
Mécanisme de prédiction pour une plateforme de filtrage collaboratif*

Omar Nouali, Sabah Kirat, Hadjar Meziani

Division des théories d'ingénierie et des systèmes d'information, CERIST
Rue des 3 frères Aïssou Ben-Aknoun, Alger, Algérie

onouali@cerist.dz, skirat@cerist.dz, hmeziani@cerist.dz

Résumé : Face à la quantité et la rapidité d'apparition de nouvelles informations le développement de systèmes d'information pour cibler au mieux les réponses fournies aux utilisateurs afin qu'elles soient plus proches de leurs attentes et de leurs goûts personnels est devenu une nécessité incontournable. Les systèmes de filtrage collaboratif s'inscrivent parmi ces systèmes d'information avec certaines particularités qui font la différence. Le terme de filtrage collaboratif désigne les techniques utilisant les goûts connus d'un groupe d'utilisateurs pour prédire la préférence inconnue d'un nouvel utilisateur. Cet article décrit une plateforme de base de filtrage collaboratif qui permet aux utilisateurs la découverte de documents intéressants, grâce à l'automatisation du processus naturel de recommandation, elle leur permet d'exprimer leurs avis quant à la pertinence des documents, selon leurs goûts et la qualité qu'ils perçoivent des documents ; elle offre la possibilité de bénéficier des évaluations sur les documents que d'autres utilisateurs, de profil proche, ont jugés intéressants. Tous ces avantages sont apportés aux utilisateurs par le principe de collaboration, en contrepartie d'un effort individuel : l'évaluation des documents.

Abstract: With the explosive growth of the quantity of new information the development of information systems to target the best answers provided to users, so they are closer to their expectations and personal taste, has become an unavoidable necessity. The collaborative filtering systems are among these information systems with particular characteristics that make the difference. The term refers to collaborative filtering techniques using the familiar tastes of a group of users to predict the unknown preference of a new user. This article describes a basic platform of collaborative filtering, which allows users to discover interesting documents, through automation of the natural process of recommendation, it allows them to express their opinion about the relevance of documents, according to their tastes and documents' quality they perceive; it offers the opportunity to benefit from the evaluations on documents of other users, with similar profile, have found interesting. All these benefits are provided to users by the principle of collaboration, in return for an individual effort: evaluating documents.

Mots clés : Filtrage collaboratif, plateforme, communautés, prédictions, recommandations.

Keywords: Collaborative filtering, community, platform, predictions, recommender systems.

* Prediction mechanism for a platform of collaborative filtering

I. Introduction

La recherche d'information dans le contexte du développement des ressources sur Internet demeure un défi à relever. Les utilisateurs doivent souvent faire face à un très grand nombre de choix, et ils rencontrent beaucoup de difficultés pour prendre une décision appropriée. Par exemple, dans les moteurs de recherche comme Google, AltaVista, Yahoo, etc., un utilisateur formule son besoin par une requête, en utilisant des mots-clés qui seront comparés avec des documents indexés dans les bases de données. Le résultat retourné à l'utilisateur contient souvent un grand nombre de documents non pertinents. Il doit sélectionner manuellement les documents pertinents. Il s'agit d'une tâche pénible et ennuyeuse pour l'utilisateur.

Par opposition aux moteurs de recherche d'information, qui requièrent de l'utilisateur une activité de formulation systématique de son besoin, les systèmes de filtrage dont le filtrage collaboratif fait parti pérennisent ce besoin d'information et permettent l'acheminement au cours du temps des documents intéressants. Ainsi les premiers permettent la découverte ponctuelle de documents, les seconds leur réception permanente.

Le filtrage collaboratif consiste à identifier l'utilisateur courant à un groupe de personnes ayant les mêmes goûts et, ce, en fonction de ses préférences et de ses consultations passées. Un tel système de filtrage part du principe selon lequel les utilisateurs ayant apprécié les mêmes documents ont les mêmes centres d'intérêts. Il est aussi possible de prédire les documents susceptibles de répondre aux attentes des utilisateurs en profitant de l'expérience d'une population similaire

Nous présentons dans cet article d'une part le filtrage de l'information et les grandes familles de filtrage ainsi que certaines limitations que présentent ces systèmes et d'autre part un état de l'art sur le filtrage collaboratif et de ses algorithmes existants, ainsi que les avantages et les inconvénients de ces derniers, afin de familiariser le lecteur au filtrage collaboratif. Nous proposons aussi l'architecture générale d'une plateforme de base de filtrage collaboratif.

2. Filtrage d'information

Le filtrage d'information est l'expression utilisée pour décrire une variété de processus se rapportant à la fourniture de l'information adéquate aux personnes qui en ont besoin [1]. Le filtrage est souvent interprété comme l'élimination de données indésirables sur un flux entrant, plutôt que la recherche de données spécifiques sur ce flux. L'approche la plus répandue est basée sur le contenu sémantique des documents. Elle trouve ses racines dans le monde de la recherche d'information, et utilise plusieurs de ses principes ; les documents textuels sont proposés sur la base d'une comparaison de leur contenu et du profil de l'utilisateur.

Ce profil est présenté sous forme d'un ensemble de termes et de pondérations, établis à partir de documents que l'utilisateur a jugés pertinents. Cette méthode est simple, rapide et a fait ses preuves en recherche d'information classique [2]

Pour réaliser le filtrage, le moteur du système de recommandation gère les profils des utilisateurs, et les exploite pour sélectionner les documents à transmettre à chacun. Le moteur adapte ces profils au cours du temps en exploitant au mieux le retour de pertinence que les utilisateurs fournissent sur les informations (documents) reçues.

2.1. Différents types de filtrage

Actuellement ils existent trois grandes familles de filtrage [3] :

Le filtrage basé sur le contenu (aussi appelé filtrage cognitif) : le choix des documents proposés est basé sur une comparaison des thèmes abordés dans les documents par rapport aux thèmes intéressant l'utilisateur.

Le filtrage collaboratif : A l'opposé du filtrage basé sur le contenu, le filtrage collaboratif compare les utilisateurs entre eux sur la base de leurs évaluations passées pour créer des communautés, et chaque utilisateur reçoit les documents jugés pertinents par sa communauté sans qu'il soit nécessaire d'analyser le contenu des documents. Le filtrage collaboratif emploie des méthodes statistiques pour faire des prévisions basées sur des configurations des intérêts des utilisateurs. Il n'y a donc pas d'analyse du contenu et un document n'est connu que par son identifiant.

Le filtrage hybride : combine les approches de ces deux familles pour exploiter au mieux les avantages de chacune.

Les systèmes de filtrage basé sur le contenu présentent certaines limitations [3]:

- *la difficulté d'indexation de documents multimédia :* Le filtrage basé sur le contenu s'appuie sur un profil qui décrit le besoin de l'utilisateur du point de vue thématique, de façon analogue à une requête qui serait destinée à un système de recherche d'information. Ce profil peut prendre diverses formes, mais il repose toujours sur des termes qui seront comparés aux termes qui indexent le document. De ce fait, la difficulté d'indexer des documents, multimédia ou non, est un goulet d'étranglement pour cette approche.
- *l'incapacité à traiter d'autres critères* de pertinence que les critères strictement thématiques pose également problème. Le filtrage des documents basé sur le contenu ne permet pas d'intégrer d'autres facteurs de pertinence que le facteur thématique. Pourtant il existe de nombreux autres facteurs de pertinence comme par exemple l'adéquation entre le public visé par l'auteur et l'utilisateur, ou encore la qualité scientifique des faits présentés, la fiabilité de la source d'information, le degré de précision des faits présentés, etc.
- *enfin l'effet dit « entonnoir »* restreint le champ de vision des utilisateurs. En effet, le profil évolue toujours dans le sens d'une expression du besoin de plus en plus spécifique, qui ne laisse pas de place à des documents pourtant proches mais dont la description thématique diffère fortement.

3. Filtrage collaboratif

Le paradigme du filtrage collaboratif apporte précisément une réponse à ces problèmes, en s'appuyant sur la communauté des utilisateurs du système [3].

Les trois limitations des systèmes de filtrage basé sur le contenu cités ci-dessus n'apparaissent pas dans ces nouveaux systèmes de filtrage collaboratif.

- En réponse à la difficulté d'indexation, la sélection ne s'appuie plus sur le contenu des documents, mais sur une sorte d'indexation parallèle qui traduit les opinions que les utilisateurs ont émises sur les documents.
- Par conséquent, cette « indexation parallèle » présente un autre avantage, celui de refléter non seulement les goûts des utilisateurs relativement aux thèmes, mais aussi d'autres facteurs de pertinence utiles aux utilisateurs. En effet, lorsqu'un utilisateur émet une opinion positive sur un document, il affirme non seulement que le document traite bien d'un sujet qui l'intéresse, mais aussi que ce document est de bonne qualité, et qu'il lui convient à lui personnellement (public visé). Ainsi le problème de l'incapacité à traiter d'autres critères est également résolu.
- Enfin, l'effet « entonnoir » est lui aussi éliminé du fait que les documents entrants ne sont pas filtrés en fonction du contenu. Pour qu'un utilisateur reçoive un document, il suffit qu'un autre utilisateur de profil proche l'ait jugé intéressant, et cela quels que soient les termes qui indexent le contenu du document.

Bien entendu, le filtrage collaboratif présente lui aussi des limitations, que nous détaillerons plus loin.

3.1. Principes

Le filtrage collaboratif se base sur l'hypothèse que les gens à la recherche d'information devraient pouvoir se servir de ce que d'autres ont déjà trouvé et évalué. Cette approche résout les problèmes de l'approche basée sur le contenu sémantique ; il devient possible de traiter n'importe quelle forme de contenu et de diffuser des ressources non nécessairement similaires à celles déjà reçues. Pour ce faire, pour chaque utilisateur d'un système de filtrage collaboratif, un ensemble de proches voisins est identifié, et la décision de proposer ou non un document à un utilisateur dépendra des appréciations des membres de son voisinage [3].

Le filtrage collaboratif emploie des méthodes statistiques pour faire des prévisions basées sur des configurations des intérêts des utilisateurs. Ces prévisions sont exploitées pour faire des propositions à un utilisateur individuel, en se fondant sur la corrélation entre son propre profil personnel et les profils d'autres utilisateurs qui présentent des intérêts et goûts semblables [3].

Les systèmes de filtrage d'information collaboratifs fonctionnent en impliquant des personnes dans le système, et nous pouvons espérer que les évaluations

produites par des personnes satisfont globalement les utilisateurs du système. Il n'y a donc pas d'analyse du sujet ou du contenu et un document n'est connu que par son identifiant.

Une autre motivation pour le filtrage collaboratif vient de la comparaison de la richesse de l'environnement des objets réels et de la pauvreté dans laquelle les utilisateurs des systèmes opèrent [4].

3.2. Processus du filtrage collaboratif

Il y a trois processus principaux dans un système de filtrage collaboratif : évaluation des recommandations, formation des communautés et production des recommandations [5] (Figure 1).

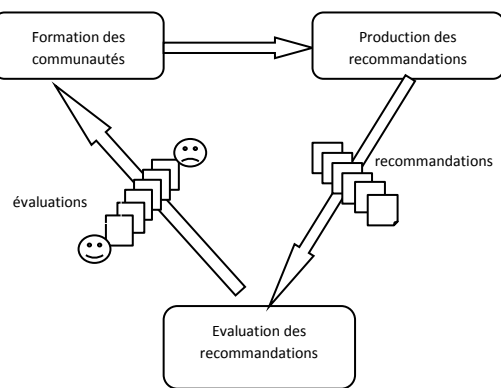


Figure 1 : Processus du filtrage collaboratif.

1) Evaluation des recommandations :

Selon le principe de base du filtrage collaboratif, les utilisateurs doivent fournir leurs évaluations sur des documents afin que le système forme les communautés. Evaluer une recommandation peut se faire de façon explicite ou implicite, comme suit :

Explicite : L'utilisateur donne une valeur numérique sur une échelle donnée ou une valeur qualitative de satisfaction, par exemple, mauvaise, moyenne, bonne et excellente.

Implicite : Le système induit la satisfaction de l'utilisateur à travers ses actions [6][7]. Par exemple, le système estimera qu'une recommandation supprimée correspond à une évaluation très mauvaise, alors qu'une recommandation imprimée ou sauvegardée peut être interprétée comme une bonne évaluation.

2) Formation des communautés :

Le processus de formation des communautés est le noyau d'un système de filtrage collaboratif. Pour chaque utilisateur, le système doit calculer sa communauté, généralement cela se fait par la proximité des évaluations des utilisateurs. Pour former concrètement les communautés il y a l'approche probabiliste et l'approche des réseaux [8][9].

3) Production des recommandations :

Dans ce dernier processus, une fois la communauté de l'utilisateur créée, le système prédit l'intérêt qu'un document particulier peut présenter pour l'utilisateur en s'appuyant sur les évaluations que les membres de la communauté ont faites de ce même document. Lorsque l'intérêt prédit dépasse un certain seuil, le système recommande le document à l'utilisateur [8] [9].

3.3. Techniques de filtrage collaboratif:

Breese et al. [10] proposent une classification intéressante des techniques de filtrage collaboratif : les algorithmes basés "mémoire", et les algorithmes basés "modèle". Delgado [11] y ajoute une nouvelle catégorie : les algorithmes d'apprentissage en ligne.

3.3.1. Algorithmes basés "mémoire"

Les algorithmes basés mémoire utilisent l'ensemble de la base de données des évaluations des utilisateurs pour faire les prédictions: les évaluations de l'utilisateur actif sont prédites à partir d'informations partielles lui concernant, et un ensemble de poids calculés à partir de la base de données des évaluations des utilisateurs. Si I_i est l'ensemble des documents évalués par l'utilisateur i , alors l'évaluation moyenne pour l'utilisateur i peut être définie comme :

$$v_i = \frac{1}{|I_i|} \sum_{j \in I_i} v_{i,j}$$

L'évaluation prédite sur le document j pour l'utilisateur actif a est une somme pondérée des évaluations des autres utilisateurs :

$$P_{a,j} = \bar{v}_a + \sum_{i=1}^n w(a,i)(v_{i,j} - \bar{v}_i)$$

où n est le nombre d'utilisateurs dans la base de données qui ont un poids non nul, et est un facteur de normalisation tel que la somme des valeurs absolues des poids fait 1.

Le poids $w(a,i)$ est déterminé de façon variable, selon l'algorithme. Les détails de calcul de ces poids donnent lieu à des algorithmes différents : les algorithmes basés sur la corrélation et les algorithmes basés sur la similarité de vecteurs.

Nous présentons ici l'algorithme basé sur la corrélation :

$$w(a, i) = \frac{\sum_j (v_{a, j} - \bar{v}_a)(v_{i, j} - \bar{v}_i)}{\sqrt{\sum_j (v_{a, j} - \bar{v}_a)^2 \sum_j (v_{i, j} - \bar{v}_i)^2}}$$

Ces techniques basées sur la mémoire présentent l'avantage d'être très réactives, en intégrant immédiatement au système les modifications des profils utilisateurs. BREESE et al [2] s'accordent toutefois à trouver leur passage à l'échelle problématique : si ces méthodes fonctionnent bien sur des exemples de tailles réduites, il est difficile de passer à des situations caractérisées par un grand nombre de documents ou d'utilisateurs. En effet, la complexité des algorithmes en temps et en mémoire est beaucoup trop importante pour les grosses bases de données.

3.3.2. Algorithmes basés "modèle"

Les algorithmes basés « modèle » utilisent la base de données des évaluations des utilisateurs pour estimer ou apprendre un modèle qui est alors utilisé pour les prédictions.

Du point de vue probabiliste, la tâche de prédiction d'une évaluation peut être vue comme le calcul de la valeur espérée d'une évaluation, étant donné ce que l'on sait d'un utilisateur.

Supposons que les évaluations se fassent sur une échelle d'entiers de 0 à m.

Alors la valeur prédite sera :

$$P_{a, j} = E(v_{a, j}) = \sum_{i=0}^m \Pr(v_{a, j} = i | v_{a, k}, k \in I_a) i$$

où la probabilité exprimée est celle dont l'utilisateur actif fera l'évaluation particulière i pour l'item j compte tenu des évaluations observées auparavant.

Selon PENNOCK et al [12], les algorithmes basés sur un modèle minimisent le problème de la complexité algorithmique en mémoire. Par ailleurs, ils perçoivent dans ces modèles une valeur ajoutée au-delà de la seule fonction de prédiction : ils mettent en lumière certaines corrélations dans les données, proposant ainsi un raisonnement intuitif pour les recommandations ou rendant simplement les hypothèses plus explicites. Cependant, ces méthodes ne sont pas assez dynamiques et elles réagissent mal à l'insertion de nouveaux contenus dans la base de données. De plus, elle nécessite une phase d'apprentissage à la fois pénalisante pour l'utilisateur et coûteuse en temps de calcul pour les grosses bases de données.

3.4. Difficultés du filtrage collaboratif

Le filtrage collaboratif a pour principe d'exploiter les évaluations que des utilisateurs ont faites de certains documents, afin de recommander ces mêmes documents à d'autres utilisateurs. Ainsi, tous les utilisateurs peuvent tirer profit des évaluations des autres. Ce principe résout les problèmes de l'approche basée sur le contenu sémantique ; il devient possible de traiter n'importe quelle forme de contenu.

Toutefois, des problèmes subsistent pour [5] :

-*Le démarrage à froid* : Ce phénomène se produit en début d'utilisation du système, dans des situations critiques où le système manque de données pour procéder à un filtrage personnalisé de bonne qualité. En général, la communauté d'un utilisateur évolue au cours du temps grâce aux évaluations produites par l'utilisateur lui-même. Lorsqu'il s'inscrit pour utiliser le système, sa communauté est encore inconnue, ce qui conduit à l'impossibilité de fournir des recommandations pertinentes.

-*La masse critique* : Afin de former de meilleures communautés, le système exige un nombre suffisant d'évaluations en commun entre les utilisateurs pour les comparer entre eux. Malgré la taille énorme de l'ensemble des documents, achats, etc. dans les systèmes, le nombre des évaluations en commun entre utilisateurs risque d'être faible.

-*Rapport coût-bénéfice* : Le filtrage collaboratif est un processus qui implique fortement les utilisateurs, ils doivent chacun émettre suffisamment d'évaluations pour dépasser le problème du démarrage à froid. En effet, l'utilisateur ne perçoit pas toujours favorablement le rapport coût-bénéfice que ce type de système apporte. Lorsqu'il évalue des documents, l'utilisateur se demande si ses efforts seront payés en retour à court ou à moyen terme.

-*L'expression limitée du besoin* : En général, les utilisateurs ne peuvent exprimer l'évolution de leur besoin d'information que sous la forme d'une succession d'évaluations des documents reçus. Ainsi, un changement dans le besoin d'information sera potentiellement mal traduit par un utilisateur qui ne reçoit pas du système les documents lui permettant d'exprimer ce changement.

4. Architecture globale du système

Notre plateforme comporte, outre l'espace destiné à l'utilisateur, un espace destiné à l'administration du système. Et un ensemble de fonctions d'organisation et de calcul.

Espace administrateur : Cet espace permet de gérer les divers paramètres du système.

Espace utilisateur : Cet espace est structuré selon les grandes familles d'activités que l'on peut y pratiquer.

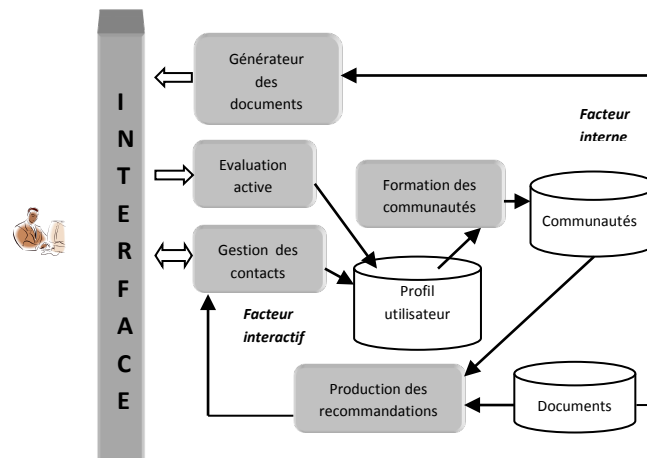


Figure 2 : Architecture globale du système.

On trouve un répertoire personnel qui contient les documents que l'utilisateur y a mis, ainsi qu'un dossier réservé aux nouveaux documents recommandés.

Un carnet d'adresses permet à l'utilisateur d'envoyer des documents à sa liste de contacts (filtrage actif).

Chaque utilisateur peut décider des informations qu'il souhaite divulguer ou non.

Générateur des documents : Celui-ci s'active l'ors de l'inscription d'un nouvel utilisateur. Cela contribue à limiter l'effet du démarrage à froid.

Formation des communautés : C'est le noyau de la plateforme. Pour chaque utilisateur le système doit calculer sa communauté, cela se fait par la proximité des évaluations des utilisateurs.

Production des recommandations : En effet, le processus de la recommandation se décompose en deux étapes : la prédiction de notes, puis la recommandation elle-même.

Ce module exploite les algorithmes basés mémoire pour le calcul des prédictions. Ce type d'algorithmes implique l'utilisation de l'entièreté de la base de données utilisateurs afin de comparer tous les utilisateurs. Donc plus le nombre d'utilisateurs croît plus l'algorithme devient lent, ce qui peut poser de sérieux problèmes si on a des millions d'utilisateurs. Une alternative efficace est de diviser la base des clients en un ensemble de communautés avec qui on fait la comparaison.

Il implémente l'approche de Pearson qui représente l'algorithme de base du filtrage collaboratif.

Il procède comme suit :

- Calcul de la note prédite pour un document, ce qu'on appelle le pseudo vote.

- *Recommandation du document à l'utilisateur.*
- *Quand l'utilisateur reçoit la recommandation il l'évalue afin que ce module recalcule de nouveau les paramètres qui servent aux calculs de nouvelles prédictions.*

Outre les trois modules décrits ci-dessus le système comprend trois bases de données :

- *Profil utilisateur* : elle contient les informations personnelles des utilisateurs ainsi que leurs votes. Elle sert à leur identification ainsi qu'à la réalisation du filtrage passif et actif.
- *Communauté* : elle contient l'ensemble de communautés.
- *Document* : elle enregistre la collection des documents.

5. Fonctionnalités

Dans cette partie nous présentons les fonctionnalités de notre plateforme de filtrage collaboratif.

- *Filtrage collaboratif actif* : Lorsqu'un utilisateur trouve des documents plus ou moins intéressants pour certains autres utilisateurs qu'il connaît, il peut les leur recommander.

- *Perception des autres* : Chaque utilisateur peut consulter la liste des personnes qui ont des profils similaires au sien, et ainsi connaître de nouvelles personnes ayant les mêmes centres d'intérêt que lui. Il peut même connaître la liste des personnes ayant fait la même évaluation que lui pour un document particulier. Cette fonctionnalité contribue également à de meilleures recommandations par le filtrage actif.

- *Carnet d'adresses* : Chaque utilisateur du système possède un carnet d'adresses qui enregistre des informations utiles (nom, prénom, surnom, adresse électronique, etc.) des personnes intéressantes, et évidemment connues, avec lesquelles il souhaite échanger régulièrement des recommandations. L'utilisateur peut ajouter, modifier et supprimer des contacts dans son carnet. En particulier, un carnet d'adresses peut être organisé en groupes par son propriétaire afin de faciliter le filtrage collaboratif actif.

- *Consultation du profil* : En général, un profil de filtrage collaboratif représente le centre d'intérêt de l'utilisateur via les évaluations des documents faites par le passé. Un profil est donc une liste de tuples composés de l'identificateur de l'objet, la valeur de l'évaluation personnelle, et la date de cette évaluation.

Le système permet aux utilisateurs de consulter leur profil : chaque tuple est éventuellement complété par des informations supplémentaires explicatives, comme la prédiction du système et l'évaluation moyenne de la communauté. Il est très souple quant à la modification des profils par l'utilisateur : l'utilisateur peut non

seulement consulter son profil, mais aussi réévaluer et même supprimer des évaluations de son profil.

- *Gestion personnelle des documents et recommandations* : l'utilisateur a la possibilité d'organiser ses documents selon une structure arborescente de répertoires, qu'il s'agisse de ceux qui lui sont parvenus par recommandation, ou d'autres qu'il a intégré dans son espace personnel dans l'idée, par exemple, de les évaluer plus tard. L'historique des mouvements des documents d'un répertoire à l'autre est conservé, ce qui permet d'envisager, le cas échéant, la prise en compte d'évaluations implicites : par exemple, on estimera qu'une recommandation jetée à la poubelle correspond à une évaluation très mauvaise, alors qu'une recommandation déplacée vers un répertoire créé personnellement peut être interprétée comme une bonne évaluation.

6. Conclusion

Dans cet article, la plateforme de base de filtrage collaboratif est présentée d'abord de façon générale et ensuite par le détail de ses fonctionnalités qui aident à dépasser certaines limitations du filtrage collaboratif et destinées à mieux exploiter la notion de communauté d'utilisateurs en leur permettant d'intervenir dans le processus de recommandation directement et de se découvrir entre membre d'une même communauté, il s'agit de développer le principe du filtrage collaboratif qui contribue à limiter l'effet du démarrage à froid.

La plateforme a une structure flexible et modulaire, lui permettant éventuellement de s'adapter à toute extension et modification comme par exemple l'intégration de nouvelles fonctionnalités.

Parmi les travaux futurs, nous envisageons de réaliser l'hybridation des filtres afin d'intégrer les bénéfices de l'approche cognitive.

Référence bibliographiques

- [1] BELKIN N.J., CROFT W.B., *Information filtering and information retrieval: two sides of the same coin*, Communications of the ACM, vol. 35, n° 12, p. 29-38, décembre 1992.
- [2] BALABANOVIC M., SHOHAM Y., *Fab: content-based, collaborative recommendation*, Communications of the ACM, vol. 40, n° 3, p. 66-72, mars 1997.
- [3] Catherine Berrut and Nathalie Denos, *Filtrage collaboratif*, in *Assistance intelligente à la recherche d'informations*, Hermes -Lavoisier, chapter 8, pp30, 2003.
- [4] Maltz D., Ehrlich K., *Pointing the way: active collaborative filtering*, Proceedings of CHI'95, p. 7-11, mai 1995.
- [5] An Te NGUYEN, *COCOFil2 : A new collaborative filtering system based on the communities space model*, Doctoral Thesis, Joseph Fourier university, 2006.
- [6] Claypool M., Le P., Waseda M., Brown D., *Implicit interest indicators*, Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent User Interfaces (IUI'01), New Mexico, USA, 2001, p. 33-40.

- [7] Nichols D.-M., *Implicit Rating and Filtering*, Proceedings of the 5th DELOS Workshop on Filtering and Collaborative Filtering, Budapest, Hungary, 1997, p. 31-36.
- [8] Herlocker J.-L., *Understanding and Improving Automated Collaborative Filtering Systems*, PhD Dissertation, University of Minnesota, 2000.
- [9] Herlocker J.-L., Konstan A.-J., Borchers A., Riedl J., *An Algorithmic Framework for Performing Collaborative Filtering*, Proceedings of the 22nd International ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR'99), USA, 1999, p. 230-237.
- [10] Breese J., Heckerman D and Kadie C. *Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering*. In Proceedings of the fourteenth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-98). San Francisco, CA, p. 43-52, July 1998.
- [11] Delago J. *Agent-based Recommender Systems and Information Filtering on the Internet*, PhD. Thesis, Nagoya Institute of Technology, mars 2000.
- [12] David M. Pennock, Eric Horvitz, Steve Lawrence and Lee Giles C. *Collaborative filtering by personality diagnosis : a hybrid memory- and model-based approach*. In Proceedings of the sixteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI 2000). Morgan Kaufmann Publishers. San Francisco, 2000.