

CENTRALESUPÉLEC

FILIÈRE RECHERCHE



SYNTHÈSE BIBLIOGRAPHIQUE

---

## Recommandation d'articles d'actualité

---

***Étudiants :***

Arthur GALLOIS  
Nathan CHALUMEAU  
Dimitri MARTIN  
Ali RAMLAOUI

***Encadrante :***

Laure NORMAND

19 septembre 2023

Avec l'arrivée d'Internet dans les années 90, les utilisateurs ont eu très rapidement accès à une quantité massive d'articles d'actualité différents. L'utilisation de filtres de recommandation est alors évoquée [Cla+99] avec un objectif de personnaliser et d'améliorer l'expérience utilisateur, en leur permettant de trouver rapidement un article intéressant (selon leurs critères). Actuellement, les plus grosses plateformes de flux de contenu (Facebook, YouTube, etc.) utilisent des algorithmes collaboratifs, s'appuyant sur leurs bases d'utilisateurs et d'interaction massives [Hay21]. Ces méthodes sont très efficaces pour la rétention d'utilisateurs, mais montrent des limites tant par la quantité de données et la puissance de calcul nécessaire que par d'autres problèmes plus sournois tels que les bulles de filtre [Hay21]. Le développement de nouvelles méthodes et critères d'évaluations se justifie alors pour pallier ces différents problèmes.

## 1 Les types d'algorithmes de recommandation

D'après [Hay21] et [ÖGE14], il existe 3 différentes méthodes de recommandation d'articles. La première méthode est le filtrage collaboratif. Cette méthode de filtrage utilise la similarité entre utilisateurs. L'algorithme va recommander des articles appréciés par des utilisateurs qui sont considérés comme ayant les mêmes préférences. Cette méthode comporte de nombreux problèmes tels que le démarrage à froid ou la scalabilité. En effet, un nouvel article avec pas ou peu d'interactions ne pourra donc pas être recommandé alors qu'il pourrait être pertinent. Les articles les plus vus sont ainsi plus recommandés en ignorant la pertinence de celui-ci. [Cla+99] décrit également les problèmes de "sparsity", si la quantité d'articles est trop grande par rapport au nombre d'utilisateurs, il sera difficile d'obtenir une quantité de notes représentatives pour chacun d'eux, ce qui nuit directement au fonctionnement de l'algorithme. Enfin ce même article décrit des utilisateurs appelés "gray sheep" dont les intérêts ne rentrent dans aucune catégorie de la population et qui donneront de très mauvais résultats par un algorithme de recommandation collaboratif. La deuxième méthode est le filtrage par le contenu qui consiste à étudier la similarité entre l'historique de l'utilisateur et les nouveaux articles. Contrairement à la première méthode, cet algorithme peut fonctionner pour un système avec un seul utilisateur. Cette méthode possède aussi ces limitations tel que la surspécialisation qui correspond à l'impossibilité pour le modèle de proposer du contenu nouveau et divers par rapport à l'historique de l'utilisateur. La dernière méthode est une hybridation des 2 premières méthodes.

## 2 L'évaluation d'un ordonnancement

### 2.1 Les différents critères d'évaluation

Alors que l'objectif principal de l'évaluation des algorithmes de recommandation a historiquement été d'améliorer la précision de l'ordonnancement par rapport aux notes que certains utilisateurs auraient attribuées aux articles, de nouveaux critères plus qualitatifs permettant d'éviter l'effet "bulles de filtre" sont étudiés [KB17]. Les critères principaux mis en avant dans l'étude empirique des approches nouvelles par Kaminskis sont la diversité, la nouveauté, la sérendipité et la couverture et pour lesquels la prise en compte permet d'améliorer l'expérience utilisateur malgré une diminution de la précision. La diversité consiste à augmenter la différence entre l'ensemble des articles d'un ordonnancement proposé, ce qui permettrait de ne pas recommander des articles traitant des mêmes problématiques. Le critère de nouveauté cherche à introduire des éléments nouveaux par rapport à l'historique des articles de l'utilisateur, alors que la sérendipité permet à la fois de tenir compte de nouveauté, mais également provoquer un effet de surprise chez le lecteur. L'effet de surprise est difficile à modéliser et définir clairement, certains [MMO08] estiment qu'il s'agit d'articles qui n'auraient pas été recommandés par un algorithme simple de recommandation appelée primitive de recommandation. Enfin, la couverture est liée à un système d'articles et mesure la part d'articles recommandés parmi l'ensemble du contenu présent dans le système. Pour chacun de ces critères, différentes métriques ont été proposées afin de les mesurer sur un ordonnancement déjà établi par un algorithme quelconque d'ordonnancement et des algorithmes de réordonnancement existent pour permettre une optimisation de la pertinence multicritères. Une seconde manière consiste à prendre en compte directement un critère pertinent et intégrer son optimisation directement dans la conception de l'algorithme de recommandation. [Bur07] compte quatre modèles de base pour le filtrage : collaboratif (identique à celui défini précédemment), basé sur le contenu de l'article, basé sur la position géographique et basé sur des informations connues sur l'utilisateur à travers son historique.

## 2.2 Méthodes d'évaluation

Il existe trois méthodes d'évaluation. La méthode offline consiste à exploiter une base de données fixe composée de retour de pertinence des utilisateurs. Cette méthode se base ensuite sur les relations utilisateurs-items ainsi que sur des métriques d'erreur, de précision et d'ordonnement pour classer les différents modèles. L'évaluation online consiste à interagir avec les utilisateurs en temps réel. La performance des modèles est mesurée en fonction des interactions des utilisateurs. Cette méthode offre une mesure plus précise de la performance, mais est difficile à mettre en place à grande échelle sans perturber l'expérience des utilisateurs. [Gar+14] a montré que les performances des algorithmes en offline ne sont pas toujours corrélées avec leurs performances en online et donc avec la satisfaction des utilisateurs. C'est pour cela que [Hay21] propose une troisième méthode d'évaluation qui est l'évaluation qualitative. Cette méthode consiste à évaluer des nouveaux critères tel que la diversité, la nouveauté ou la sérendipité.

Afin d'évaluer la pertinence d'un algorithme et classer leur efficacité, [Bur07] utilise le critère ARC (« Average Rank of the Correct recommendation ») : un algorithme est jugé bon si l'utilisateur est satisfait de l'une des premières propositions.

L'optimisation multicritères introduit une complexité supplémentaire dans la prise en compte de différentes métriques d'évaluation. Des méthodes basées sur le choix d'un optimum sur les frontières de Pareto permettent de comparer différents modèles afin d'améliorer un critère sans en sacrifier un autre [Rib+12].

## 3 La combinaison des modèles

Différents mélanges de ces méthodes sont étudiés : [Bur07] étudie la moyenne pondérée du score, combinaison des algorithmes, présentation mélangée des recommandations de différentes méthodes. Les meilleurs résultats sont obtenus en utilisant un algorithme se basant sur plusieurs types de connaissances, ou bien en enchaînant un algorithme peu précis pour faire une classification grossière des préférences, suivie d'un algorithme plus poussé pour affiner les propositions (méthode dite « en cascade »).

D'autres méthodes sont proposées pour associer ces algorithmes d'ordination. [Cla+99], propose ainsi d'allier des algorithmes d'ordination basés sur le contenu avec des algorithmes collaboratifs à l'aide d'une simple moyenne pondérée (permettant d'ajuster les poids pour améliorer la performance de l'algorithme). Cette méthode n'est pas une hybridation dans le sens où les différents algorithmes classifient les articles indépendamment dans un premier temps ce qui permet assez simplement de varier les algorithmes. Cet article s'attarde sur l'utilisation de la moyenne pondérée pour 2 algorithmes, mais précise que la méthode d'association peut être utilisée avec autant d'algorithmes que l'on souhaite.

## 4 Conclusion et note personnelle

La recommandation d'articles reste un domaine où beaucoup de recherche peut encore être menée. La représentation de style est une méthode qui semble prometteuse, et il nous paraît intéressant de poursuivre une étude dans cette voie. De même, accentuer la recherche d'algorithmes privilégiant la sérendipité nous semble très intéressant dans un contexte où les bulles de filtre sont omniprésentes et polarisent les opinions. On peut également réfléchir à étendre ces algorithmes et méthodes à des médias différents : vidéo, musique, ou images.

## Références

- [Bur07] Robin BURKE. « Hybrid Web Recommender Systems ». In : *The Adaptive Web : Methods and Strategies of Web Personalization*. Sous la dir. de Peter BRUSILOVSKY, Alfred KOBSA et Wolfgang NEJDL. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2007, p. 377-408. ISBN : 978-3-540-72079-9. DOI : 10.1007/978-3-540-72079-9\_12. URL : [https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_12).
- [Cla+99] Mark CLAYPOOL et al. « Combining Content-Based and Collaborative Filters in an Online Newspaper. SIGIR'99 Workshop on Recommender Systems : Algorithms and Evaluation. Berkeley, CA ». In : *Berkeley, CA* (1999).

- [Gar+14] Florent GARCIN et al. « Offline and Online Evaluation of News Recommender Systems at Swissinfo.Ch ». In : *Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender Systems*. RecSys '14. Association for Computing Machinery, 2014. ISBN : 9781450326681. DOI : 10.1145/2645710.2645745. URL : <https://doi.org/10.1145/2645710.2645745>.
- [Hay21] Julien HAY. « Apprentissage de la représentation du style écrit, application à la recommandation d'articles d'actualité ». Theses. Université Paris-Saclay, mars 2021. URL : <https://theses.hal.science/tel-03420487>.
- [KB17] Marius KAMINSKAS et Derek BRIDGE. « Diversity, Serendipity, Novelty, and Coverage : A Survey and Empirical Analysis of Beyond-Accuracy Objectives in Recommender Systems ». en. In : *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems* 7.1 (mars 2017), p. 1-42. ISSN : 2160-6455, 2160-6463. DOI : 10.1145/2926720. URL : <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2926720>.
- [MMO08] Tomoko MURAKAMI, Koichiro MORI et Ryohei ORIHARA. « Metrics for Evaluating the Serendipity of Recommendation Lists ». In : *New Frontiers in Artificial Intelligence*. Sous la dir. de Ken SATOH et al. Springer Berlin Heidelberg, 2008. ISBN : 978-3-540-78197-4.
- [ÖGE14] Özlem ÖZGÖBEK, Jon Atle GULLA et Riza Cenk ERDUR. « A Survey on Challenges and Methods in News Recommendation ». In : *International Conference on Web Information Systems and Technologies*. 2014. URL : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:19984721>.
- [Rib+12] Marco Tulio RIBEIRO et al. « Pareto-Efficient Hybridization for Multi-Objective Recommender Systems ». In : *Proceedings of the Sixth ACM Conference on Recommender Systems*. RecSys '12. Association for Computing Machinery, 2012. ISBN : 9781450312707. DOI : 10.1145/2365952.2365962. URL : <https://doi.org/10.1145/2365952.2365962>.