

***KTI-MOOC*: un système de recommandation pour la personnalisation du processus d'échange d'informations dans les MOOCs**

Sarra Bouzayane* ***, Inès Saad* **

*Université de Picardie Jules verne, Amiens

{sarra.bouzayane, ines.saad}@u-picardie.fr

**Ecole supérieure de commerce, Amiens

***Institut Supérieur d'Informatique et de Multimédia, Sfax

Résumé. Afin d'aider les apprenants à tirer profit du MOOC (*Massive Open Online Course*) qu'ils suivent, nous proposons un outil pour recommander à chacun d'entre eux une liste ordonnée des "Apprenants leaders" capables de le soutenir durant son processus d'apprentissage. La phase de recommandation est basée sur une approche d'aide à la décision multicritère pour la prédiction périodique des "Apprenants leaders". Etant donnée l'hétérogénéité des profils des apprenants, nous recommandons à chacun d'entre eux les leaders appropriés à son profil en utilisant la distance euclidienne et le filtrage démographique.

1 Introduction

À l'ère numérique, le processus d'apprentissage devient de plus en plus médiatisé et centré sur l'apprenant. L'échange d'informations se fait via un système d'information numérisé qui encourage la participation active des utilisateurs. Cet environnement a remis en question les méthodes traditionnelles de traitement de l'information, conduisant à l'innovation d'autres technologies pour faire face à la massification et à l'hétérogénéité des données. Dans ce travail, nous traitons le cas des MOOCs qui sont des systèmes d'information numériques dédiés à l'apprentissage en ligne et ouvert. Les MOOCs sont accessibles à un nombre massif d'apprenants de profils hétérogènes et animés par une équipe pédagogique de taille réduite qui se trouve incapable d'accompagner l'intégralité des participants.

Notre objectif est donc d'identifier, parmi ce nombre massif d'apprenants, ceux qui sont capables de partager des informations correctes et immédiates avec tout apprenant dans le besoin. Nous appelons ces apprenants "Apprenants leaders". Pour ce faire, nous proposons une approche de recommandation qui repose sur une méthode d'aide à la décision multicritère pour la prédiction hebdomadaire des trois classes de décision : Cl_1 des "Apprenants en risque" d'abandonner le MOOC, Cl_2 des "Apprenants en difficulté" et Cl_3 des "Apprenants leaders". Ensuite, la technique de filtrage démographique est appliquée afin de recommander une liste personnalisée des "Apprenants leaders" pour chaque "Apprenant en risque" ou "Apprenant en difficulté" en fonction de son profil. Etant donnée la primeur de MOOCs, peu de travaux existent sur la recommandation dont une majorité recommande les ressources pédagogiques

répondant aux besoins des apprenants (Onah et Sinclair, 2015). A nos connaissances, le seul travail qui recommande une ressource humaine est celui de Labarthe et al. (2016) sauf que l'apprenant recommandé est identifié d'une manière intuitive.

2 *KTI-MOOC* : système de recommandation pour un MOOC

L'objectif de notre système de recommandation *KTI-MOOC* (*recommender system for the Knowledg Transfer Improvement within a MOOC*) est la personnalisation du processus d'échange d'informations entre les apprenants du MOOC. Ainsi, l'utilisateur cible de notre système est un "Apprenant en risque" d'abandonner le MOOC ou bien un "Apprenant en difficulté". Ce sont les apprenants à qui nous envisageons recommander des "Apprenants leaders" qui représentent une source pertinente d'information.

Le profil d'un apprenant est représenté par la langue, le pays, la ville et le domaine d'études. Le voisinage d'un apprenant cible ("Apprenant en risque" ou "Apprenant en difficulté") est représenté par les apprenants qui lui sont plus proches considérant ces quatre informations en appliquant la distance euclidienne. Enfin, afin de recommander à un apprenant cible c la liste de leaders appropriés, nous devons lui prédire le taux d'appréciation $r_{c,l}$ pour chaque apprenant leader l , en utilisant les notes données par chaque voisin v pour ce même apprenant leader.

$$\hat{r}_{c,l} = \frac{\sum_{(v \in V_l(c))} w_{c,v} r_{v,l}}{\sum_{(v \in V_l(c))} |w_{c,v}|} \quad (1)$$

Dans la formule (1), $v_l(c)$ est le voisinage de l'apprenant cible qui a évalué l'"Apprenant leader" en question. La variable $w_{c,v}$ reflète le poids du voisin, calculé par son degré de similarité avec l'apprenant cible. Le taux $r_{v,l}$ est l'évaluation donnée par le voisin v à l'"Apprenant leader" l en question. Les "Apprenants leaders" en ligne disponibles et d'une valeur $r_{v,l}$ la plus élevée seront recommandés et affichés sur la page personnelle de l'apprenant cible. Afin de remédier au problème de démarrage à froid, s'il n'existe aucune appréciation vis à vis des apprenants leaders, le système recommande à l'apprenant cible des leaders de son voisinage.

Dès que l'apprenant est connecté, l'algorithme de recommandation s'exécute : s'il est un "Apprenant en risque" ou un "Apprenant en difficulté", alors il est un utilisateur cible, auquel sont calculés le voisinage et la fonction de prédiction afin d'en inférer les n-top (dans notre cas 3-top) "Apprenants leaders" appropriés. Sinon, cet apprenant sera recommandé.

3 Expérimentations et résultats

Les algorithmes sont codés avec Java et exécutés sur une machine personnelle avec Windows 7, Intel (R) Core™ i3-3110M CPU @ 2.4 GHz et 4.0 GB de mémoire.

La Figure 1 représente la page personnelle d'un apprenant cible. *KTI-MOOC* est un module intégré dans l'environnement du MOOC qui doit apparaître sous forme d'une liste déroulante en bas et à droite de la page. La liste contient l'ensemble des "Apprenants leaders" personnalisée en fonction du profil de l'apprenant cible en question.

Dès qu'il clique sur un nom de la liste recommandée, une fenêtre de *Chat* est ouverte pour l'apprenant cible lui permettant (par ordre d'apparition sur la fenêtre de *Chat*) de : (1) Fournir un retour de pertinence sur l'"Apprenant leader" contacté (bouton like/dislike), (2) Ouvrir une



FIG. 1 – Page personnelle d’un apprenant cible du MOOC

discussion audio ou bien audio-visuelle avec l’“Apprenant leader” recommandé, (3) Consulter tous les fichiers échangés avec l’“Apprenant leader” en question, (4) Joindre et envoyer un fichier (exp. image, pdf, vidéo, etc.) et (5) Fermer la fenêtre de *Chat*. L’apprenant cible peut, sinon, se contenter d’une discussion par écrit via la fenêtre affichée.

La Figure 2 montre que l’algorithme de recommandation est plus rapide lorsque moins d’apprenants sont inscrits et moins d’évaluations sont données. Cela semble logique parce que la technique de filtrage démographique appliquée pour la recommandation traite les données démographiques de tous les apprenants ainsi que les évaluations qu’ils soumettent. La complexité de l’algorithme de recommandation est en $\theta(n)$.

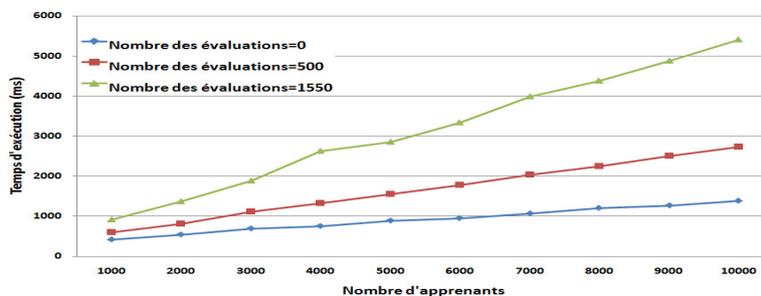


FIG. 2 – Temps d’exécution de l’algorithme de recommandation

La couverture de l’espace item est le pourcentage des “Apprenants leaders” recommandés par rapport au nombre total des “Apprenants leaders”. La Figure 3 représente les résultats des simulations effectuées sur des ensembles distincts de données en modifiant la taille de l’ensemble cible de recommandation. Les “Apprenants leaders” sont ordonnés selon un ordre croissant de leur fréquence de recommandation. Dans les courbes supérieures la recommandation concerne les “Apprenants en risque” et les “Apprenants en difficulté”. En revanche, dans les courbes inférieures la recommandation concerne uniquement les “Apprenants en difficulté”.

Nous constatons que la couverture sur l’espace item diminue en diminuant la taille de l’ensemble cible de recommandation (exp. $\frac{67}{71}=0.94$). En effet, plus le nombre d’apprenants

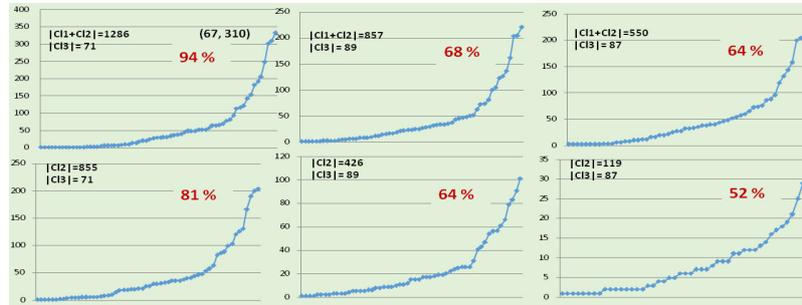


FIG. 3 – Couverture de l'espace item (Axe des abscisses : Identifiant de l'apprenant leader recommandé ; Axe des ordonnées : Nombre de recommandations d'un apprenant leader).

cibles est élevé plus les voisinages sont diversifiés. Ceci permet de réduire le taux d'appartenance d'un "Apprenant leader" aux voisinages identifiés. Cependant, dans tous les cas, plus que la moitié des "Apprenants leaders" a été recommandée.

4 Conclusion

Notre système de recommandation *KTI-MOOC* est conçu pour la personnalisation de l'échange d'informations entre les apprenants des MOOCs. Il vise à aider les apprenants à trouver un apprenant source d'une information pertinente. Il représente un module intégré dans l'environnement du MOOC qui doit apparaître sous forme d'une liste déroulante sur la page personnelle de l'apprenant cible, en bas et à droite de la page. La liste contient l'ensemble des "Apprenants leaders" personnalisée en fonction du profil de l'apprenant cible en question.

Références

- Labarthe, H., R. Bachelet, F. Bouchet, et K. Yacef (2016). Increasing mooc completion rates through social interactions : a recommendation system. *EMOOCs*, 471–480.
- Onah, D. F. et J. Sinclair (2015). Collaborative filtering recommendation system : a framework in massive open online courses. *INTED2015 Proceedings*, 1249–1257.

Summary

In order to help learners take advantage of the MOOC (*Massive Open Online Course*) they follow, we propose a tool to recommend to each of them an ordered list of "Leader learners" to support him during his learning process. The recommendation phase is based on a multicriteria approach for the periodic prediction of the "Leader learners". Given the heterogeneity of the learners' profiles, we recommend to each of them the appropriate leaders by using the Euclidean distance and the demographic filtering technique.