



HAL
open science

Vers un système de recommandation pour l'apprenant à partir d'un modèle sémantique de connaissances dans un environnement de collaboration

Chahrazed Mediani, Marie-Hélène Abel, Mahieddine Djoudi

► To cite this version:

Chahrazed Mediani, Marie-Hélène Abel, Mahieddine Djoudi. Vers un système de recommandation pour l'apprenant à partir d'un modèle sémantique de connaissances dans un environnement de collaboration. 7ème Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH 2015), Jun 2015, Agadir, Maroc. pp.180-191. hal-01405947

HAL Id: hal-01405947

<https://hal.science/hal-01405947v1>

Submitted on 30 Nov 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Vers un système de recommandation pour l'apprenant à partir d'un modèle sémantique de connaissances dans un environnement de collaboration

Chahrazed Mediani¹, Marie-Hélène Abel², Mahieddine Djoudi³

¹ Laboratoire des réseaux et des systèmes distribués, Département d'Informatique, Faculté des sciences, Université Ferhat Abbas de Sétif -1-, Algérie
chahrazed_mediani@yahoo.fr

² Sorbonne universités, Université de technologie de Compiègne, UMR CNRS 7253, laboratoire HEUDIASYC, CS 60319, 60203 Compiègne Cedex, France.
marie-helene.abel@utc.fr

³ Laboratoire XLIM-SIC et équipe TechNE, UFR Sciences SP2MI, Université de Poitiers, Téléport 2, BP 30179, 86960 Futuroscope Cedex, France
mahieddine.djoudi@univ-poitiers.fr

Résumé. Une collaboration est un travail en commun, entre plusieurs personnes, qui génère la création d'une œuvre commune. Un environnement informatique peut favoriser la collaboration entre pairs en permettant d'échanger et de partager des connaissances ou des compétences pour mieux réussir un projet commun. Utiliser un environnement informatique pour collaborer permet de conserver les informations liées aux interactions effectuées. Ces informations peuvent être enregistrées et classées dans un modèle de trace afin d'être exploitées pour améliorer l'apprentissage collaboratif. Dans cet article, nous proposons (1) le raffinement d'un modèle de trace sémantique par des indicateurs calculés suivant des formules de Bayes et (2) l'exploitation de ces indicateurs pour offrir des recommandations à l'apprenant pour renforcer des points de l'apprentissage avec des apprenants, de sa communauté de collaboration, identifiés comme des "experts".

Mots-clés. Collaboration, Trace, Indicateur, Système de recommandation.

Abstract. Collaboration is a common work between many people which generates the creation of a common task. A computing environment can foster collaboration among peers to exchange and share knowledge or skills for succeeding a common project. Using a computing environment to collaborate allows keeping the information related to performed interactions. This information can be recorded and classified in a model of traces to be used to enhance collaborative learning. In this paper, we propose (1) the refinement of a semantic model of traces with indicators calculated according to Bayes formulas and (2) the exploitation of these indicators to provide recommendations to the learner to reinforce learning points with learners, of his/her community of collaboration, identified as "experts".

Keywords. Collaboration, Trace, Indicator, Recommendation system.

1 Introduction

L'avènement des Technologies de l'Information et de la Communication et particulièrement les technologies du web 2.0 ont permis de faciliter un apprentissage essentiellement basé sur les échanges et le partage de ressources entre apprenants d'une même communauté (Abel, 2008). De son côté, l'apprentissage collaboratif est une démarche conduisant à la construction progressive des connaissances. Cet apprentissage issu du courant constructivisme permet à une personne de construire ses connaissances à partir d'interactions avec son entourage. Lorsque ces interactions sont effectuées au moyen de technologies numériques, elles laissent des traces. Ces traces sont généralement sauvegardées dans un modèle de trace (Settoui et al., 2006) et rendues ainsi exploitables à différentes fins telles que la mise à jour d'un modèle de l'apprenant. Elles permettent, par exemple, de mesurer la contribution de chaque membre dans la communauté et peuvent être utiles dans la définition des responsabilités de chacun de ses membres. Ces traces sont aussi utiles pour l'apprenant lui-même : elles lui permettent d'avoir un regard sur son apprentissage afin de mieux se préparer à une évaluation.

La prise en compte des activités de l'apprenant au sein d'un Environnement Informatique pour l'Apprentissage Humain (EIAH) pour le guider dans son apprentissage est complexe. Le modèle de l'apprenant permet de considérer des connaissances de tous ordres (préférences, motivations, connaissances acquises ou non, erreurs commises, etc.). Dans le cadre de nos travaux, nous nous intéressons aux interactions entre apprenants via un EIAH et avec un EIAH pour effectuer des recommandations afin de guider les dans leur apprentissage. A cette fin, nous avons fait le choix de caractériser un certain nombre d'actions qu'un apprenant peut effectuer au sein d'un EIAH pour définir des indicateurs d'apprentissage permettant d'établir des recommandations. Un apprentissage est le résultat d'actions personnelles et collaboratives. Nous avons donc considéré les traces concernant ces deux types d'actions.

Pour ce faire, nous avons choisi de raffiner le modèle de trace de collaboration proposé par (Wang et al, 2014) et illustré dans l'environnement E-Memorae 2.0 (Abel, 2009). Nous avons ainsi introduit des mesures permettant d'estimer certains paramètres, non mesurables et non observables, par des indicateurs observables décrivant l'état des activités de l'apprenant et la progression de ses connaissances lorsqu'il interagit au sein d'une communauté d'apprenants.

Dans la suite, nous présentons les limitations des travaux existants liées aux mesures établies pour effectuer des recommandations auprès des apprenants. Nous détaillons alors notre approche basée sur un modèle de traces augmenté d'indicateurs et son exploitation au moyen d'un cas d'étude avant de conclure et d'avancer des perspectives à ce travail.

2 Travaux existants dans le domaine

Dans le cadre des EIAH, l'étude à base de traces ne vise pas seulement l'analyse des traces mais aussi leur complétion et leur exploitation pour améliorer l'apprentissage

(Ollagnier-Belbame et al., 2007). Parmi les travaux qui ont été menés dans le contexte des EIAH afin de soutenir l'observation, nous pouvons citer les travaux qui traitent l'analyse du comportement de l'apprenant et la caractérisation de ses activités (Georgeon et al., 2006), et ceux qui traitent l'interprétation des interactions de l'apprenant avec les environnements informatiques et avec les autres acteurs (Siebra et al., 2005), (George, 2004). Il y a plusieurs environnements d'apprentissage où les interactions entre le système et les utilisateurs sont tracées ; on peut citer, par exemple l'environnement d'apprentissage collaboratif Drew (Dialogical Reasoning Educational Web tool) (Corbel et al., 2002). L'outil ColAT (Collaboration Analysis Tool) (Avouris et al., 2004) est un outil indépendant de tout système d'apprentissage permettant l'analyse des activités collaboratives à partir des fichiers logs et de leurs enregistrements vidéo. Récemment, de nombreux travaux ont été menés afin d'automatiser, acquérir et distribuer des connaissances. Par exemple, AdaLearn (Alian et Al-Akhras, 2010) est un environnement d'apprentissage adaptatif qui enregistre les réponses de l'apprenant dans le profil de ce dernier pour permettre de l'orienter par le biais de recommandations. (Sani et al., 2012) proposent une architecture à base d'ontologies pour modéliser l'apprenant et adapter les styles d'apprentissage aux profils des apprenants. (Li et al., 2012) définissent un modèle de trace original qui distingue les actions privées, individuelles, collectives et collaboratives. (Wang et al. 2014) définissent une méthode d'exploitation de ce modèle basé sur la méthode des TF-IDF pour calculer l'indice de compétence de chaque apprenant concernant un élément de connaissance donné. Ce calcul prend en compte les activités réalisées par l'apprenant au sujet de l'élément de connaissance en question mais il ne prend pas en compte l'acquisition des éléments qui le spécialisent. Selon ce modèle, un apprenant peut être compétent pour une connaissance sans qu'il soit compétent dans les connaissances qui la caractérisent.

3 L'architecture de l'approche proposée

Notre approche consiste à raffiner le modèle de trace de collaboration de (Li et al., 2012), et repris par (Wang et al, 2014), par un certain nombre de mesures permettant de construire des indicateurs sur l'état de connaissances de l'apprenant et sur la progression de ses connaissances au sein d'un groupe dans une session d'apprentissage. Parmi ces paramètres, nous retenons le degré de maîtrise d'une connaissance représentée par un concept. Pour atteindre ces objectifs, nous avons adopté la démarche suivante : (i) proposer un modèle sémantique pour mesurer des indicateurs de la contribution de chaque apprenant au sein de son groupe, (ii) estimer ces indicateurs de contribution en utilisant des formules Bayésiennes (Triola, 2010), cette contribution doit prendre en compte les connaissances de l'apprenant ainsi que ses activités, (iii) proposer un ensemble de recommandations pour aider l'apprenant dans son apprentissage et le préparer pour une évaluation plus pertinente.

Comme le montre la figure 1, l'architecture du système de recommandation que nous proposons est composée de deux modules exploitant trois modèles : un module de collecte de trace, un modèle de contenu pédagogique, un modèle de l'apprenant, un modèle de collaboration et un module de recommandation. Ce système permet de

collecter les traces des utilisateurs et de les stocker dans une base de traces. Une trace est une séquence temporelle d'observés contenant toutes les actions de l'utilisateur pour réaliser une tâche donnée.

Le premier module de notre système traite la collecte des traces primaires en format natif. Le deuxième module permet de classer les traces primaires issues du premier module en traces de haut niveau suivant le modèle de trace (Li, 2013). En fonction du contenu du modèle de trace et du modèle du contenu pédagogique, des algorithmes de calcul d'indicateurs d'apprentissage de l'apprenant sont appliqués dans le module de recommandation. Pour cela, le système de recommandation doit sélectionner la ou les bonnes recommandations qui permettent d'orienter l'utilisateur lors de la réalisation de sa tâche d'apprentissage. Nous allons illustrer ce système de recommandation au sein de la plate-forme d'apprentissage collaboratif E-Memorae 2.0 (Abel and Leblanc, 2009).

Dans les prochaines sous-sections, nous présentons le principe des principales composantes du système de recommandation, à savoir le modèle de contenu pédagogique, le modèle de collaboration, la collecte des traces et le modèle de l'apprenant. Le calcul des indicateurs d'apprentissage et le module de recommandation seront présentés dans les sections suivantes.

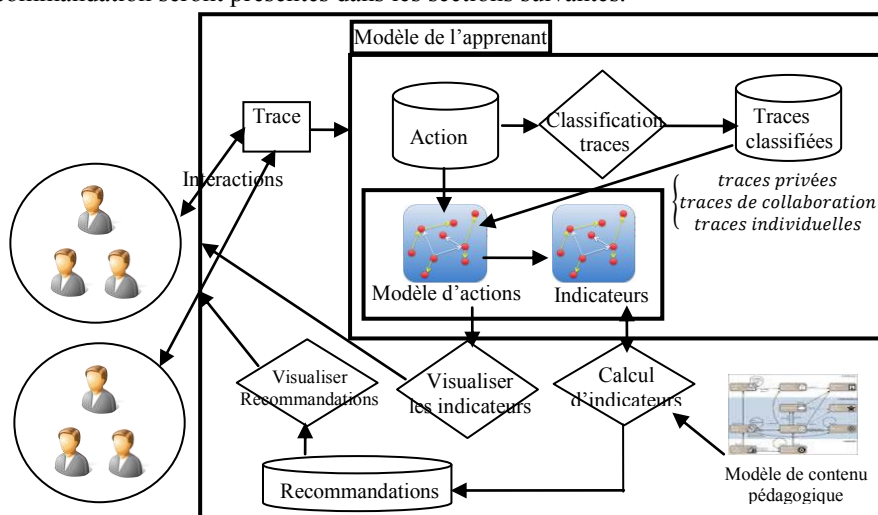


Fig. 1. Architecture générale du système de recommandation

3.1 Le modèle de contenu pédagogique

Le modèle de contenu pédagogique des environnements d'apprentissage est généralement constitué d'un ensemble d'éléments représentant des fragments élémentaires de connaissance du domaine étudié. Ces éléments, souvent organisés en une hiérarchie, sont nommés (concepts, notions, éléments de connaissance, sujets) et ils peuvent être de différents types. Notre modèle de contenu pédagogique est composé d'ontologies d'application.

L'ontologie d'application spécifie les concepts d'une application particulière. Ces concepts représentent des notions à appréhender d'une unité de formation. Un concept

est donc une notion particulière qui doit être assimilée par l'apprenant durant l'apprentissage. Les concepts permettent d'indexer les ressources pédagogiques les traitant. Cela offre un moyen de réutiliser ces ressources. L'ontologie pour l'unité d'enseignement (UE) « Information Technology » est une ontologie d'application construite dans le cadre de l'environnement E-Memorae 2.0. La figure 2 en présente un extrait.

Pour ces ontologies d'applications, nous proposons d'ajouter l'attribut poids à la relation de type « est-un » qui existe entre chaque concept et ses sous-concepts ($0 \leq \text{poids} \leq 1$) avec la somme des poids des sous-concepts égale à 1. Cette valeur est déterminée par le responsable de la formation et représente le degré de contribution de ce concept dans l'acquisition du concept père (figure 2).

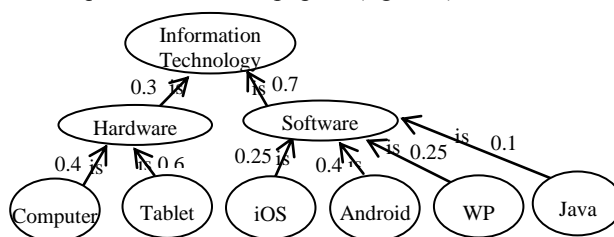


Fig. 2. Extrait de notre ontologie d'application « Information Technology »

3.2 Le modèle de collaboration

Notre modèle de collaboration permet d'organiser des espaces de collaboration dédiés aux apprenants travaillant en groupe sur un même problème, formant ainsi un lieu de travail et d'échange pour le groupe, et permettant, d'une part, à chaque membre du groupe d'accéder aux ressources (documents et autres) destinées au groupe et, d'autre part, de mémoriser son travail (documents, idées, connaissances, solutions, etc.) relatif au problème traité. L'environnement Memorae 2.0 permet à chaque utilisateur de choisir d'accéder à un espace privé ou des espaces de collaboration du groupe.

- L'espace privé : espace où chaque utilisateur peut mettre ses propres ressources. Le contenu de cet espace n'est accessible que par cet utilisateur.
- L'espace du groupe : espace accessible par les membres du groupe uniquement et dans lequel, ils partagent et échangent des ressources.

3.3 Collecte de traces

Le recueil des traces consiste à observer l'apprenant en situation d'apprentissage et à mémoriser ses traces d'activités pour inférer le modèle de l'apprenant. Ce mode de recueil est intéressant, car il permet de capter les interactions de l'apprenant sans le détourner de sa principale tâche. Dans E-Memorae 2.0, ces actions sont sauvegardées dans la base de traces et classifiées suivant le modèle d'actions de la plateforme E-Memorae 2.0. Selon ce modèle, nous avons trois types de traces : (1) les traces privées enregistrent les actions que l'utilisateur effectue dans son espace privé ; (2) les traces de collaboration enregistrent les actions effectuées par les utilisateurs dans leur

espace de collaboration ; (3) les traces individuelles enregistrent les actions effectuées par l'utilisateur dans ses espace privés et de collaboration. Pour chaque type de traces, nous avons trois types d'activités qui peuvent être menées par l'apprenant : les consultations des ressources pédagogiques (les documents), les créations des ressources (les conversations, les meetings, les questions, les réponses, les notes et les wikis) et les additions des ressources (documents et annotations).

Exemple : La figure 3 montre un exemple d'interaction, sur différents concepts, d'un groupe d'utilisateurs en utilisant un histogramme. Chaque ligne représente les traces de collaboration d'un utilisateur pour chaque concept.

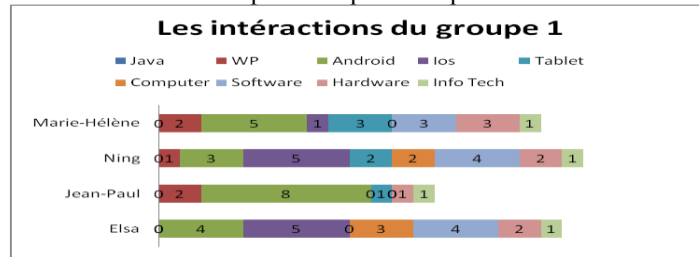


Fig. 3. Un exemple des interactions collaboratives dans un groupe

Le tableau suivant récapitule les actions, de la figure 2, réalisées par les membres du groupe 1. Pour un concept donné, chaque cellule du tableau représente le nombre d'actions réalisées par l'apprenant pour chaque type d'activités (C : Consultation, R : Création, A : Addition). Le nombre avant la parenthèse est la somme des actions de l'apprenant pour ce concept.

Table 1. Tableau récapitulatif des actions des utilisateurs du groupe 1.

	Elsa	Jean-Paul	Ning	Marie-Hélène	Total
Java	0(0C,0R,0A)	0(0C,0R,0A)	0(0C,0R,0A)	0(0C,0R,0A)	0(0C,0R,0A)
WP	0(0C,0R,0A)	2(1C,1R,0A)	1(0C,0R,1A)	2(0C,1R,1A)	5(1C,2R,2A)
Android	4(1C,3R,0A)	8(4C,3R,1A)	3(1C,1R,1A)	5(4C,1R,0AS)	20(10C,8R,2A)
Ios	5(2C,1R,2A)	0(0C,0R,0A)	5(2C,2R,1A)	1(0C,0R,1A)	11(4C,3R,4A)
Tablet	0(0C,0R,0A)	1(0C,1R,0A)	2(1C,0R,1A)	3(0C,2R,1A)	6(1C,3R,2A)
Computer	3(2C,0R,1A)	0(0C,0R,0A)	2(0C,0R,2A)	0(0C,0R,0A)	5(2C,0R,3A)
Software	4(2C,1R,1A)	0(0C,0R,0A)	4(1C,2R,1A)	3(1C,1R,1A)	11(4C,4R,3A)
Hardware	2(1C,1R,0A)	1(0C,1R,0A)	2(1C,0R,1A)	3(0C,2R,1A)	8(2C,4R,2A)
Info Tech	1(1C,0R,0A)	1(1C,0R,0A)	1(1C,0R,0A)	1(1C,0R,0A)	4(4C,0R,0A)
Total	19(9C,6R,4A)	13(6C,6R,1A)	20(7C,5R,8A)	18(6C,7R,5A)	60(28C,24R,18A)

C : Consultation, R : Création, A : Addition.

3.4 Le modèle de l'apprenant

Notre modèle de l'apprenant est un sous-ensemble du modèle du contenu pédagogique. Le contenu pédagogique est décomposé en un ensemble d'éléments et le modèle de l'apprenant est représenté par un ensemble de valeurs mesurables associées à ces éléments. Ces valeurs varient entre 0 (non maîtrisé) et 1 (maîtrisé). La structure du modèle de l'apprenant est la même que celle d'un réseau bayésien. Un réseau de Bayes est une technique probabiliste qui a été développée dans le cadre des

recherches pour décrire l'incertitude de faits en intelligence artificielle. Un réseau de Bayes permet de représenter facilement les liens de causalité dans le modèle de l'apprenant. Généralement, les informations du modèle de l'apprenant sont liées les unes aux autres. Autrement dit, les connaissances de l'apprenant influent les unes sur les autres. Par exemple, la motivation à apprendre a une influence directe sur la capacité d'effectuer la tâche. Et comme le modèle de l'apprenant a un caractère hypothétique, en utilisant les probabilités, l'incertitude est traitée.

Les éléments (concepts et activités) du modèle de l'apprenant deviennent des nœuds (variables) dans le réseau bayésien. Les relations de type « est-un » dans le modèle de l'apprenant deviennent des relations de dépendance conditionnelle entre les variables formant ainsi les arcs du réseau bayésien. Les concepts représentent les variables non observables tandis que les autres éléments qui sont les activités d'apprentissage utilisées pour mesurer le degré de maîtrise de l'apprenant (tests, exercices, forums, etc.) représentent les variables observables qui sont ajoutées au réseau bayésien. Le poids de chaque élément est remplacé, pour chaque variable non observable, par une probabilité de maîtrise d'un concept par l'apprenant.

4 Construction du modèle de l'apprenant à partir des indicateurs

Nous considérons que la maîtrise d'un concept est liée aux activités réalisées le concernant. Nous cherchons donc à mesurer le degré de maîtrise d'un concept C par l'apprenant à partir des traces d'activités qu'il a menées dans son espace de collaboration :

- concernant C
- concernant les concepts SC spécialisant C

Pour chaque concept, nous distinguons deux poids : P1 pour les activités le concernant directement et P2 pour les activités concernant les concepts le spécialisant. La somme des deux poids doit être égale à un.

Exemple : P1= 0.6, P2 = 0.4.

Chaque type d'activité possède également un poids pris en compte dans le calcul du degré de maîtrise de ce concept par l'apprenant. Cela permet de distinguer les concepts qui nécessitent une activité plus théorique (consultation de ressources) que pratique (réalisation d'un exercice, création d'une ressource). La somme des poids des types d'activités doit également être égale à un.

Exemple : Pour un concept donné, Poids_consultation =0.2, Poids_création =0.5 et Poids_addition=0.3. Notons que ces poids peuvent varier d'un concept à l'autre.

Pour réaliser notre modèle de traces primaires augmenté de poids, nous utilisons finalement le format *Resource Description Framework* (RDF). RDF est un modèle de graphe qui sert à décrire formellement les ressources Web et leurs métadonnées. La figure 4 montre le graphe RDFS de notre modèle de connaissances. Une ellipse représente une classe de ressources et un rectangle représente une propriété.

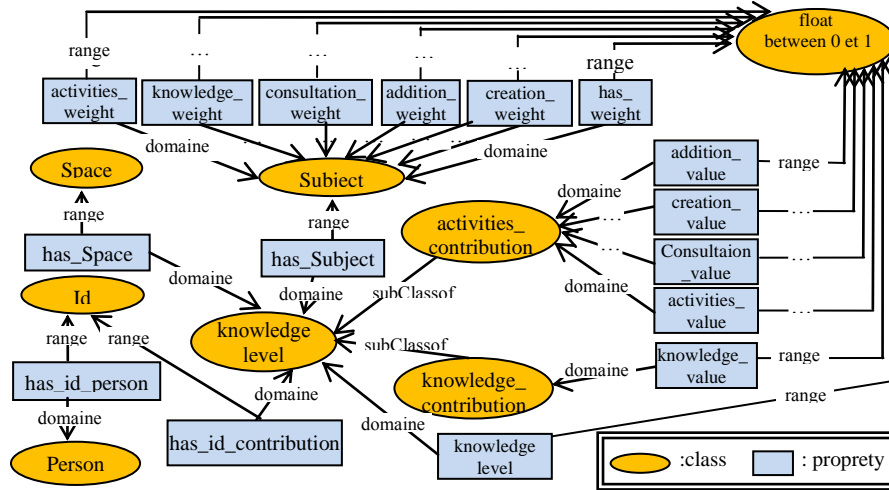


Fig. 4. Le modèle de connaissances dans la plateforme E-Memorae 2.0

4.1 Calcul des indicateurs

Pour mesurer les indicateurs d'apprentissage (degré de maîtrise d'un concept C, degré de contribution par les activités concernant C, degré de contribution par les activités concernant les concepts SC spécialisant C), de l'apprenant dans son espace de collaboration, nous appliquons la formule bayésienne suivante :

Considérons une partition A_1, A_2, \dots, A_n de l'ensemble E des événements : $A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n = E, A_i \cap A_j = \emptyset$ pour $i \neq j$ et $P(E) = 1$. Pour tout événement B,

$$P(B) = P(A_1) \cdot P(B | A_1) + P(A_2) \cdot P(B | A_2) + \dots + P(A_n) \cdot P(B | A_n). \quad (1)$$

$P(B | A)$: la probabilité conditionnelle que l'événement B soit vrai sachant que l'événement A est déjà vrai.

Nous appliquons l'équation (1) pour calculer ces indicateurs.

La contribution par les activités.

Pour un apprenant i dans un espace S, l'indice de la contribution par activité AC(i, j) pour un concept j est calculé comme suit :

$$AC(i, j) = \sum_{k=1}^n P_j(k) * contribution_value_{(i,j)}(k) \quad (2)$$

Avec n : le nombre des types d'activités, dans notre cas n=3. $P_j(k)$: le poids du type de l'activité k (consultation, création ou addition) pour le concept j.

$contribution_value_{(i,j)}(k)$ est une fréquence relative estimée par le rapport entre le nombre d'activités de type k, concernant le concept j, réalisées par l'apprenant i au sein de son groupe et le nombre de toutes les activités de type k, concernant le même

concept j, réalisées par l'ensemble des membres du groupe S. *contribution_value* est soit *consultation_value*, *creation_value* ou *addition_value*.

Exemple : Pour le concept « Android », supposons que : Poids_consultation=0.2, Poids_création=0.5 et Poids_addition=0.3. En utilisant la table 1, nous calculons la contribution par les activités des membres du groupe 1 pour ce concept (table 2).

Table 2. Contributions par les activités des utilisateurs du groupe 1 pour « Android ».

	Consultation_value	Creation_value	Addition_value	Activities_value
Elsa	1/10=0.1	3/8 = 0.375	0/2 = 0	0.1*0.2+0.375*0.5+0*0.3 = 0.1975
Jean-Paul	4/10= 0.4	3/8 = 0.375	1/2 = 0.5	0.4*0.2+0.375*0.5+0.5*0.3 = 0.4175
Ning	1/10 = 0.1	1/8 = 0.125	1/2 =0.5	0.1*0.2+0.125*0.5+0.5*0.3 = 0.2325
Marie-Hélène	4/10 = 0.4	1/8 = 0.125	0/2 =0	0.4*0.2+0.125*0.5+0*0.3 = 0.1425

Nous calculons la contribution par les activités de Marie-Hélène pour tous les concepts (table 3).

Table 3. Contributions par les activités de « Marie-Hélène » pour tous les concepts.

	Java	WP	Android	Ios	Tablet	Computer	Software	Hardware	Info_Tech
Marie-Hélène	0	0.4	0.142	0.075	0.483	0	0.274	0.4	0.05

La contribution par les sous-concepts.

Pour un apprenant i, l'indice de la contribution par les sous-concepts k pour un concept j $KC(i, j)$ est égal à :

$$KC(i, j) = \sum_{k=1}^n P(k) * knowledge_level(i, k) \quad (3)$$

n est le nombre des sous-concepts k du concept père j. P(k) : le poids associé à chaque sous concept k (Ces poids sont définis dans l'ontologie d'application).

Exemple : Le concept « Android » n'a pas de sous-concept donc :

$$KC_{(Marie-Hélène, Android)} = 0$$

La contribution globale (degré de maîtrise).

Maintenant, le degré de maîtrise ou le niveau de connaissance de l'apprenant i sur le concept j $KL(i, j)$ est égal à :

$$KL(i, j) = P1 * AC(i, j) + P2 * KC(i, j) \quad (4)$$

P1 et P2 sont les poids associés aux deux contributions (*activities_contribution* et *knowledge_contribution*).

Exemple : Le concept « Android » n'a pas de sous-concept. La seule contribution pour ce concept est donc la contribution par activités (P1=1, P2=0).

$$KL_{(Marie-Hélène, Android)} = P1 * AC_{(Marie-Hélène, Android)} + P2 * KC_{(Marie-Hélène, Android)}$$

$$KL_{(Marie-Hélène, Android)} = 1 * 0.1425 + 0 * 0 = 0.1425$$

La table 4 récapitule les degrés de maîtrise de Marie-Hélène pour tous les sous-concepts.

Table 4. Les niveaux de connaissances de « Marie-Hélène » pour les sous-concepts.

	Java	WP	Android	Ios	Tablet	Computer
Marie-Hélène	0	0.4	0.142	0.075	0.483	0

Maintenant, nous allons inférer le degré de maîtrise de Marie-Hélène pour les concepts Software, Hardware et Information Technology. Supposons, pour ces concepts, que le poids P1 associé aux activités est égal à 0.6 et le poids P2 associé aux sous-concepts est égal à 0.4.

$$KL_{(Marie-Hélène, Software)} = P1 * AC_{(Marie-Hélène, Software)} + P2 * KC_{(Marie-Hélène, Software)}$$

En appliquant l'équation (3) :

$$KC_{(Marie-Hélène, Software)} = 0.25*0.075+0.4*0.142+0.25*0.4+0.1*0 = 0.159$$

$$\text{En appliquant l'équation (4) : } KL_{(Marie-Hélène, Software)} = 0.6*0.274+0.4*0.159=0.228$$

La table 5 récapitule les degrés de maîtrise de Marie-Hélène pour les concepts parents.

Table 5. Les niveaux de connaissance de « Marie-Hélène » pour les concepts parents.

	Software	Hardware	Information Technology
Marie-Hélène	0.228	0.356	0.119

5 Le module de recommandation

L'objectif est de générer des recommandations pour l'apprenant concernant son parcours d'apprentissage à partir des indicateurs d'apprentissage stockés dans la base des indicateurs. Une recommandation R consiste en une proposition d'action à réaliser.

$$R = \langle u, s, c, \text{task}, (o_1, o_2, \dots, o_n) \rangle \quad (5)$$

- u : l'utilisateur tracé.
- s : l'espace de travail.
- c : le concept concerné par la recommandation.
- task : la tâche que nous devons recommander à l'utilisateur de faire (consulter des ressources, ajouter des ressources, créer des ressources ou consulter d'autres concepts).
- (o_1, o_2, \dots, o_n) : l'ensemble des utilisateurs de l'espace s qui peuvent aider cet utilisateur dans la réalisation de la tâche task.

Algorithme de recommandation.

Entrée : base des indicateurs, P : Person, S : Space, C : Concept, seuil ε entre 0 et 1/n (n : nombre des membres du groupe), BDR : base des recommandations.

Sortie : connaissances de recommandations.

Indicateurs := search_indicators(A, C, S) dans la base des indicateurs.

```

Si  $AC_{(P, C)} < \epsilon$  alors
  Si consultation_value  $< \epsilon$  alors
    U := search_users(S, 'consultation_value  $> \epsilon$ ')
    Add( $\langle P, S, C, 'consulter\_ressources', U \rangle$ , BDR)
  FinSi
  Si addition_value  $< \epsilon$  alors
    U := search_users(S, 'addition_value  $> \epsilon$ ')
    Add( $\langle P, S, C, 'ajouter\_ressources', U \rangle$ , BDR)
  FinSi
  Si creation_value  $< \epsilon$  alors
    U := search_users(S, 'creation_value  $> \epsilon$ ')
    Add( $\langle P, S, C, 'créer\_ressources', U \rangle$ , BDR)
  FinSi
FinSi
Si  $KC(C) < \epsilon$  alors
  CO := search_sub_concepts (C, 'knowledge_level  $< \epsilon$ ')
  U := search_users (S, 'knowledge_level  $> \epsilon$ ')
  Pour tout concept  $C_j$  de CO faire
    Add( $\langle P, S, C_j, 'consulter\_concept', U \rangle$ , BDR)
  FinPour
FinSI
Fin

```

Lorsque le degré de maîtrise d'un concept est inférieur à un certain seuil, notre algorithme étudie les activités réalisées par l'apprenant dans son espace de travail.

Notre algorithme permet de déterminer si cela est du au fait que l'apprenant n'a pas réalisé assez d'activités dans son espace de travail. Si c'est le cas, l'algorithme détermine aussi s'il s'agit d'activités de consultation, d'addition ou de création. Et dans ce cas, il recommande à l'apprenant de réaliser davantage d'activités et lui fournit la liste des apprenants de son groupe identifiés comme « Experts » qui peuvent l'aider dans la réalisation de ces activités. L'algorithme peut aussi déterminer si la faille est due à la non maîtrise d'un ou de plusieurs sous-concepts et dans ce cas, l'algorithme recommande à l'apprenant de travailler davantage sur ces sous-concepts avec les apprenants ayant déjà acquis des compétences pour ces sous-concepts.

6 Conclusion

Les traces sont des éléments très importants dans les environnements collaboratifs. Leur analyse vise à comprendre et à suivre les apprentissages d'un apprenant ou d'un groupe d'apprenants et à qualifier l'utilisation, l'utilisabilité et l'acceptabilité de l'environnement collaboratif pour le rendre plus adaptatif. Dans cet article, nous avons défini l'architecture d'un système de recommandation pour l'apprenant. Cette architecture est basée sur un modèle original de l'apprenant tenant compte de la définition d'indicateurs d'apprentissage. Une base de connaissances a été construite à cette fin. Les traces d'interaction enregistrées ont été utilisées pour calculer les

indicateurs de l'état des apprenants, de l'état des groupes et de la progression de la session de formation. Nous avons finalement choisi d'utiliser une formule bayésienne pour calculer le degré de maîtrise d'un concept à appréhender au cours d'une formation et défini dans le contenu pédagogique de cette dernière. En fonction de ce degré et des traces d'activités enregistrées, des recommandations sont données à l'apprenant.

Nous travaillons actuellement au déploiement du module de recommandation au sein de l'environnement E-MEMORAe 2.0 afin de pouvoir le tester auprès des étudiants de l'université de Sétif.

Références

1. Abel, M.H. : Apport des Mémoires Organisationnelles dans un contexte d'apprentissage. mémoire d'habilitation à diriger des recherches, université de technologie de Compiègne, (2008).
2. Abel, M. H., Leblanc, A.: Knowledge Proc of sharing via the E-EMORAe2.0 platform. In: the International Conference on Intellectual Capital, Knowledge Management & Organizational Learning, (2009) 10-19.
3. Avouris, N., Komis, V., Margaritis, M., Fiotakis, G.: An environment for studying collaborative learning Activities. *Educational Technology & Society*, 7(2). (2004) 34-41.
4. Corbel, A., Girardot, J.J., Jaillon, P.: DREW: A Dialogical Reasoning Web tool. The International Conference on Information and Communication Technologies in Education (ICTE), Badajoz, Spain, 20-23 November (2002).
5. George, S. : Analyse automatique de conversations textuelles synchrones d'apprenants pour la détermination de comportements sociaux. *Revue Sciences et technologies de l'information et de la communication pour l'éducation et la formation (STICEF) Numéro spécial : technologies et formation à distance*, (2004) 165-193.
6. Georgeon, O., Mille, A., Bellet, T. : Abstract : un outil et une méthodologie pour analyser une activité humaine médiée par un artefact technique complexe. *Ingénierie des Connaissances IC 2006*, Nantes (2006).
7. Li, Q., Abel, M.H., Barthès, J.P.: Facilitating Experience Groups Sharing -Collaborative Trace. *Proceeding of Reuse Exploitation. and In: International Conference on Knowledge Management and Information Sharing*, (2012) 21-30.
8. Ollagnier-Beldame, M., Mille, A. : Faciliter l'appropriation des EIAH par les apprenants via les traces informatiques d'interactions. *Sticef spécial traces*, (2007) 22p.
9. Sani, M.R.F., Mohammadian, N., Hoseini, M.: Ontological learner modeling. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Vol. 46. (2012) 5238 – 5243.
10. Settouti, L., Prié, Y., Mille, A., Marty, J-C. : Système à base de traces pour l'apprentissage humain. *Colloque international TICE 2006, Technologies de l'Information et de la Communication dans l'Enseignement Supérieur et l'Entreprise*, Toulouse, Octobre (2006).
11. Siebra, S., Salgado, A.C., Brézillon, P., Tedesco, P.: A learning interaction memory using contextual information. *The CONTEXT-05 Workshop on Context and Groupware*, Paris, France (2005) 12p.
12. Triola, M. F.: *Baye's Theorem*. Pearson education, (2010).
13. Wang, N., Abel, M. H., Barthès, J.P., Negre, E.: Towards a Recommender System from Semantic Traces for Decision Aid. *KMIS, Rome* (2014) 274-279.