



**HAL**  
open science

## Approche pour la recommandation de ressources pédagogiques basée sur les liens sociaux

Mohammed Tadlaoui, Sébastien George, Karim Sehaba

### ► To cite this version:

Mohammed Tadlaoui, Sébastien George, Karim Sehaba. Approche pour la recommandation de ressources pédagogiques basée sur les liens sociaux. 7ème Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH 2015), Jun 2015, Agadir, Maroc. pp.192-203. hal-01405948

**HAL Id: hal-01405948**

**<https://hal.science/hal-01405948v1>**

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.

## Approche pour la recommandation de ressources pédagogiques basée sur les liens sociaux

Mohammed Tadlaoui<sup>1, 2</sup>, Sébastien George<sup>3</sup>, Karim Sehaba<sup>4</sup>

<sup>1</sup>INSA de Lyon, LIRIS, UMR5205, F-69676, Lyon, France

<sup>2</sup>Université de Tlemcen, LRIT, Tlemcen, Algérie

mohammed.tadlaoui@liris.cnrs.fr

<sup>3</sup>LUNAM Université, Université du Maine, EA 4023, LIUM, 72085, Le Mans, France

sebastien.george@univ-lemans.fr

<sup>4</sup>Université de Lyon, CNRS, Université Lyon 2, LIRIS, UMR5205, F-69676, Lyon, France

karim.sehaba@liris.cnrs.fr

**Résumé.** Les systèmes de recommandation ont pour objectif de proposer des ressources pertinentes à une personne en utilisant certaines informations sur les utilisateurs et les ressources du système. Notre travail s'intègre dans le contexte des systèmes de recommandation de ressources pédagogiques et plus particulièrement des systèmes qui utilisent des informations sociales. En se basant sur les résultats de recherche dans le domaine des systèmes de recommandation, des réseaux sociaux et des EIAH, nous avons défini une approche de recommandation de ressources pédagogiques en utilisant des informations sociales telles que les liens d'amitié et les appartenances aux groupes. Cette approche est basée sur un modèle formel qui permet de calculer la similarité entre des utilisateurs de l'EIAH afin de générer trois types de recommandation, à savoir : la recommandation des ressources populaires, utiles et des ressources visualisées récemment. Nous avons également développé une plateforme d'apprentissage qui intègre ce modèle de recommandation et qui nous a permis d'évaluer notre approche.

**Mots-clés.** Système de recommandation, ressources pédagogiques, réseaux sociaux, influence sociale, personnalisation.

**Abstract.** Recommender systems are designed to provide relevant resources to a person using some information about system users and resources. Our work fits into the context of recommending educational resource systems, especially systems that use social information. Based on the research results in the field of recommender systems, social networks and TEL, we defined an approach to recommend learning resources using social information such as friendships and group memberships. This approach is based on a formal model that can calculate the similarity between users of the system to generate three types of recommendation, namely the recommendation of popular resources, useful resources and recently viewed resources. We have also developed a learning platform that integrates this recommendation model and that allowed us to evaluate our approach.

**Keywords.** Recommender systems, educational resources, social networks, social influence, personalization.

## 1 Introduction

Les fonctionnalités d'interactions et d'entraide qu'offrent les réseaux sociaux en ligne ont permis à ces derniers d'être de plus en plus présents dans les dispositifs de formation. Ceci, soit comme étant un composant intégré à un LMS ou en mode autonome [14].

Selon Guy et Carmel [10], la multitude de ressources, de relations et d'interactions présentes dans les médias sociaux peut conduire les utilisateurs à subir une surcharge informationnelle qui les rend incapables d'assimiler les informations présentées par ces médias. Afin de réduire cette surcharge, il serait utile de proposer aux utilisateurs uniquement les ressources susceptibles de les intéresser. Pour ce faire, nous proposons de ne recommander aux utilisateurs que des ressources pertinentes en se basant sur les liens sociaux existants. Ainsi, l'objectif de notre travail est de proposer une approche permettant de personnaliser les ressources pédagogiques en s'appuyant sur les connexions entre individus dans les réseaux sociaux.

Nous nous appuyons, dans notre travail, sur deux principes en sciences sociales à savoir la régularité co-citation [4] (*Co-citation regularity*) et l'influence sociale [16]. Le premier principe stipule que les individus similaires ont tendance à se référer ou à se connecter aux mêmes ressources. Ce principe est utilisé dans les systèmes de recommandation classiques. Ces derniers se basent principalement sur les évaluations des utilisateurs similaires à un utilisateur donné pour chercher à prédire ses préférences.

Le deuxième principe indique que les personnes qui sont socialement connectées sont susceptibles de partager les mêmes intérêts ou des intérêts similaires. Donc les utilisateurs d'un système peuvent être facilement influencés par leurs amis et ainsi être intéressés par leurs activités. Ce principe est utilisé par les systèmes de recommandations sociales.

Les dernières années ont vu l'émergence du domaine de recherche des systèmes de recommandation pour les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH). Drachsler [6] explique que ce type de système utilise les expériences d'une communauté d'apprenants pour aider les apprenants de cette communauté à identifier plus efficacement un contenu d'apprentissage ou des apprenants pairs d'un ensemble de choix potentiellement très grand.

Les systèmes de recommandation existants utilisent principalement les évaluations des utilisateurs et leurs similarités pour leur proposer des ressources adaptées à leurs besoins. Néanmoins, ils n'exploitent pas les informations présentes dans les profils des utilisateurs similaires. Ainsi, afin de personnaliser et rendre plus pertinente la recommandation des ressources pédagogiques, nous proposons d'exploiter, en plus du profil de l'utilisateur cible, des informations présentes dans les profils de ses amis. Il s'agit principalement des caractéristiques des profils des apprenants amis, des informations sur la visualisation des ressources, leurs utilités par rapport aux domaines d'apprentissage et le résultat des exercices réalisés par un apprenant. Nous posons l'hypothèse que l'utilisation de ces informations peut aider à avoir une recommandation plus riche, complète et adaptée aux besoins de l'utilisateur.

Dans la section suivante, nous présentons un état de l'art sur la recommandation dans un contexte social et dans un contexte d'EIAH. Ensuite, nous proposerons une approche qui répond à la problématique de la surcharge informationnelle en utilisant

les relations sociales dans le processus de recommandation. Ensuite, nous présentons l'évaluation de notre approche via deux plateformes d'apprentissage en ligne. La dernière section comporte une conclusion et des perspectives de notre travail.

## 2 Travaux connexes

Les méthodes les plus utilisées dans les systèmes de recommandation sont fondées sur le filtrage collaboratif [9] et sur la similarité de contenu [13]. La première méthode recommande des ressources à partir de la similarité entre les préférences des utilisateurs. La deuxième méthode est basée sur la recommandation de ressources qui sont similaires aux ressources pour lesquelles l'utilisateur a montré un intérêt dans le passé. Les systèmes de recommandations exploitent de plus en plus les informations sociales pour améliorer la qualité et la pertinence de la recommandation. Bellogína *et al.* [3] scindent les systèmes de recommandations sociales en quatre types :

- 1) Recommandeur basé sur les amis : ce type utilise le filtrage collaboratif en ne prenant en compte que les utilisateurs amis de l'utilisateur courant ;
- 2) Recommandeur basé sur la popularité sociale : les systèmes de ce type recommandent les ressources les plus populaires chez les amis de l'utilisateur courant ;
- 3) Recommandeur basé sur les distances : ce type de systèmes utilise les distances entre les utilisateurs dans le graphe social pour la recommandation ;
- 4) Recommandeur hybride : ce type utilise plusieurs méthodes de recommandation pour bénéficier des avantages de chacune.

De leur côté, Drachsler *et al.* [8] classent les systèmes des recommandations selon 7 dimensions : tâches supportées, modèle utilisateur, modèle du domaine, personnalisation, architecture, emplacement et mode de recommandation.

Dans notre travail, nous considérons la première catégorie en nous focalisant sur les tâches des utilisateurs qui peuvent être réalisées dans un système de recommandation pédagogique. Dans le travail cité précédemment, Drachsler *et al.* expliquent que les tâches principales supportées dans les EIAH sont :

- 1) Trouver de nouvelles ressources : recommandation des nouvelles ressources ajoutées au système et plus particulièrement les ressources récentes ;
- 2) Trouver des utilisateurs intéressants : recommandation d'autres utilisateurs pour lesquels un utilisateur particulier peut être intéressé. Par exemple, proposer un utilisateur expert dans un domaine ou proposer un utilisateur ayant des intérêts similaires.
- 3) Trouver des scénarios : recommandation d'un parcours d'apprentissage. Par exemple, proposer une liste de chemins possibles pour les mêmes ressources pour atteindre un objectif d'apprentissage.

L'approche que nous proposons s'intègre dans le cadre du premier type de système de recommandation social (recommandeur basé sur les amis) et aussi dans la première tâche de la première catégorie des systèmes de recommandation EIAH (trouver de nouvelles ressources).

Plusieurs systèmes de recommandation dédiés aux EIAH ont été développés pendant la dernière décennie. Parmi les premiers systèmes, nous retrouvons Altered Vista [15] et RACOFI [1]. Le premier collecte les évaluations que les utilisateurs attribuent aux ressources pédagogiques et les propage sous forme de

recommandations « de bouche-à-oreille » selon les qualités des ressources. Le deuxième est similaire au premier et intègre en plus un moteur d'inférence à base de règles. LSRS [11] est un système de recommandation qui se base sur l'analyse des groupes d'apprentissage. ReMashed [7] propose aux apprenants d'évaluer des informations à partir d'un réseau d'apprentissage informel et utilise ces évaluations et les tags associés aux ressources pour effectuer la recommandation. Topolor [17] recommande les ressources pédagogiques suivant leurs nombres de tags qui sont les mêmes que ceux de la ressource que l'utilisateur est en train de consulter.

Tout comme les systèmes précédemment cités, notre approche est utilisée pour faire de la recommandation de ressources pédagogiques. Aucun de ces systèmes ne traite l'utilité des ressources par rapport aux domaines d'apprentissage des apprenants. Aussi, ces systèmes n'exploitent pas les informations présentes dans les profils des utilisateurs similaires. Aucun d'entre eux ne traite les connaissances acquises par les apprenants pour mieux personnaliser les recommandations.

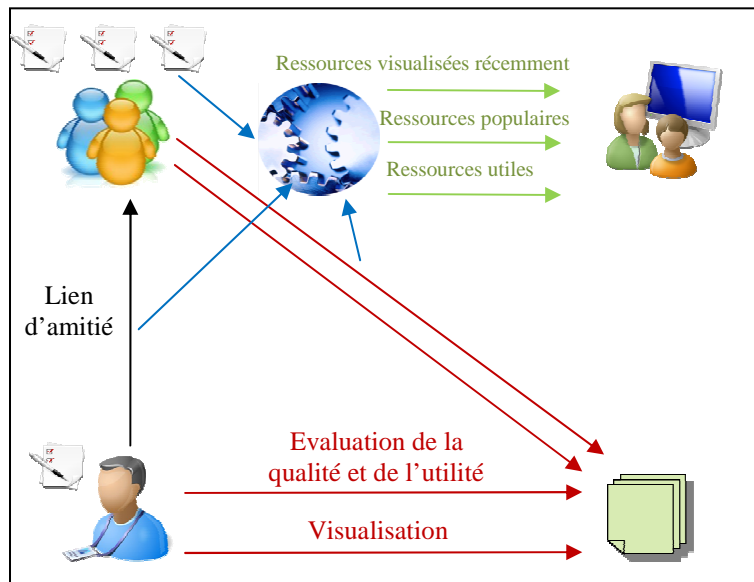


Fig. 1. Principe général de l'approche proposée.

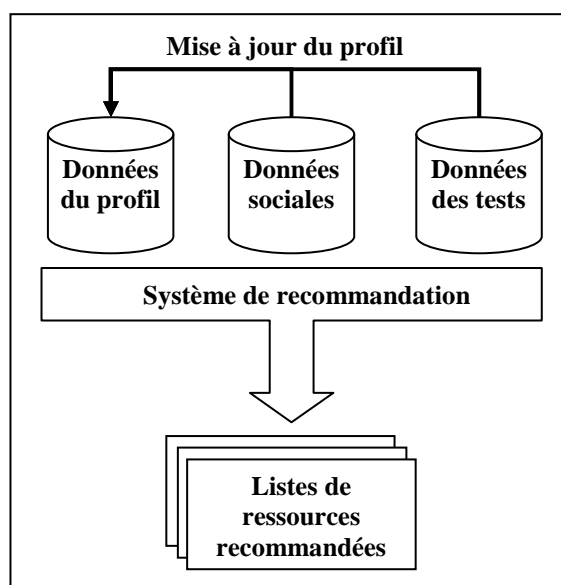
### 3 Approche de recommandation sociale

Le principe général de notre approche [18] est illustré par la figure 1. Chaque utilisateur de l'EIAH est décrit avec des informations qui caractérisent son profil et est lié par des liens d'amitié avec d'autres utilisateurs du système. Les liens d'amitié sont déclarés par les utilisateurs via des demandes d'ajout à la liste d'amis comme sur Facebook ou LinkedIn. Les utilisateurs peuvent visualiser (consulter) les ressources éducatives et ils peuvent également évaluer la qualité et l'utilité des ressources qu'ils ont déjà vues. L'utilité est donnée suivant un domaine d'intérêt d'un utilisateur alors

que la qualité est donnée par un utilisateur indépendamment de son domaine d'intérêt (si le système est utilisé dans une université, les domaines peuvent être les modules enseignés ou les spécialités).

Le système génère des listes de ressources recommandées pour un utilisateur donné à partir des caractéristiques des utilisateurs, des ressources ainsi que les liens entre eux. Ces listes sont personnalisées pour chaque utilisateur du système et sont divisées en trois types, à savoir les ressources visualisées récemment, les ressources populaires et les ressources utiles.

Comme le montre l'architecture de la figure 2, notre approche repose sur 1) les données qui décrivent les caractéristiques des utilisateurs stockés dans leurs profils, 2) les données qui décrivent les relations sociales des utilisateurs et des groupes et 3) les résultats des exercices effectués par les utilisateurs. Le système récupère les résultats des exercices réalisés par les utilisateurs et met à jour leurs niveaux de connaissances stockés dans leurs profils. Toutes ces données seront utilisées pour recommander des ressources pertinentes.



**Fig. 2.** Architecture globale de l'approche proposée.

Le processus global du système de recommandation de notre approche suit les étapes suivantes :

1. Choisir un type de recommandation (ressources visualisées récemment, ressources populaires ou ressources utiles) ;
2. Sélectionner les utilisateurs liés à l'utilisateur actif par un lien d'amitié ;
3. Calculer le degré de similarité entre l'utilisateur actif et ses amis suivants plusieurs critères ;
4. Calculer le score des ressources en fonction des actions (visualisation, évaluation et utilité) des amis de l'utilisateur actif sur les ressources ;

5. Présenter à l'utilisateur une liste de ressources ordonnées par score qui correspond au type de recommandation choisi.

### 3.1 Similarité sociale

La majorité des travaux qui traitent la recommandation utilisent le coefficient de corrélation de Pearson et les évaluations des ressources pour le calcul de la similarité entre deux utilisateurs d'un système. Ce coefficient mesure la corrélation linéaire entre deux variables. Dans les systèmes de recommandation ce coefficient sert à mesurer la dépendance entre deux vecteurs d'évaluations de ressources appartenant à deux utilisateurs. Étant donné que notre travail s'inscrit dans le contexte des réseaux sociaux à destination d'apprentissage, nous proposons une méthode spécifique pour le calcul de la similarité entre deux utilisateurs, soit  $u$  et  $v$ , qui se base sur 1) la similitude des choix de visualisations (notée  $VisuSim(u,v)$ ) et d'évaluations de ressources (notée  $EvalSim(u,v)$  et  $UtilSim(u,v)$ ) des deux utilisateurs 2) la force de lien entre ces utilisateurs (notée  $LinkS(u,v)$ ), et 3) la similitude entre les profils de ces utilisateurs (notée  $ProfilSim(u,v)$ ). Formellement, la similarité sociale entre  $u$  et  $v$ , notée  $SocialSim(u,v)$ , est calculée comme suit :

$$SocialSim(u,v) = EvalSim(u,v) + UtilSim(u,v) + VisuSim(u,v) + LinkS(u,v) + ProfilSim(u,v) / 5$$

Pour le calcul de la similarité en termes d'évaluation  $EvalSim(u,v)$  nous nous sommes basés sur le coefficient de corrélation de Pearson. Nous avons adapté ce coefficient pour le calcul de la similarité en termes d'utilité  $UtilSim(u,v)$  en y intégrant les domaines d'intérêt des utilisateurs. La similarité en termes de visualisation  $VisuSim(u,v)$  est relative au nombre de ressources co-visualisées par les deux utilisateurs et au nombre total de ressources visualisées par les deux utilisateurs.

Dans les réseaux sociaux, le lien entre deux utilisateurs sera d'autant plus fort qu'ils ont de voisins en commun [16]. Dans notre travail, la force du lien  $LinkS(u,v)$  entre deux utilisateurs est définie à l'aide de leur nombre d'amis communs et leur nombre total d'amis. La similarité relative aux caractéristiques présentes dans les profils utilisateurs  $ProfilSim(u,v)$  prend en compte les similitudes entre les utilisateurs en termes de préférences, de connaissances, de buts, ... Cette similarité est liée au nombre de caractéristiques communes entre les deux utilisateurs et au nombre total de caractéristiques.

### 3.2 Recommandation de ressources

**Recommandation de ressources visualisées récemment.** Le système peut présenter à un utilisateur donné une liste de ressources qui ont été visualisées récemment par des utilisateurs qui lui sont similaires. Le score de recommandation des ressources est calculé suivant les ressources visualisées par les amis de l'utilisateur, le temps écoulé depuis la dernière visualisation et les similarités sociales avec ses amis. Ce type de recommandation est intéressant pour que les utilisateurs puissent consulter les res-

sources au même moment que leurs amis pour pouvoir collaborer et s'entraider sur leurs différents cours.

**Recommandation de ressources populaires.** Un utilisateur peut également se voir recommander la liste des ressources les mieux notées par ses amis. Le score de recommandation des ressources est déterminé par les valeurs des évaluations des ressources par les amis de l'utilisateur et les similarités sociales avec ses amis.

**Recommandation de ressources utiles.** Une liste de ressources peut être recommandée à un utilisateur selon leurs utilités par rapport aux domaines d'apprentissage actuels de cet utilisateur. La formule de calcul du score de la recommandation des ressources est définie par l'utilité des ressources par rapport aux domaines d'apprentissage et les similarités sociales.

Les formules des 5 composantes de la similarité sociale et celles des trois types de recommandation sont détaillées dans un autre article [18].

## 4 Évaluation

Pour évaluer notre approche, nous avons tout d'abord voulu utiliser des ensembles de données (*dataset*) extraits des systèmes de recommandation éducatifs existants. Parmi ces ensembles de données, nous pouvons mentionner Mendeley [12], MACE [19] et APOSDLE [2]. Après avoir étudié ces données, nous avons constaté qu'il était impossible de les utiliser pour évaluer notre modèle. Les données qu'ils fournissent ne contiennent pas toutes les données dont nous avons besoin pour mener l'évaluation, tels que les relations d'amitiés entre les utilisateurs et les évaluations des ressources en termes d'utilité.

Nous avons examiné la possibilité de compléter ces ensembles de données avec les informations manquantes mais le nouvel ensemble de données modifiées peut être incohérent ou fausser notre simulation.

Pour l'évaluation de notre approche, nous avons établi un processus pour évaluer si le système pouvait proposer des ressources pertinentes et en les comparant avec d'autres approches existantes. Ce processus est composé de trois étapes : 1) créer un ensemble de données composé de 10 utilisateurs et 9 ressources et évaluer le système avec celui-ci 2) développer une plateforme d'apprentissage qui implémente notre approche et la tester avec des utilisateurs en situation réelle. 3) en parallèle de cette étape, nous travaillons actuellement sur l'intégration et l'évaluation de notre système de recommandation à une plateforme sociale et éducative existante, ACCEL [5]. Les sections suivantes présentent ces trois étapes.

### 4.1 Simulation sur un ensemble de données créé

Pour la première étape du processus d'évaluation, nous avons fait une simulation sur un ensemble de données que nous avons créé. Cette évaluation nous a permis de tester les algorithmes liés à nos formules, d'évaluer leur efficacité et de les affiner. Nous avons développé un prototype en Java qui calcule les similarités entre les utilisateurs puis calcule et affiche les trois listes de recommandation (ressources vues récemment, ressources populaires et ressources utiles).



L'ensemble de données que nous avons créé contient les informations de 10 utilisateurs et 9 ressources. Ces données contiennent principalement 1) les caractéristiques des utilisateurs, tels que l'âge, les préférences (visuel, auditif, ...), ... 2) les relations sociales entre les utilisateurs et 3) des valeurs des évaluations que les utilisateurs attribuent aux ressources éducatives.

Le prototype que nous avons développé nous a permis de valider les hypothèses suivantes :

- Les ressources les plus visualisées par les amis d'un utilisateur et celles qui ont été les plus récemment visualisées par ses amis sont correctement présentées à cet utilisateur comme recommandations de ressources consultées récemment ;
- Les ressources les mieux évaluées par les amis d'un utilisateur, lui sont correctement présentées comme recommandations de ressources populaires ;
- Les ressources les mieux évaluées par les amis d'un utilisateur sur ses domaines, lui sont correctement présentées comme recommandations de ressources utiles ;
- Les ressources visualisées par des amis similaires sont mieux classées dans les trois types de recommandation.

## 4.2 Conception et test de la plateforme Icraa

Pour évaluer notre approche avec des utilisateurs réels, nous avons développé une plateforme d'apprentissage, nommé Icraa (Icraa is a soCial leaRning And Authoring environment), qui met en œuvre nos modèles formels de recommandation de ressources éducatives.

Pour pouvoir valider notre approche, les utilisateurs sont amenés à évaluer la pertinence des ressources proposés par le système via un questionnaire.

La plateforme d'apprentissage est actuellement utilisée par 10 enseignants de l'Université de Tlemcen (Algérie). L'évaluation est effectuée sur trois promotions de 25, 28 et 40 étudiants. Les enseignants sont invités à télécharger des ressources éducatives liées à leurs cours et nous estimons que nous aurons plus de 300 ressources à la fin d'avril 2015.

### **Fonctionnalités de la plate-forme.**

*Télé-versement de ressources.* Les enseignants peuvent télécharger les ressources relatives à leurs cours dans la plateforme et les décrire par des métadonnées.

*Accès aux ressources.* Toutes les ressources sont accessibles à tous les utilisateurs de la plate-forme (étudiants et enseignants).

*Téléchargement des ressources.* Tous les utilisateurs peuvent télécharger les ressources qui ont été ajoutées par les enseignants. La figure 3 montre la page d'une ressource qui contient son titre, sa description, son lien de téléchargement, un glossaire, les notes de l'enseignant concernant celle-ci, le nom et la photo de son auteur. Une fois que l'utilisateur télécharge une ressource, elle sera considérée par le système comme étant visualisée. Cette information nous paraît suffisante dans un premier temps et pourra être améliorée dans une version ultérieure du système en traçant plus finement les interactions avec la ressource.

*Évaluation des ressources.* Un utilisateur de la plateforme peut évaluer la qualité d'une ressource et son utilité en fonction de ses domaines d'apprentissage. Cette fonctionnalité est illustrée en figure 4.

Approche de recommandation de ressources pédagogiques basée sur les liens sociaux

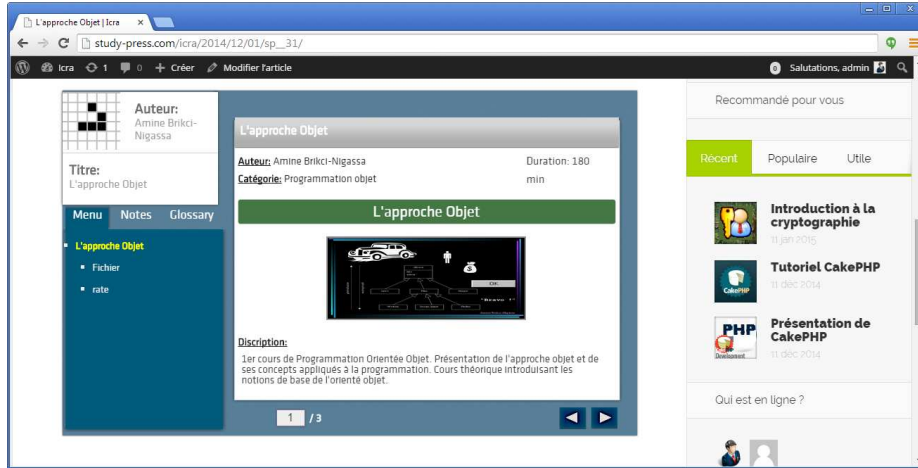


Fig. 3. Interface de visualisation/téléchargement d'une ressource.

*Recommandation de ressources.* Comme le montre la partie droite de la figure 3, le système fournit les trois types de recommandation de notre approche à savoir les ressources récemment consultées, les ressources populaires et les ressources utiles. Lorsqu'un utilisateur choisit l'un de ces trois types, le système affiche la liste des trois meilleures ressources recommandées.

*Caractéristiques sociales.* La plateforme Icras offre de multiples fonctionnalités sociales qui peuvent être retrouvées dans les réseaux sociaux comme Facebook. Par exemple, notre plateforme intègre les fonctionnalités d'envoi ou de partage des messages, images, vidéo et autres types de documents, d'ajout d'utilisateurs comme amis, de constitution de groupes, d'envoi de messages privés, ...

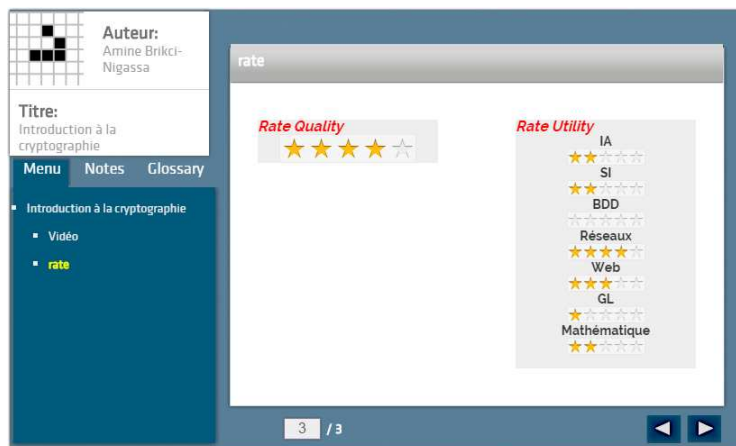


Fig. 4. Evaluation de la qualité et de l'utilité d'une ressource.

**Premiers résultats.** La plateforme Icras a été installée fin novembre 2014. Après 4 semaines d'utilisation, 4 enseignants ont déposé une cinquantaine de ressources.

Comme premiers résultats de cette expérimentation, nous avons remarqué que 80% des recommandations ont été jugées pertinentes par les utilisateurs. En outre 82% des recommandations présentées aux utilisateurs ont été jugées utiles dans leurs domaines d'apprentissage. L'évaluation se poursuit au second semestre de cette année universitaire et elle se terminera à la fin du mois d'avril 2015.

**L'évaluation en cours.** Les premiers résultats sont intéressants, mais ne suffisent pas. Actuellement, nous travaillons sur la prochaine étape de l'évaluation avec la plateforme Icras. Nous avons divisé l'ensemble des utilisateurs de cette plateforme en 3 groupes:

- Groupe 1: les étudiants de ce groupe ont des recommandations qui respectent notre approche;
- Groupe 2: les étudiants de ce groupe ont des recommandations qui respectent l'algorithme existant du recommandeur basé sur les amis (expliqué dans la section 2);
- Groupe 3: les étudiants de ce groupe de contrôle ont des recommandations dans un ordre aléatoire.

Notre hypothèse est que le groupe 1 sera plus satisfait par les recommandations fournies que le groupe 2, qui sera lui-même plus satisfait que le groupe 3.

#### 4.3 Simulation avec la plateforme ACCEL

ACCEL est une plateforme de formation à distance développée et utilisée par l'Université de Lille (France). C'est un acronyme de «Apprentissage Collaboratif et Communauté En Ligne». ACCEL est utilisé dans un contexte de formation continue avec des utilisateurs provenant du monde professionnel alors que Icras est utilisé dans un contexte universitaire avec de jeunes étudiants. Tous les cours qui sont suivis par les étudiants d'ACCEL le sont en apprentissage à distance, alors que les étudiants qui utilisent Icras à l'Université de Tlemcen suivent les cours en apprentissage hybride présence/distance.

L'ensemble de données extraites de la plateforme ACCEL peut ainsi nous aider à évaluer notre approche dans une situation réelle d'apprentissage à distance. Le problème est que cette plateforme ne contient pas les fonctionnalités pour l'évaluation de ressources et la déclaration de relations d'amitié.

Nous travaillons avec l'équipe d'ACCEL pour intégrer ces fonctionnalités sur leur plateforme. Tous leurs utilisateurs vont utiliser ces nouvelles fonctionnalités et après quelques semaines d'utilisation nous allons extraire un ensemble de données qui contiendra les informations dont nous avons besoin pour notre évaluation.

## 5 Conclusion

Dans ce document, nous avons présenté une approche de recommandation de ressources éducatives basée sur les relations sociales. Nous avons développé un modèle formel pour le calcul de la similarité entre les utilisateurs et la génération de trois

types de recommandation de ressources éducatives. Nous avons également présenté une illustration et une évaluation que nous avons effectuée pour tester, affiner et valider notre approche.

La plateforme Icras que nous avons développée nous a permis d'avoir de premiers résultats positifs sur l'évaluation de notre approche. Plus de 80% des recommandations fournies par le système ont été jugées intéressantes par les utilisateurs. À l'aide de cette plateforme, nous continuerons dans les prochains mois de faire une évaluation comparative entre notre approche et une autre approche de recommandation qui respectent l'algorithme du recommandeur basé sur les amis.

Notre approche de recommandation est basée sur le filtrage collaboratif utilisant les évaluations des utilisateurs. Cette approche peut être enrichie par une méthode de recommandation hybride qui utilise également une recommandation basée sur le contenu. Une perspective de notre travail se trouve dans l'utilisation des informations sociales (profils, relations, affiliations...) présentes sur les réseaux sociaux publics tels que Facebook ou LinkedIn. Cela nous aiderait à améliorer et enrichir les informations sociales utilisées par le système de recommandation.

## References

1. Anderson, M., Ball, M., Boley, H., Greene, S., Howse, N., McGrath, S., Lemire, D.: Racofi: A rule-applying collaborative filtering system. In IEEE/WIC COLA 2003
2. Beham, G., Stern, H., Lindstaedt, S. N.: APOSDLE-DS A Dataset from the APOSDLE Work integrated Learning System. In 1st Workshop on Recommender Systems for Technology Enhanced Learning (RecSysTEL 2010)
3. Bellogina, A., Cantador, I., Díez, F., Castells, P., Chavarriga, E.: An empirical comparison of social, collaborative filtering, and hybrid recommenders. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)* (2013) 4(1), 14
4. Bhagat, S., Cormode, G., Muthukrishnan, S.: Node classification in social networks. In *Social Network Data Analytics* Springer US (2011) 115-148
5. Delache, D., D'Halluin C., Fichez, E., et al. : Environnements numériques et pratiques collaboratives d'apprentissage (2007)
6. Drachsler, H.: Recommender systems for learning. <http://fr.slideshare.net/Drachsler/recsystel-lecture-at-advanced-siks-course-nl>. Visited 28/11/2014
7. Drachsler, H., Pecceu, D., Arts, T., Hutten, E., Rutledge, L., Van Rosmalen, P., Hummel, H., Koper, R.: ReMashed—recommendations for mash-up personal learning environments. In *Learning in the synergy of multiple disciplines*. Springer Berlin Heidelberg (2009) 788-793
8. Drachsler, H., Verbert, K., Duval, E.: *Recommender systems for learning*. Springer (2013)
9. Goldberg, D., Nichols, D., Oki, B. M., Terry, D.: Using Collaborative Filtering to Weave an Information Tapestry. *Communications of the ACM* (1992) 61-70
10. Guy, I., Carmel, D.: Social recommender systems. In *Proceedings of the 20th international conference companion on World wide web*. ACM (2011) 283-284
11. Huang, Y. M., Huang, T. C., Wang, K. T., Hwang, W. Y.: A Markov-based Recommendation Model for Exploring the Transfer of Learning on the Web. *Educational Technology & Society* (2009) 12(2): 144-162
12. Jack, K., Hammerton, J., Harvey, D., Hoyt, J. J., Reichelt, J., Henning, V.: Mendeleys reply to the datatel challenge. In 1st Workshop on Recommender Systems for Technology Enhanced Learning (RecSys- TEL 2010)

13. Pazzani, M.J., and Billsus D.: Content-based recommendation systems. In *The adaptive web*. Springer Berlin Heidelberg (2007) 325-341
14. Popescu, E.: Providing collaborative learning support with social media in an integrated environment. *World Wide Web*. Springer US (2014) 17(2): 199-212
15. Recker, M. M., Walker, A.: Supporting “Word-of-Mouth” Social Networks through Collaborative Information Filtering. *Journal of Interactive Learning Research* (2003) 14(1): 79–99
16. Sun, J., Tang, J.: A survey of models and algorithms for social influence analysis. In *Social network data analytics*. Springer US (2011) 177-214
17. Shi, L., Gkotsis, G., Stepanyan, ., Al Qudah, Cristea, A. I.: Social personalized adaptive E-learning environment : topolor Implementation and evaluation. In: *The 16th International Conference on Artificial Intelligence in Education (AIED 2013)*, Memphis, USA (2013)
18. Tadlaoui M., *Recommandation de ressources pédagogiques basée sur les relations sociales*, RJCEIAH, La Rochelle (2014) 101-106
19. Wolpers, M., Niemann, K.: dataTEL challenge: CAM for MACE. In *1st Workshop on Recommender Systems for Technology Enhanced Learning (RecSysTEL 2010)*.