journal of College Science Teaching*, 23(5), pp.286-290.
- Funk, P., Conlan, O. (2003). Using case-based reasoning to support authors of adaptive hypermedia systems. In: *workshop on adaptive hypermedia and adaptive web-based systems (AH'2003)*, Bled, Slovenia, pp 113-120.
- Gao, L.Q., Li, C. (2008). Hybrid personalized recommended model based on genetic algorithm. The 4th *International Conference on Wireless Communication, Networks and Mobile Computing*, Dalian, Chine, 12-14 Octobre, pp.9215-9218.
- García, E., Romero, C., Ventura, S., de Castro, C. (2009). An architecture for making recommendations to courseware authors using association rule mining and collaborative filtering. *User Modeling and User Adapted Interaction*, 19(1-2), pp.99-132.
- García, E., Romero, C., Ventura, S. and de Castro, C. (2012). A collaborative educational association rule mining tool. *Journal of the Internet and Higher Education*, 14(2), pp.77-88.
- Gaudioso, E. Montero, M., Hernandez-del-Olmo, F. (2012). Supporting teachers in adaptive educational system through predictive models: a proof of concept. *Expert Systems with Applications*, 39(1), pp.621-625.
- Ghauth, K.I., Abdullah, N.A. (2010). Learning materials recommendation using good learners' ratings and content based filtering. *Educational Technology Research and Development*, 58(6), pp.711-727.

- Giardina, M., Laurier, M. (1999). Modélisation de l'apprenant et interactivité. *Revue des sciences de l'éducation*, 25(1), pp.35-59.
- Gilbert, J. E., Han, C. Y. (1999). Arthur: An adaptive instruction system based on learning styles. In: *Proceedings of International Conference on Mathematics/Science Education and Technology*, San Antonio, Texas, 1-4 Mars, pp.100-105.
- Glassman, M., Kang, M. J. (2011). The logic of wikis: The possibilities of the Web 2.0 classroom. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 6(1), pp.93-112.
- Glushkova, T. (2008). Adaptive model for user knowledge in the e-learning system. *The international conference on computer systems and technologies (CompSysTech '08)*, Gabrovo, Bulgaria, 12-13 Juin.
- Gokhale, A.A. (1995). Collaborative learning enhances critical thinking. *Journal of Technology Education*, 7(1). Disponible sur: <http://scholar.lib.vt.edu/ejournals/JTE/v7n1/gokhale.jte-v7n1.html>.
- Goldberg, D., Nichols, D., Oki, B.M., Terry, D. (1992). Using collaborative filtering to weave an information tapestry. *ACM Communication*, 35(12), pp.61-70.
- Goldberg, K., Roeder, T., Gupta, D., Perkins, C. (2001). Eigentaste: A constant time collaborative filtering algorithm. *Information Retrieval*, 4(2), pp.133-151.
- Golder, A., Huberman, A. (2005). The structure of collaborative tagging systems. *Journal of Information Science*, 32 (2), pp.198-208.
- Golder, S. A., & Huberman, B. A. (2006). Usage patterns of collaborative tagging systems. *Journal of Information Science*, 32, pp.198-208.
- Gonzalez-Crespo, R., Sanjuan-Martinez, O., Manuel-Cueva, J., Cristina-Pelayo, B., Labra-Gayo, J.E., Ordonez, P. (2011). Recommendation system based on user interaction data applied to intelligent electronic books. *Computers in Human Behavior*, 27 (4), pp.1445-1449.
- Greer, J., McCalla, G., Collins, J., Kumar, V., Meagher, P., Vassileva, J. (1998). Supporting peer help and collaboration in distributed workplace environments. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 9(1998), pp.159-177.
- Guo, Q., Zhang, M. (2009). Implement web learning environment based on data mining. *Knowledge-Based System*, 22(6), pp.439-442.
- Halimi, K., Seridi-Bouchelaghem, H., Faron-Zucker, C. (2014). An enhanced personal learning environment using social semantic web technologies. *Interactive Learning Environments*, 22(2), pp.165-187.
- Heckerman, D., Chickering, D.M., Meeck, C., Rounthwaite, R., Kadie, C. (2001). Dependency networks for inference, collaborative filtering, and data visualization. *Journal of Machine Learning Research*, 1, pp.49-75.
- Henri, F., Lundgren-Cayrol, K. (2001). *Apprentissage collaboratif à distance : Pour comprendre et concevoir les environnements d'apprentissage virtuels*. Saite-Foy, Québec, Presses de l'Université du Québec.
- Heraud, J., France, L., Mille, A. (2004). Pixed: an ITS that guides students with the help of learners' interaction log. In: *International conference on intelligent tutoring systems, workshop analyzing*

- student tutor interaction logs to improve educational outcomes*, Maceio, Brazil, 30 Aout- 3 Septembre, pp.57-64.
- Herlocker J.L., Konstan J.A., Terveen L.G., Riedl J.T. (2004). Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems. *ACM Transactions on Information Systems*, 22(1), pp. 5-53.
- Hill, W., Stead, L., Rosenstein, M., Furnas, G. (1995). Recommending and evaluating choices in a virtual community of use. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '95)*, Denver, Colorado, USA, 7-11 Mai, pp.194-201.
- Ho, Y., Fong, S., Yan, Z. (2007). A hybrid ga-based collaborative filtering model for online recommenders. In: *Proceedings of International Conference on e-Business*, Hong Kong, Chine, 24-26 Octobre, pp.200-203.
- Hotho, A., Jäschkes, R., Schmitz ,C., Stumme, G. (2006). Information retrieval in folksonomies: search and ranking, In: Sure, Y, Domingue, J. (Eds), *The semantic web: research and applications*, pp.411-426, 4011 of LNAI, Springer, Heidelberg.
- Huang, W. H. D., Nakazawa, K. (2010). An empirical analysis on how learners interact in wiki in a graduate level online course. *Interactive Learning Environnements*, 18(3), pp.233-244.
- Jeong, H., Hmelo-Silver, C. E., Yu, Y. (2014). An examination of CSCL methodological practices and the influence of theoretical frameworks 2005–2009. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 9(3), pp.305-334.
- Huang, Z., Zeng, D., Chen, H. (2007). A comparison of collaborative filtering recommendation algorithms for e- commerce. *IEEE Intelligent Systems*, 22 (5), pp.68-78.
- Kaldoudi, E., Dovrolis, N., Giordano, D., Dietze, S. (2011). Educational resources as social objects in semantic social networks. In: *Proceedings of Linked Learning: 1st International workshop on eLearning Approaches for the Linked Data Age at the 8th Extended Semantic Web Conference (ESWC'11)*, Heraklion, Greece, 29 May.
- Khribi, M.K., Jemni, M. and Nasraoui, O. (2009). Automatic recommendations for e-learning personalization based on web usage mining techniques and information retrieval. *Journal of Educational Technology and Society*, 12(4), pp.30-42.
- Khribi, M.K., Jemni, M., Nasraoui, O. (2015). Recommendation systems for personalized technology-enhanced learning. *Ubiquitous learning environments and technologies*, pp.159-180, Springer, Berlin.
- Kim, H, N., Alkhalidi, A., El Saddik, A., Jo, G. (2011). Collaborative user modeling with user-generated tags for social recommender systems. *Expert Systems with Applications*, 38, pp.8488-8496.
- Kim, H, N., H, I., Lee,K.S., Jo, G,S., El-Saddik, A. (2010). Collaborative user modeling for enhanced content filtering in recommender systems. *Decision Support Systems*, 55, pp.772-781.
- Kirschner, P. A., Martens, R. L., Strijbos, J. W. (2004). CSCL in higher education? A framework for designing multiple collaborative environments. In Strijbos, J. W., Kirschner, P. A & Martens R. L., (Eds), *What we know about CSCL*, pp.3-30, Kluwer Academim Publishirs.
- Koren, Y., Bell, R. (2011). Advances in collaborative filtering. In: Francesco Ricci, Rokach, L., Shapira, B., and Kantor, P.B., (Eds), *Recommender Systems Handbook*, pp.145-186, Springer US.

- Klašnja-Milicevice, A., Ivanovic, A., Nanopoulos, M. (2015). Recommender systems in e-learning environments: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *Artificial Intelligence Review*, 44, pp.571-604.
- Koschmann, T. (1995). Computer support for collaborative learning: Design, theory and research issues. *Conference of Computer Support for Collaborative Learning (CSCL '95)*, Bloomington, Indiana, USA, 17-20 Octobre.
- Kreijns, K., Kirschner, P. A., Jochems, W. (2003). Identifying the pitfalls for social interaction in Computer supported collaborative learning environments: A review of the research. *Computers in Human Behaviour*, 19(3), pp.335-353.
- Kuljis, J., Liu, F. (2005). A comparison of learning style theories on the suitability for e-learning. In: Hamza, H.M. (Ed), *Proceedings of IASTED Conference on Web Technologies, Applications, and Services*, Calgary, Canada, 4-6 Juillet, pp.191-197.
- Kutty, S., Chen, L., Nayak, R. (2012). A people-to-people recommendation system using tensor space models. In: Shin, D. (Ed), *ACM Service-Oriented Architectures and Programming: 27th Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC)*, Riva del Garda, Trento, ACM Press.
- Kutty S., Nayak, R., Chen, L. (2013). A people-to-people matching system using graph-mining techniques. *Journal of World Wide Web*, 17(3), pp.1-39.
- Kyprianidou, M., Demetriadis, S., Pomportsis, Karatasios, G. (2009). PEGASUS: Designing a System for Supporting Group Activity. *Multicultural Education & Technology Journal*, 3(1), pp.47-60.
- Mamat, N., Yusof, N. (2013). Learning style in a personalized collaborative learning framework. *Social and Behavioral Sciences*, 103(2013), pp. 586-594.
- Matthews, M.S., Cooper, J.L, Davidson, N., Hawkes.P. (1995). Building bridges between cooperative and collaborative learning. *Change: The magazine of Higher Learning*, 27(4), pp.35-40.
- Meyer, D. (2009), OptAssign-A web-based tool for assigning students to groups. *Computer Education*. 53(4), pp.1104-1114.
- Othman, M., Othman, M., Hussain, F. M. (2013). Designing prototype model of an online collaborative learning system for introductory computer programming course. *Social and Behavioral Sciences*, 90, pp.293-302.
- Lafifi, Y. (2007). SACA: un système d'apprentissage collaboratif. *Thèse de doctorat*, Université Badji Mokhrat, Annaba.
- Lafifi, Y., Mehira, N., Zedadra, A. (2016). Dynamic grouping of learners in a computer supported collaborative practical works system. *International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems*, pp.37-48.
- Lee, S.K., Cho, Y.H., Kim, S.H. (2010). Collaborative filtering with ordinal scale-based implicit ratings for mobile music recommendations. *Information Sciences*, 180 (11), pp.2142-2155.
- Leskovec, J., Huttenlocher, D., Kleinberg, J. (2010). Signed networks in social media. In: *Proceedings of the 28th International Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '10)*, Atlanta, Georgia, USA, 10-15 Avril, pp.1361-1370.
- Liben-Nowel, D., Jon Kleinberg, J. (2007). The link prediction problem for social networks. In: *JASIST: Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 58(7), pp.1019-1031.

- Lops, P., Gemmis, M.G., Semeraro, G. (2011). Content-based recommender systems: State of arts and trends. In: Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., Kantor, P.B. (Eds), *Recommender Systems Handbook*, pp.73-105, Springer.
- Lops, P., De Gemmis, M., Semeraro, G., Musto, C., Narducci, F. (2013). Content-based and collaborative techniques for tag recommendation: an empirical evaluation. *Journal of Intelligent Information System*, 40(1), pp.41-61.
- Lu, J. (2004). Personalized e-learning material recommender system. In: *Proceedings of the international conference on information technology for application*, Londres, Angleterre, pp.374-379.
- Lundgren-Cayrol, K. (2001). Outils de support à la collaboration. *Présentation aux ateliers du CIRTA*, Montréal, Télé-université, 23 février 2001.
- Luo, X., Xia, Y., Zhu, Q. (2012). Incremental collaborative filtering recommender based on regularized matrix factorization. *Knowledge-Based Systems*, 27, pp.271-280.
- Malinowski, J., Keim, T., Wendt, O., Weitzel, T. (2006). Matching people and jobs: A bilateral recommendation approach, In: *Proceedings of the 39th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, Kauia, Hawaii, USA, 4-7 Janvier, pp.1-9.
- Maneroj, S., Takasu, A. (2009). Hybrid recommender system using latent features, In: *Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA '2009)*, International Conference on Advanced Information Networking and Application (*AINA '09*), Bradford, UK, 26-29 Mai, pp.661-666.
- Manouselis, N., Drachsler, H., Vuorikari, R., Hummel, H., Koper, R. (2011). Recommender Systems in Technology Enhanced Learning. In: Kantor, P.B., Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. (Eds), *Recommender Systems Handbook*, pp.387-415. Springer, Berlin.
- Manouselis, N., Costopoulou, C. (2007). Experimental analysis of design choices in a multi-attribute utility collaborative filtering system. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 21, pp.311-331.
- Marinho, L.B., Hotho, A., Jäschke, R., Nanopoulos, A., Rendle, S., Schmidt-Thieme, Stumme, L., Symeonidis, P. (2012). Social tagging systems. In: *Recommender systems for social tagging systems*, pp.3-15, Springer, US.
- Mason, R. (1998). *Globalising Education: Trends and Applications*. Routledge Studies in Distance Education. New York.
- Mathes, A. (2004). Folksonomies-cooperative classification and communication through shared metadata. *Computer Mediated Communication*, 47(10). Disponible sur : <http://www.adammathes.com/academic/computer-mediated-communication/folksonomies.html>. (Dernier accès Janvier 2014).
- Mbala Hikolo, A. (2003). Analyse, conception, spécification et développement d'un système multi-agents pour le soutien des activités en formation à distance. *Thèse de doctorat*, Université de Franche-Comté. France.
- McNally, K., O'mahony, M.P., Coyle, M., Briggs, P., Smyth, B. (2011). A case study of collaboration and reputation in social web search. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 3(1). Article 4.

- McNee, S.M., Riedl, J., Konstan, J.A. (2006). Making recommendations better: an analytic model for human recommender interaction. In: *CHI 2006 Extended Abstract on human factors in computing systems*, Montréal, Canada, 22-27 Avril, pp.1103-1108.
- Mehenaoui, Z., Lafifi, Y., Seridi, H., Boudria, A. (2014a). A New Approach for Grouping Learners in CSCL Systems. *4th International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS'14)*, Marrakesh- Maroc, 14-16 Avril.
- Mehenaoui, Z., Lafifi, Y., Seridi-Bouchlaghem, H., Merzoug, I., Abassi, A. (2014b). Recommendation des apprenants pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif. *9^{ème} conférence sur les Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Enseignement (TICE'2014)*, Béziers, France, 18-20 Novembre 2014.
- Mehenaoui, Z., Lafifi, Y., Seridi-Bouchlaghem, H. (2016). A New Approach for the recommendation of relevant learners in CSCL system. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 8(3/4), pp.234-254.
- Meo, P., Quattrone, G., Ursino, D. (2010). A query expansion and user profile enrichment approach to improve the performance of recommender systems operating on a folksonomy. *User Modeling and User Adapted Interaction*, 20, pp.41-86.
- Millan, E., Loboda, T., Pérez-de-la-Cruz, J.L. (2010). Bayesian networks for student model engineering, *Computer & Education*, 55(4), pp.1663-1683.
- Millen, DR., Feinberg, J., Kerr, B. (2006). Dogear: social bookmarking in the enterprise. In: *Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems*, Montréal, Québec, Canada, 24-27 Avril, pp.111-120.
- Montaner, M., Lopez, B., de la Rosa, J.L. (2003). A taxonomy of recommender agents on the internet. *Artificial Intelligence Review*, 19(4), pp.285-330.
- Moreno J., Ovalle, D.A., Vicari R.M. (2012). A genetic algorithm approach for group formation in collaborative learning considering multiple student characteristics. *Journal of Computer and Education*, 58(1), pp.560–569.
- Nguyen, A., Denos, N., Berrut, C. (2006). Modèle d'espace de communautés basé sur la théorie des exemples d'approximation dans un système de filtrage hybride. *Conférence en Recherche d'Informations et Applications (CORIA'2006)*, Lyon, France, 15-17 Mars, pp.303-314.
- Núñez-Valdéz, E.R., Cueva-Lovelle, J.M., Sanjuán-Martínez, O., García-Díaz, V., Ordoñez, P., Montenegro-Marín, C.E. (2012). Implicit feedback techniques on recommender systems applied to electronic books. *Journal of Computers in Human Behavior*. 28(4), pp.1186-1193.
- Nurmela, K., Lehtinen, E., Palonen, T. (1999). Evaluating CSCL log files by social network analysis. In: *Proceedings of the 1999 Conference on Computer Support for Collaborative Learning (CSCL'99)*, Palo Alto, California, 12-15 Décembre, article no. 54,
- Pan, J., Yang, H., Faloutsos, C., Duygulu, P. (2004). Automatic multimedia cross-modal correlation discovery. In: *Proceedings of the 10th ACM SIGKDD Conference*, Seattle, Washington, USA, 22-25 Août, pp.653-658
- Pazzani, M. (1999). A framework for collaborative, content-based, and demographic filtering. *Artificial Intelligence Review-Special Issue on Data Mining on the Internet*, 13 (5-6), pp.393-408.

- Pazzani, M. J., Billsus, D. (2007). Content-Based Recommendation Systems. In: P. Brusilovsky, A. Kobsa, and W. Nejdl (Eds), *The Adaptive Web*, LNCS 4321, pp.325-341, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Pea, R. D. (2004). The social and technological dimensions of scaffolding and related theoretical concepts for learning, education and human activity. *The Journal of the Learning Sciences*, 13(3), pp.423-451.
- Peters, I., Stock, G. (2007). Folksonomy and information retrieval. In: *Proceedings of the 70th annual meeting of the American society for information science and technology*, Hyatt Regency, Milwaukee, Wisconsin, USA, 19-24 Octobre, 44(1), pp.1-28,.
- Peters, I. (2009). *Folksonomies: Indexing and retrieval in Web 2.0*. Walter de Gruyter & Co. Hawthorne. Hawthorne, NJ, USA.
- Pizzato, L., Rej, T., Chung, T., Koprinska, I., Kay, J. (2010). RECON: a reciprocal recommender for online dating. In: *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems (RecSys '10)*, Barcelone, Espagne, 26-30 Septembre, pp.207-214.
- Pizzato, L., Rej, T., Chung, T., Yacef, K., Koprinska, I., Kay, J. (2010a). Reciprocal recommenders. In: *The 8th Workshop on Intelligent Techniques for Web Personalization and Recommender Systems at the (ITWP '2010)*, Hawaii, USA, 20 Juin 2010.
- Pizzato, L.A., Silvestrini, C. (2011). Stochastic matching and collaborative filtering to recommend people to people. In: *Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender systems (RecSys'11)*, Chicago, Illinois, USA, 23-27 Octobre, pp.341-344.
- Pizzato, L., Rej, T., Akehurst, J., Koprinska, I., Yacef, K., Kay, J. (2013). Recommending people to people: the nature of reciprocal recommenders with a case study in online dating. *Journal of User Modeling and User-Adapted Interaction*, 23(5), pp.447-488.
- Porcel, C., Moreno, J.M., Herrera-Viedma, E. (2009). A multi-disciplinar recommendersystem to advice research resources in university digital libraries. *Expert Systems with Applications*, 36 (10), pp.12520-12528.
- Porcel, C., Tejada-Lorente, A., Marti nez, M.A., Herrera-Viedma, E. (2012). A hybrid recommender system for the selective dissemination of research resources in a technology transfer office. *Information Sciences*, 184 (1), pp.1-19.
- Prensky, M. (2007). Changing paradigms: from being taught to learning on your own with guidance. *Educational Technology*, pp.1-3, Disponible sur : <https://www.marcprensky.com/writing/Prensky-ChangingParadigms-01-EdTech.pdf>. (Dernier accès: Octobre 2015).
- Othman, M., Hussain, F. M. (2013). Desinging prototype model of an online collaborative learning system for introductory computer programming course. *Social and Behavioral Sciences*, 90, pp. 293-302.
- Quintarelli, E. (2005). Folksonomies: power to the people. In: *International Society for knowledge Organization*, Italy-University of Milano Bicocca meeting, Milan, Italie, 24 Juin 2005.
- Rabardel, P., Rogalski, J. (1996). Les processus de coopération à l'utilisation entre modalités organisationnelles et activités individuelles, In : G. de Terssac & E.Friedberg (Eds), *Cooperation et Conception*, pp.289-306, Toulouse : Octarès.

- Rafaeli, S., Barak, M., Dan-Gur, Y., Toch, E. (2004). QSIA: a web-based environment for learning, assessing and knowledge sharing in communities. *Computers & Education*, 43(3), pp.273-289.
- Rafaeli, S., Dan-Gur, Y., Barak, M. (2005). Social Recommender Systems: Recommendations in Support of E-Learning. *International Journal of Distance Education Technologies*, 3(2), pp.29-45.
- Recker, M., Walker, A. (2003). Supporting 'word-of-mouth' social networks via collaborative information filtering. *Journal of Interactive Learning Research*, 14(1), pp.79-98.
- Reffay, C., Chanier, T., (2003), How social network analysis can help to measure cohesion in collaborative distance-learning, In B. Wasson, S. Ludvigsen, and H. U. Hoppe (eds.), *Designing for change in networked learning environments*, pp. 343-352, Springer Netherlands.
- Ren, L., HE, L., Gu, J., Xia, W., Wu, F. (2008). A hybrid recommender approach based on Widrow-Hoff learning. In: *International Conference on Future Generation Communication and Networking (FGCN'2008)*, Hainan, Chine, 13-15 Décembre, pp.40-45.
- Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., Riedl, J. (1994). GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews. In: *Proceedings of the 1994 Conference on Computer Supported Collaborative Work (CSCW'94)*, Chapel Hill, Carolina du Nord, USA, 22-26 Octobre, pp.175-186.
- Resta, P., Laferrière, T. (2007). Technology in support of collaborative learning. *Educational Psychology Review*, 19, pp.65-83.
- Ricciardi-Rigault, C., Henri, F. (1989). Support d'apprentissage. *Actes du Colloque : Le transfert des connaissances en sciences et techniques*, Montpellier, France, 4-7 Septembre.
- Rogalski, J. (1998). Concepts et méthodes d'analyses des processus de coopération. In : K.Kostulski, A.Trognon (Eds), *Communication interactives dans les groupes de travail*, pp.27-58, Presses universitaires de Nancy.
- Salakhutdinov, R., Mnih, A., Hinton, G. (2007). Restricted boltzmann machines for collaborative filtering, In *Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning (ICML'07)*, Corvallis, Oregon, USA, 20-24 Juin, pp.791-798.
- Salehi, M. (2013). Application of implicit and explicit attribute based collaborative filtering and bidirectional learning resource recommendation. *Data & Knowledge Engineering*, 87, pp.130-145.
- Salehi, M., Pourzaferani, M., Razavi, S.A. (2013). Hybrid attribute-based recommender system for learning material using genetic algorithm and a multidimensional information model. *Egyptian Informatics Journal*, 14, pp.67-78.
- Salehi, M., Kamalabadi, I.N. (2013). Hybrid recommendation approach for learning material based on sequential pattern of the accessed material and the learner's preference tree. *Knowledge-Based Systems*, 48, pp.57-69.
- Salton, G. (1989). *Automatic Text Processing: The Transformation, Analysis, and Retrieval of Information by Computer*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. Boston, MA, USA.
- Santos, O., Boticario, J. (2008). Recommender systems for lifelong learning inclusive scenarios. *Workshop on Recommender Systems at the 18th European Conference of Artificial Intelligence (ECAI'2008)*, Patras, Greece, 21-22 Juillet 1989, pp.45-49.

- Sharif N., Afzal, M.T. and Helic D. (2012). A framework for resource recommendations for learners using social bookmarking. In: *Proceedings of 8th International Conference on Computing and Networking Technology (ICCNT 2012)*, Gyeongju, Korea, 27-29 Août, pp.71–76.
- Šimic, G. (2004). The multi-courses tutoring system design. *Computer Science and Information Systems*, 1(1), pp.141–155.
- Saranya, M., Atsuhiko, T. (2009). Hybrid recommender systems using latent features. In: *Proceedings of the International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops*, Bradford, Royaume-Uni, 26-29 Mai, pp.661-666.
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., Reidl, J. (2001). Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. In: *Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, Hong Kong, 1-5 Mai, pp.285-295.
- Schafer, J.B., Konstanti, J.A., Riedl, J. (2000). E-commerce recommendation applications. *Journal of Data Mining and Knowledge Discovery*, 5, pp.115-152.
- Schafer, J.B., Frankowski, D., Herlocker, J., Sen, S. (2007). Collaborative filtering recommender systems. In: P. Brusilovsky, A. Kobsa, W. Nejdl (Eds), *The Adaptive Web, (Chapter 9)*, pp.291-324.
- Schmitt, S., Bergmann, R. (1999). Applying case-based reasoning technology for product selection and customization in electronic commerce environments. *The Twelfth International Bled Electronic Commerce conference*, Bled, Slovenia, 7-9 Juin 1999.
- Schwartz, B. (2004). *The Paradox of Choice*, ECCO, New York.
- Serrano-Guerrero, J., Herrera-Viedma, E., Olivas, J.A., Cerezo, A., Romero, F.P. (2011). A google wave-based fuzzy recommender system to disseminate information in University Digital Libraries 2.0. *Information Sciences*, 181(9), pp.1503-1516.
- Shani, G., Heckerman, D., Braffman, R. (2005). An MDP-based recommender system. *Journal of Machine Learning Research*, 6, pp.1265-1295.
- Shapira, B., Shoval, P., Hanani, U. (1997). Stereotypes in information filtering systems. *Information Processing & Management*, 33(3), pp.273-287.
- Shardanand, U., Maes, P. (1995). Social Information Filtering: Algorithms for Automating ‘Word Of Mouth’. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors In Computing Systems (CHI’95)*, Denver, Colorado, USA, 7-11 Mai, pp.210-217.
- Sharif, N., Afzal, M.T., Helic, D. (2012). A framework for resource recommendations for learners using social bookmarking. In: *Proceedings of 8th International Conference on Computing and Networking Technology (ICCNT’2012)*, Gyeongju, Korea, 27-29 Août, pp.71-76.
- Shepitsen, A., Gemmell, J., Mobasher, B., Burke, R. (2008). Personalized recommendation in social tagging systems using hierarchical clustering. In: *Proceedings of the 2008 ACM conference on recommender systems*, Lausanne, Suisse, 23-25 Octobre, pp.259-266.
- Shinde, S.K., Kulkarni, U. (2012). Hybrid personalized recommender system using centering–bunching based clustering algorithm. *Expert Systems with Applications*, 39 (1), pp.1381-1387.
- Sleeman, D., Brown, J.S., (1982), Intelligent Tutoring systems. *Artificial Intelligence*, 26(2), pp.233-238.

- Soloman.B., Felder.R. (1996). Index of Learning Styles Questionnaire. Disponible sur : <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>. (Dernier accès Mars 2013).
- Stahl, G. (2002). Contribution to a Theoretical Framework for CSCL. In : *Proceedings of Computer Support for Collaborative Learning : foundation for a CSCL community (CSCL '2002)*, Boulder, Colorado, USA, 7-11 Janvier, pp.62-71.
- Stankovic, M., Wagner, C., Jovanovic, J., Laublet, P. (2010). Looking for experts? What can linked data do for you? In: *Proceedings of Linked Data on the Web Workshop (LDOW) with in WWW 2010 conference*, Raleigh, Caroline du Nord, USA, 26-30 Avril, pp.26-30.
- Symeonidis. P, Tiakas.E. (2014). Transitive node similarity: predicting and recommending links in signed social networks. *Journal of World Wide Web*, 17(4), pp.743-776.
- Tan, S., Bu, J., Chen, CH, He, X. (2011). Using rich social media information for music recommendation via hypergraph model. In: Hoi, S.C.H., Luo, J., Boll, S., Xu, D., Jin, R., King, I. (Eds.), *Social Media Modeling and Computer*, pp.213-235, Springer.
- Tang, T., McCalla, G. (2003). Smart Recommendation for an Evolving E-Learning System. In: *Proceedings of Workshop Technologies for Electronic Documents for Supporting Learning with in the 11th International Conference on Artificial Intelligence in Education (AIED'2003)*, Sedney, Australie, 20-24 Juillet.
- Tang, T., McCalla, G. (2005). Smart recommendation for an evolving e-learning system: architecture and experiment. *International Journal on E-Learning*, 4(1), pp.105-129.
- Tchounikine, P. (2002). Pour une ingénierie des environnements informatiques pour l'apprentissage humain, *Revue I3 Information Interaction Intelligence*, 2(1), pp.59-95.
- Tolmie, A., Toppin, K., Christie, D., Donaldson, C., Howe, C., Jessiman, E. et al. (2010). Social effects of collaborative learning in primary schools. *Journal of Learning and Instruction*, 20(3), pp.177-191.
- Tso-Sutter KHL., Marinho LB., Schmidt-Thieme, L. (2008). Tag-aware recommender systems by fusion of collaborative filtering algorithms. In: *Proceedings of the 2008 ACM symposium on applied computing*, Fortaleza, Ceará, Brésil, 16-20 Mars, pp.1995-1999.
- Verbert, K., Manouselis, N., Ochoa, X., Wolpers, M., Drachsler, H., Bosnic, I., Duval, E. (2012). Context aware recommender systems for learning: a survey and future challenges. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 5(4), pp.318-335.
- Villasclaras-Fernández, V., Hernández-Leo, D.,Asensio-Pérez, J.I., Dimitriadis, Y. (2013). Web Collage: An implementation of support for assessment design in CSCL macro-scripts. *Computers & Education*, 67, pp.79-97.
- Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in Society: The Development of Higher Psychological Processes*. Harvard University Press.
- Walker, A., Recker, M.M., Lawless, K., Wiley, D. (2004). Collaborative information filtering: a review and an educational application. *International Journal of Artificial Intelligence Education*, 14, pp.328.
- Wang, D,Y., Lin., S.J., Sun, C.T. (2007). DIANA: A computer-supported heterogeneous grouping system for teachers to conduct successful small learning groups. *Computers in Human Behavior*, 23, pp.1997-2010.

- Wilson, D., Smyth, B., Sullivan, D. (2003). Sparsity reduction in collaborative recommendation: a case-based approach. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 17(5), pp.863-884.
- Winoto, P., Tang, T.Y. (2010). The role of user mood in movie recommendations, *Expert Systems with Applications*, 37 (8), pp.6086-6092.
- Yang, Y., Wu, C. (2009). Attribute-based ant colony systems for adaptive learning object recommendation. *Expert System Application*, 36(2), pp.3034-3047.
- Younghoon, K., Kyuseok, S. (2014). TWILITE: a recommendation system for Twitter using a probabilistic model based on latent Dirichlet allocation. *Journal of Information Systems*, 42(1), pp.59-77.
- Zedadra, A., Lafifi, Y., Zedadra, O. (2016). Dynamic Group Formation based on a Natural Phenomenon. *International Journal of Distance Education Technologies*, 14(4), pp.13-26.
- Zhang, X., Vogel, D., Zhou, Z. (2012). Effects of information technologies, department characteristics and individual roles on improving knowledge sharing visibility: A qualitative case study. *Behavior & Information Technology*, 31, pp.1117-1131.
- Zhang, X., Zhang, H., de Pablos, P. O., Sun, Y. (2014). Foresights and challenges of global 3D virtual worlds market. *Journal of Global Information Technology Management*, 17(2), pp.69-73.

Annexe

Le questionnaire ILS : Index of Learning Style

(Soloman.B., Felder.R, 1996)

Quel est votre style d'apprentissage ?

Pour chacune des 44 affirmations suivantes, répondez en choisissant « a » ou « b ». Si les deux réponses proposées vous conviennent, choisissez celle que vous adoptez le plus fréquemment.

1. Vous comprenez mieux quelque chose si :
 - a. vous le mettez en application
 - b. vous l'examinez en détail
2. Vous préférez être considéré comme une personne :
 - a. réaliste
 - b. innovatrice
3. Quand vous pensez à ce que vous avez fait hier, vous avez plutôt tendance à :
 - a. vous rappelez des images
 - b. vous rappelez des mots
4. Vous êtes plutôt du type à :
 - a. comprendre chacun des détails d'un sujet sans forcément saisir sa globalité
 - b. comprendre la structure générale d'un sujet sans forcément saisir ses moindres détails
5. Lorsque vous intégrez de nouvelles connaissances, cela vous aide :
 - c. d'en parler
 - d. d'y réfléchir
6. Si vous étiez professeur, vous préférez enseigner un cours :
 - a. traitant des faits et des situations concrètes
 - b. traitants de concepts et théories
7. Vous préférez obtenir de nouvelles informations par le biais :
 - a. De photographies, d'image, de diagrammes, de graphiques ou de schémas
 - b. De directives écrites ou d'informations verbales
8. Une fois que vous avez compris :
 - a. toutes les parties, vous comprenez la totalité
 - b. la totalité, vous comprenez comment les parties s'imbriquent
9. Dans un groupe travaillant sur une tâche difficile, vous seriez plutôt du genre :
 - a. à participer activement en proposant des idées
 - b. à observer et à écouter
10. Il vous paraît plus facile :
 - a. d'apprendre des faits concrets
 - b. d'apprendre des concepts
11. Dans un ouvrage qui contient beaucoup d'images et de tableaux, vous avez tendance à :
 - a. vous intéressez aux images et aux tableaux
 - b. vous concentrez sur les textes écrits

12. Lorsque vous résolvez des problèmes de mathématiques :
 - a. vous progressez généralement étape par étape
 - b. vous arrivez facilement à la solution, mais avez du mal à définir les différentes étapes qui y conduisent
13. Dans les classes que vous avez fréquentées :
 - a. vous avez côtoyé beaucoup d'étudiants
 - b. vous avez rarement côtoyé beaucoup d'étudiants
14. Lorsque vous lisez un ouvrage non littéraire :
 - a. vous préférez un ouvrage vous permettant d'apprendre des faits nouveaux ou expliquant comment faire quelque chose
 - b. vous préférez un ouvrage vous donnant des idées sur lesquelles vous pouvez réfléchir
15. Vous aimez les professeurs :
 - a. qui présentent énormément de diagrammes au tableau
 - b. qui consacrent beaucoup de temps aux explications
16. Lorsque vous analysez une histoire ou un roman :
 - a. vous vous remémorez les événements et tentez de les rassembler pour comprendre les thèmes abordés
 - b. vous comprenez les thèmes abordés une fois la lecture terminée, et vous devez relire le texte pour retrouver les événements liés à ces thèmes
17. Lorsque vous entamez un exercice, vous avez plutôt tendance à :
 - a. chercher immédiatement la solution
 - b. essayer de comprendre d'abord la totalité de l'énoncé
18. Vous préférez :
 - a. les certitudes et les faits concrets
 - b. la théorie
19. Vous retenez mieux :
 - a. ce que vous voyez
 - b. ce que vous entendez
20. Vous trouvez plus important qu'un professeur :
 - a. vous présente le cours en parties bien distincts et ordonnées
 - b. vous donne une idée générale de son cours tout en le reliant à d'autres matières
21. Vous préférez étudier :
 - a. en groupe
 - b. seul
22. Vous avez tendance à être considéré comme une personne :
 - a. attentive aux détails de son comportement
 - b. créative dans sa façon de travailler
23. Pour vous rendre à un nouvel endroit, vous préférez :
 - a. une carte, un bilan
 - b. des instructions écrites
24. Vous apprenez :
 - a. selon un rythme soutenu et une cadence très régulière (« si j'étudie sérieusement, je comprendrai »)
 - b. par à-coups (« j'aurai un long moment l'esprit embrouillé, mais un déclic se produira soudainement »)

25. Vous préférez, dans un premier temps :
 - a. essayer les choses
 - b. réfléchir à la façon de vous y prendre
26. Lorsque vous lisez pour le plaisir, vous préférez :
 - a. des auteurs dont les propos sont explicites
 - b. des auteurs qui s'expriment de façon créative et de manière intéressante
27. En classe, lorsque vous voyez un diagramme, vous avez plutôt tendance à vous souvenir :
 - a. de l'image
 - b. de ce que l'enseignant disant à propos de l'image
28. Lorsque vous êtes confronté à une masse d'informations, vous avez plutôt tendance à :
 - a. vous concentrer sur les détails au détriment de l'ensemble
 - b. essayer de comprendre l'ensemble avant d'entrer dans les détails
29. Il vous est plus facile de vous rappeler :
 - a. les choses que vous avez faites
 - b. les choses auxquelles vous avez longuement réfléchi
30. Lorsque vous devez réaliser un travail, vous devez :
 - a. utiliser une façon de le faire que vous maîtrisez
 - b. découvrir de nouvelles façons de le faire
31. Lorsque quelqu'un vous présente des données, vous préférez :
 - a. des graphiques
 - b. un texte résumant les résultats
32. Lorsque vous rédigez un texte, vous avez plutôt tendance à :
 - a. à travailler sur les différentes parties du texte dans l'ordre, en commençant par le début
 - b. à travailler sur les différentes parties du texte et à les ordonner par la suite
33. Lorsque vous devez travailler sur un projet collectif, vous souhaitez débiter par :
 - a. une remue ménage collectif
 - b. une réflexion individuelle suivie d'une mise en commun des idées
34. Vous considérez plus louable de qualifier quelqu'un :
 - a. de logique
 - b. d'imaginatif
35. Lorsque vous rencontrez des personnes au cours d'une soirée, vous avez plutôt tendance :
 - a. à vous rappeler
 - b. ce qu'elles ont dit à propos d'elles-mêmes.
36. Lorsque vous apprenez une nouvelle discipline, vous préférez :
 - a. vous concentrer sur celle-ci, afin d'en apprendre le plus possible sur le sujet.
 - b. tenter de faire des connexions avec d'autres disciplines
37. Vous avez plutôt tendance à être considéré comme une personne :
 - a. sociable.
 - b. réservée.
38. Vous préférez des cours qui se concentrent sur :
 - a. le concret (faits et données).
 - b. l'abstrait (concepts et théories).
39. Pour vous divertir, vous préféreriez :

- a. regarder la télévision
 - b. lire.
40. Certains enseignants commencent leurs cours en indiquant les grandes lignes de ce qu'ils vont aborder. Ces grandes lignes vous sont :
- a. peu utiles.
 - b. très utiles.
41. L'idée de réaliser un travail avec des pairs et de recevoir une note d'équipe :
- a. vous plaît.
 - b. ne vous plaît pas.
42. Lorsque vous faites des calculs élaborés :
- a. vous avez tendance à refaire toutes les étapes et à vérifier votre travail attentivement
 - b. vous trouvez ennuyeux le travail de vérification, et vous devez faire des efforts pour l'effectuer.
43. Vous avez tendance à vous souvenir des lieux où vous êtes allé :
- a. très facilement et très précisément.
 - b. difficilement et vaguement.
44. Dans un groupe, si vous avez à résoudre un problème, vous êtes plutôt du genre à :
- a. penser aux étapes conduisant à la solution.
 - b. penser aux applications possibles de la solution dans un large éventail de domaines.