

---

# Recommandation personnalisée des ressources dans une communauté de pratique de e-learning

## Une approche à base de filtrage hybride

Lamia Berkani\* — Omar Nouali\*\* — Azeddine Chikh\*\*\*

\* *Département Informatique, Faculté Electronique et Informatique, USTHB  
BP 32 El-Alia 16111, Bab-Ezzouar, Alger, Algérie*

*lberkani@usthb.dz, l\_berkani@hotmail.com*

\*\* *Division de Recherche en Théorie et Ingénierie des Systèmes Informatiques,  
CERIST, Rue des Frères Aissiou, Ben Aknoun, Alger, Algérie.*

*onouali@cerist.dz*

\*\*\* *Information Systems Department, College of Computer and Information  
Sciences, King Saud University*

*az\_chikh@ksu.edu.sa*

---

*RÉSUMÉ. Nous présentons dans cet article une approche de recommandation personnalisée de ressources pédagogiques dans une Communauté de Pratique de E-learning (CoPE). Notre approche se base sur les objectifs et les besoins de ces membres ainsi que sur leur feedback sur les différentes ressources existantes dans la mémoire de la CoPE pour la prédiction de la liste de recommandation. La liste des ressources recommandées est obtenue en utilisant un ensemble de stratégies de recommandation utilisant principalement les approches de filtrage à base de contenu et collaboratif, appliquées séparément ou en combinaison. Un prototype d'application a été développé et les premiers tests et expérimentations sur une CoPE des enseignants universitaires montrent son intérêt pour ses membres.*

*ABSTRACT. We present in this paper a personalized recommendation approach of learning resources within a Community of Practice of E-learning (CoPE). Our approach is based on the objectives and needs of members as well as their feedback on the existing learning resources. The suggested list of resources is obtained using a set of recommendation strategies using the content-based filtering and collaborative approaches, applied separately or in combination. A prototype has been developed and the first experimentations show its advantage and benefit for its members.*

*MOTS-CLÉS: Communauté de Pratique de e-learning, système de recommandation personnalisé, filtrage d'information, ressource pédagogique, profil utilisateur.*

*KEYWORDS: Communities of Practice of e-learning, personalized recommendation system, information filtering, learning resource, user profile.*

---

## **1. Introduction**

Nous nous intéressons dans notre recherche aux CoPs de e-learning (CoPEs), considérées comme un espace virtuel d'échange et de partage de connaissances techno-pédagogiques entre les différents acteurs du e-learning. Afin de participer efficacement aux processus d'apprentissage et de gestion de connaissances dans une CoPE, les membres ont besoin d'être supportés par des services leur permettant de trouver et d'accéder facilement aux ressources de connaissances adéquates.

Nous proposons pour cela une recommandation personnalisée de ressources pédagogiques et de membres dans une CoPE. Notre approche se base sur les objectifs et besoins des membres ainsi que sur leur feedback sur les différentes ressources existantes dans la mémoire de la CoPE pour la prédiction de la liste de recommandation. La liste des ressources recommandées est obtenue en utilisant un ensemble de stratégies de recommandation utilisant des approches de filtrage à base de contenu et collaboratif, appliquées séparément ou en combinaison.

Cet article est organisé comme suit: la section 2 présente les concepts de base sur la recommandation personnalisée ainsi qu'un état de l'art sur les systèmes de recommandation liés au domaine de l'éducation. La section 3 propose une nouvelle approche de recommandation des ressources pédagogiques dans la CoPE. La section 4 expose une étude de cas en vue d'illustrer cette approche de recommandation. Finalement, la section 5 présente une conclusion ainsi que quelques perspectives.

## **2. Recommandation personnalisée**

Les systèmes de recommandation permettent de générer des suggestions sur de nouveaux items ou de prédire l'utilité d'un item pour un utilisateur donné. Trois types d'approches sont principalement utilisés: (1) le filtrage basé sur le contenu (FBC), recommande des items similaires à ceux que l'utilisateur a déjà appréciés (Peis et al., 2008); (2) le filtrage collaboratif (FC), se base sur les appréciations données par un ensemble d'utilisateurs sur les items, où deux types d'approches sont distingués : une approche basée sur les utilisateurs (Resnick et al, 1994) et une approche basée sur les items (Sarwar, 2001); et (3) le filtrage hybride, a pour objectif d'atténuer les insuffisances de chacune des deux approches précédentes, en les combinant de différentes manières (Burke, 2007). Avec l'apparition du web sémantique, une nouvelle génération de systèmes de recommandation à base d'ontologies a émergée. Ces systèmes permettent la conversion d'une description d'items basée sur les mots clés à une description basée sur les concepts.

L'état de l'art montre un nombre important de systèmes de recommandation proposés dans un contexte formel du domaine de l'éducation (Manouselis et al., 2009). Une discussion sur les avantages et limites des différentes techniques appliquées dans ce contexte a été présentée dans (Drachsler et al., 2008). Cependant, peu de travaux ont été proposés dans un contexte informel (Ziovas et al., 2010).

Le manque de travaux dans un contexte informel de l'éducation nous a motivé à appliquer cette approche dans le contexte de CoPEs en ligne (Berkani et al. 2012). En effet, la proposition d'une approche de recommandation s'avère indispensable vu que les systèmes existants en e-learning, par exemple, ne peuvent pas être utilisés de manière directe dans la communauté. L'apprentissage étant informel, la participation aux activités étant non supervisée et enfin les objectifs et les contraintes étant différents. Dans notre cas, la personnalisation devra prendre en compte d'autres paramètres liés entre autres à l'expertise du membre, ses compétences, son objectif, etc. De plus, la représentation de la ressource prendra également en compte l'aspect évaluation selon plusieurs dimensions : feedback, résultats, analyse, etc. Nous allons nous intéresser plus dans ce papier au profil du membre.

### **3. Proposition d'une approche de recommandation dans une CoPE**

Nous proposons une approche de recommandation personnalisée pour les CoPEs en deux phases : modélisation et recommandation.

#### **3.1. Phase de modélisation**

##### *3.1.1. Modélisation du profil d'un membre*

Afin de permettre des recommandations personnalisées, nous utilisons le modèle conceptuel du profil, que nous décrivons dans cette section. L'acquisition d'un profil est un processus automatique qui se déclenche lors de l'inscription d'un nouveau membre dans la CoPE. Ce dernier est invité à fournir explicitement des informations, dont certaines sont obligatoires. En plus de ses informations personnelles (nom, prénom, date de naissance, email...etc.), le membre doit obligatoirement renseigner sa spécialité. Cependant il peut citer à sa guise ses préférences, centres d'intérêt, ainsi que son (ou ses) domaine (s) d'expertise, avec le (ou les) degré(s) d'expertise correspondant(s). Ces dernières informations sont laissées facultatives afin d'alléger le processus d'inscription encourageant ainsi à joindre la communauté. Il est à noter que les membres ont toujours la possibilité de les compléter ultérieurement. Nous présentons ci-dessous les informations les plus importantes liées au profil :

- Préférences : elles concernent la langue et le format des ressources (Exemples : PDF, Word) ou leur nature (Exemples : texte, vidéo, audio).

- Spécialité : elle représente la spécialité du membre illustrée par son diplôme par exemple. Nous avons exigé la saisie de cette information afin de l'exploiter pour la recommandation en particulier pour un nouveau membre (i.e. si nous ne disposons d'aucune information sur ses centres d'intérêts).

- Centres d'intérêts : ils représentent les domaines de connaissances qui intéressent le membre (Exemples : langage de programmation, modélisation orienté objet, Java,...). Ces domaines ne sont pas forcément liés au domaine de la spécialité. Nous considérons qu'ils seront les plus prioritaires dans la sélection des ressources.

– Expertise : chaque membre possède un ou plusieurs domaine (s) d’expertise. Un domaine d’expertise représente un domaine de connaissance maîtrisé par le membre avec un degré d’expertise ( $degExp \leq 1$ ). Ce degré sera utilisé comme référence pour juger la pertinence d’un feedback d’un membre.

– Objectifs : il s’agit du but principal du membre dans la communauté qui peut être soit l’apprentissage, la spécialisation ou alors les deux ensemble. Dans ce dernier cas, nous donnons la possibilité d’exprimer une pondération pour chacun des objectifs (Exemple : l’objectif d’un membre  $M$  est 80% une spécialisation dans ses domaines d’intérêts et 20% un apprentissage d’autres domaines de connaissances).

### 3.1.2. Modélisation des ressources

Une ressource est décrite par un ensemble de métadonnées : titre, description, auteur, langue, format, nature, date de création, date de modification, domaine de connaissance, mots clés et difficulté. Cette dernière est utilisée dans le filtrage de ressources selon le degré d’expertise du membre liée à cette ressource. Ainsi, les ressources seront filtrées et ordonnées selon leur ordre de difficulté.

## 3.2. Phase de recommandation

L’étude du contexte liée à la communauté montre que les membres ont besoin d’une recommandation selon leurs objectifs dans la communauté. Ces objectifs peuvent concerner soit l’apprentissage (i.e. découvrir d’autres domaines de connaissances), la spécialisation (i.e. approfondir les connaissances liées à leurs centres d’intérêts) ou alors les deux ensemble. Pour cela, nous avons proposé quatre stratégies de recommandation (voir figure 1).

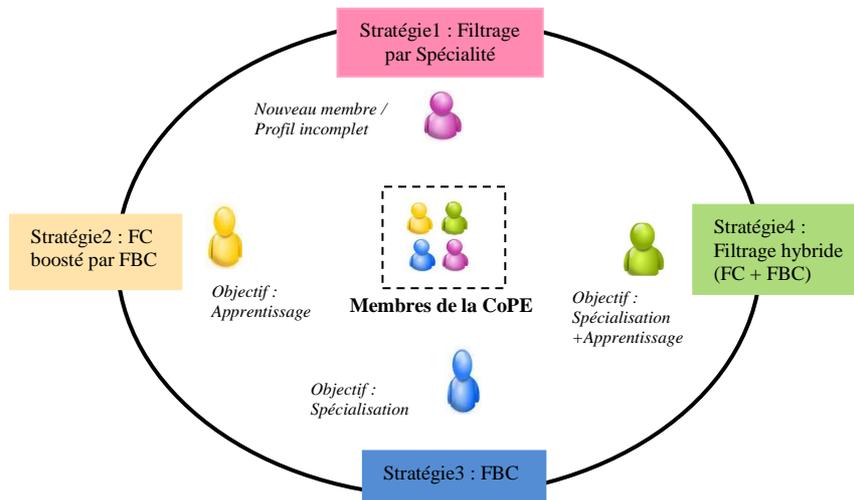


Figure 1. Recommandation dans le contexte de CoPE

### 3.2.1. Stratégie 1 - Recommandation par spécialité du membre

Il s'agit de régler le problème de démarrage à froid lorsque nous ne disposons pas encore de préférences et centres d'intérêts d'un membre. Nous avons pensé à exploiter l'information sur la spécialité du membre et effectuer un filtrage par spécialité (FSpec). Ceci est possible vu que cette information est requise au moment de l'acquisition d'un nouveau profil.

### 3.2.2. Stratégie 2 – FC boosté par un FBC

Dans cette stratégie, il s'agit d'appliquer un FC afin de faire découvrir de nouveaux centres d'intérêts aux membres à travers les ressources suggérées, qui ne traitent pas forcément des mêmes préférences contenues dans leurs profils. Cependant, l'application du FC est conditionnée par la disposition d'un nombre suffisant d'évaluations dans la matrice d'usage. Autrement, un FBC est appliqué en premier si les préférences et centres d'intérêts sont disponibles dans le profil du membre. Dans le cas contraire la stratégie 1 est appliquée.

Une fois le système trouve suffisamment d'évaluations, il applique une recommandation par FC de deux manières : soit en utilisant la matrice d'usage ou alors en utilisant une pseudo matrice d'usage. Dans ce deuxième cas, l'idée est d'appliquer d'abord un FBC, puis de fournir des suggestions personnalisées à travers un FC. Le FBC est appliqué sur chaque ligne de la matrice, et génère progressivement une pseudo matrice membre-ressource,  $PV$ . Chaque ligne,  $i$ , de cette matrice contient les évaluations données par le membre  $M_i$ , si elles sont disponibles, ainsi que celles prédites par le prédicteur FBC :

$$pv_{ij} = \begin{cases} v_{ij}, & \text{si le membre } M_i \text{ a évalué la ressource } R_j \\ c_{ij}, & \text{sinon} \end{cases}$$

avec:

$v_{ij}$  désigne la note actuelle du membre  $M_i$  sur la ressource  $R_j$ ,  $c_{ij}$  désigne la note générée par le prédicteur à base de contenu.

Dans le contexte d'une CoPE, les membres ont des connaissances et degrés d'expertises variés dans les différents domaines de connaissances. Ainsi l'évaluation d'une ressource donnée  $R$  sera vue d'une manière différente par les membres, selon leur degré d'expertise dans les domaines  $D_1, \dots, D_k$  liés à  $R$ . Ceci nous a motivé à exploiter la notion d'évaluation en tenant compte du degré d'expertise des membres.

### 3.2.3. Stratégie 3 – FBC

Cette stratégie est appliquée si le membre indique dans son profil qu'il a "spécialisation" comme objectif. Dans ce cas le système applique un FBC avec comme condition la disposition des préférences et centres d'intérêts du membre dans son profil. Dans le cas contraire (i.e. nous n'avons pas encore d'information sur les préférences et centres d'intérêts du membre) la stratégie 1 sera appliquée. L'application du FBC permettra au membre d'avoir des ressources conformes aux caractéristiques existantes dans son profil.

#### 3.2.4. Stratégie 4 – FBC combiné avec un FC

Dans le cas où le système trouve suffisamment d'évaluations sur les ressources, et si l'objectif est à la fois l'apprentissage et la découverte de nouveaux domaines, le système applique un FBC combiné avec un FC.

Au début, lorsque le nombre de votes des membres est limité et donc, les voisinages adéquats de similarités ne peuvent pas être créés, la composante basée sur le contenu aura plus de poids. Dans le cas où le membre a spécifié un objectif d'apprentissage, un FC sera applicable une fois le nombre d'évaluations sera suffisant. Par conséquent, les poids seront déplacés plus vers le composant de FC, améliorant ainsi la précision globale de la prédiction. Une fois le FC est appliqué, le système génère les prédictions en fonction des poids spécifiés dans le profil dans la composante objectif.

Cependant, si le membre n'a pas spécifié de pondérations sur ses objectifs dans son profil, le système combine, dans ce cas, les prédictions générées par les deux approches en utilisant une moyenne pondérée. Ainsi, le système commence par donner un poids équivalent aux deux composantes de FC et FBC. Etant donné que les membres donnent leurs scores aux diverses ressources, le système va recueillir les prédictions générées par les deux composants sur ces ressources, puis calcule l'erreur absolue moyenne de ces prédictions par rapport aux votes réelles des membres. Il s'agit ensuite, d'ajuster les poids de chaque composante séparément, en changeant la contribution du FC et du FBC dans le résultat final, de manière à minimiser l'erreur antérieure.

#### 4. Evaluation qualitative

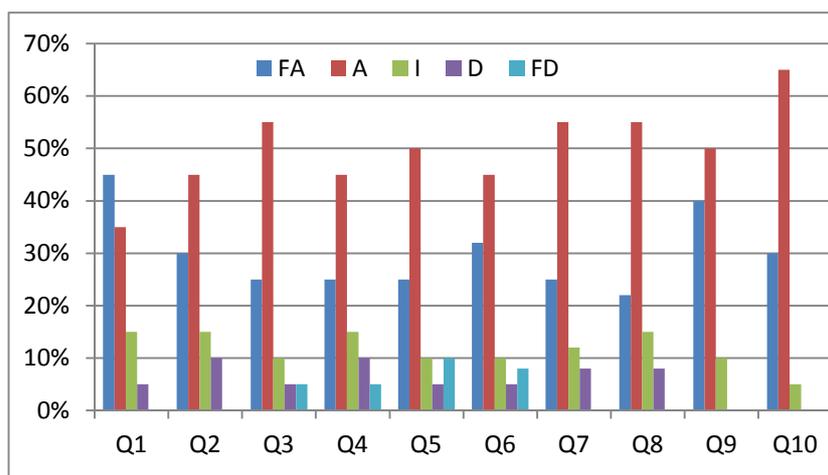
Nous considérons une CoPE, des enseignants universitaires de l'informatique. Son objectif principal est de promouvoir le e-learning dans le contexte de l'enseignement supérieur. Nous avons développé un prototype d'un système de recommandation pour les membres de cette communauté.

Afin d'évaluer notre approche, nous avons adopté comme première étape, une évaluation qualitative, où dix utilisateurs ont été sélectionnés et plus de 750 ressources ont été collectées à partir de sites tel que Amazon. Ces ressources sont liées à différents domaines de connaissances de l'informatique. Nous avons établi un questionnaire d'évaluation avec une dizaine de questions en utilisant le score de Likert sur une échelle de cinq points (FA, fortement d'accord; A, d'accord; I, indécis; D, désaccord; FD, fortement désaccord). Les questions sont classées selon trois catégories : (1) utilisabilité, en termes de facilité d'utilisation et de qualité de présentation ; (2) efficacité, en termes de pertinence des résultats de recommandation ; et (3) utilité, en termes de satisfaction d'apprentissage et d'intention de réutilisation des ressources suggérées.

Les questions d'évaluation sont comme suit :

- Q1 : Je trouve que l'outil de recommandation est très facile à utiliser.
- Q2: Je trouve que les résultats sont très bien présentés.
- Q3: Je trouve que les ressources recommandées sont correctement ordonnées selon leur degré de difficulté et le niveau d'expertise du membre.
- Q4: Je trouve que les ressources recommandées selon la stratégie 2 sont très appropriées à mon profil.
- Q5: Je trouve que les ressources recommandées selon la stratégie 3 sont très appropriées à mon profil.
- Q6: Je trouve que les ressources recommandées selon la stratégie 4 sont très appropriées à mon profil.
- Q7: Le système m'a aidé dans la réalisation de mes activités pédagogiques.
- Q8: Je trouve que le système est très utile pour mon apprentissage.
- Q9: Je voudrai utiliser ce système à l'avenir.
- Q10: Je vais recommander ce système à d'autres enseignants.

La figure 2 décrit les résultats de l'évaluation pour les différentes catégories : utilisabilité (questions 1,2 et 3) ; efficacité (questions 4,5 et 6) et utilité (questions 7, 8, 9 et 10).



**Figure 2.** Résultats d'évaluation.

Les résultats montrent l'intérêt élevé des évaluateurs pour le système de recommandation: la moyenne empirique d'utilisabilité est de 4.016 et celle d'efficacité est de 3.793. Cependant, nous avons constaté que les résultats issus de cette évaluation qualitative ne permettent pas une comparaison entre les stratégies proposées. Par conséquent, nous envisageons, dans un futur proche, d'évaluer notre approche en utilisant quelques bases existantes telles que MovieLens, Book Crossing et Amazon.

D'un autre côté, les résultats montrent que la moyenne empirique de l'utilité du système de recommandation est de l'ordre de 4.107. Ce qui nous encourage à

évaluer notre approche dans un cadre communautaire réel, demandant aux membres de la CoPE d'utiliser ce système et de l'intégrer dans leur pratique quotidienne.

## 5. Conclusion

Le présent article propose une approche de recommandation de ressources pédagogique dans la CoPE. En se basant sur l'objectif des membres, quatre stratégies de filtrage ont été identifiées, suivant la situation rencontrée (nouvel utilisateur, volonté d'apprentissage et/ou de spécialisation). Une évaluation qualitative de notre approche, montre son intérêt pour les membres. Cependant et afin de tester notre approche plus profondément, nous envisageons deux types d'évaluation : (1) une évaluation hors ligne, en utilisant des bases existantes telles que *MovieLens*, *Book Crowsing*, *Amazon*, et *NetFlix*, qui sont très utilisées pour l'évaluation d'approches de recommandation ; et (2) une évaluation en ligne, en demandant à certains membres d'intégrer cette approche dans leurs pratiques quotidiennes, afin de mieux voir les avantages et les limites du système de recommandation. De plus, afin de mieux décrire les préférences et centres d'intérêts des membres, nous envisageons l'intégration de l'aspect sémantique.

## 6. Bibliographie

- Berkani, L., Nouali, O., Chikh, A, *A Recommendation-based Approach for Communities of Practice of E-learning*. Malki, M, Benbernou, S., Benslimane, S.M., Lehireche A., (Eds.): ICWIT 2012, Sidi Bel Abbes, Algérie, 2012
- Burke, R., *Hybrid web recommender systems*. P. Brusilovsky, A. Kobsa, . W. Nejdl, (Eds), *The Adaptive Web*, vol. 4321 LNCS, chapter 12, p. 377–408. Springer, 2007.
- Drachsler, H., Hummel, H., Koper, R. Personal recommender systems for learners in lifelong learning networks: the requirements, techniques and model. *Int. J. Learning Technoogy*, vol. 3, n° 4, p. 404–423, 2008.
- Manouselis, N., Drachsler, H., Vuorikari, R., Hummel, H., Koper, R., *Recommender Systems in Technology Enhanced Learning*, RecSysBook\_TEL, 2009.
- Peis E., Morales-del-Castillo J. M., Delgado-López J. A., *Semantic Recommender Systems. Analysis of the state of the topic*, *Hipertext.net*, n° 6, 2008.
- Resnick, P. Iacovou, N. Suchak, M. Bergstrom, P., Riedl, J., *Grouplens: an open architecture for collaborative filtering of netnews*. *Proceedings of the ACM conference on Computer supported cooperative work*, p. 175–186, New York, NY, USA, 1994.
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., Reidl, J., *Item-based collaborative filtering recommendation algorithms*. *Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, p. 285–295, New York, NY, USA, 2001.
- Ziovas, S., Grigoriadou, M., Samarakou, M., *Supporting learning in online communities with social software: An overview of community driven technologies*. Advanced Technologies, InTech, p. 245-258, 2010.