

Généricité, contexte et explicabilité dans les systèmes de recommandation.

Localisation : Université Paris-Dauphine, LAMSADE

Encadrante : Elsa Negre, MCF HDR (elsa.negre@lamsade.dauphine.fr)

Mots-clés : Systèmes de recommandation, *Machine learning*, XAI, Systèmes d'Informations.

Financement : Ce sujet est prioritaire pour une demande de bourse de thèse du ministère.

Candidatures : Les candidats intéressés sont invités à envoyer une lettre de motivation, un CV, leurs relevés de notes (Licence + Master) avec classements (Master 2 également, éventuellement partiel), et une ou plusieurs lettres de recommandation, le plus tôt possible, **avant le XX XX 2024**. Une seconde sélection sera ensuite faite par l'école doctorale et le laboratoire sur la base d'une audition en XX 2024.

Contexte :

La recommandation peut se résumer par le problème d'estimation de scores pour des entités qui n'ont pas encore été vues/évaluées par un utilisateur. En effet, le nombre d'entités ainsi que le nombre d'utilisateurs du système peuvent être très importants ; il est, de ce fait, difficile que chaque utilisateur voit toutes les entités ou que chaque entité soit évaluée par tous les utilisateurs. Il est donc nécessaire d'estimer les scores pour les entités non encore évaluées. Cette évaluation est habituellement basée sur les scores donnés par un utilisateur à d'autres entités. Lorsqu'il est possible d'estimer les scores pour les entités non encore évaluées, les entités ayant les scores les plus élevés peuvent être recommandées à l'utilisateur.

Les systèmes de recommandation s'appliquent dans de nombreux domaines, que ce soit dans le cadre d'applications commerciales, industrielles ou académiques. En fait, parmi les systèmes de recommandation les plus connus, nous pouvons citer ceux utilisés dans le commerce électronique : Amazon.com pour la recommandation de produits et Netflix pour la recommandation de films. Mais de nos jours, de nombreux systèmes que nous utilisons tous les jours proposent des recommandations à leurs utilisateurs (des groupes de travail ou des individus dans LinkedIn, des amis sur Facebook, de la musique pour last.fm ou des nouvelles pour Forbes.com). Les systèmes de recommandation existants diffèrent donc par leur portée, leur contexte d'application ainsi que par les données qu'ils manipulent. Mais ils ont également de nombreux points communs : (i) le besoin : aider à la prise de décision ; (ii) l'objectif de recommander des éléments/utilisateurs ; (iii) la formalisation : la fameuse matrice d'utilité ; (iv) l'algorithme : prédire les scores. Pourtant, malgré leurs similitudes, les systèmes de recommandation existants sont spécifiques à une application et sont développés/mis en œuvre via des cadres ad hoc.

Or, les systèmes de recommandation, comme tout système informatisé, sont régis par les principes de l'ingénierie et de la qualité logicielle. Le génie logiciel repose sur sept principes : la rigueur, la décomposition en sous-problèmes, la modularité, l'abstraction, l'anticipation des évolutions, la généricité (selon laquelle un système réutilisable/adaptable a beaucoup plus de valeur qu'un système dédié) et une construction incrémentale. De plus, la norme ISO 9126 définit six groupes d'indicateurs de qualité logicielle : la capacité fonctionnelle, la facilité d'utilisation, la fiabilité, la performance, la maintenabilité et la portabilité. Actuellement, les systèmes de recommandation sont définis pour des cas d'application spécifiques, ce qui limite leur adaptabilité, leur réutilisabilité et leur généricité. Ainsi, la spécialisation des systèmes de recommandation va à l'encontre du principe de généricité et donc, de l'ingénierie et de la qualité logicielle. Par conséquent, tendre vers la généricité des systèmes de recommandation, c'est-à-dire un système de recommandation qui fonctionne quel que soit le cas d'application afin d'avoir un système adaptatif, avec un niveau d'abstraction, favorisant, entre autres, l'interopérabilité et la réutilisabilité est un enjeu important. Or, à notre connaissance, il n'existe pas, à ce jour, un tel système de recommandation.

Par ailleurs, l'interaction du système de recommandation avec l'utilisateur est importante. En général, les utilisateurs souhaitent avoir un contrôle sur les recommandations faites et pouvoir indiquer si une recommandation ne leur convient pas. Cette démarche s'inscrit dans la recherche de systèmes plus centrés sur l'utilisateur. De plus, le fait de donner une explication personnalisée à

L'utilisateur peut également nous aider à gagner sa confiance. En effet, réussir à indiquer la raison pour laquelle une recommandation est proposée à l'utilisateur peut contribuer à améliorer la confiance qu'il a du système mais aussi, si l'utilisateur peut interagir avec le système de recommandation, améliorer le système lui-même en mettant en adéquation les raisons d'une telle recommandation et les raisons d'accord ou de refus de celle-ci par l'utilisateur. Des travaux se sont déjà intéressés à l'explication des recommandations. Cependant, nombre d'entre eux se limitent à afficher des valeurs numériques ou à donner une explication du type « Ceux qui ont acheté A ont aussi acheté B ». Être capable d'expliquer la recommandation soulève des problèmes tels qu'expliquer comment fonctionne le système de recommandation, permettre aux utilisateurs d'indiquer au système de recommandation que la recommandation ne convient pas, convaincre les utilisateurs de suivre la recommandation, améliorer la facilité d'utilisation. Une explication du type « Ce livre appartient à votre genre préféré : Thriller/Policiers, il a obtenu une note moyenne de 4/5 auprès des autres utilisateurs et il est disponible à la librairie de votre quartier » pourrait être une meilleure explication. Or, à notre connaissance, il n'existe pas, à ce jour, un tel système de recommandation.

L'objectif principal de cette thèse est d'étudier la diversité des **systèmes de recommandation**, leurs points communs et différences (d'un point de vue algorithmique mais aussi applicatif) dans un contexte de **grande masse de données en constante évolution**, ainsi que de comprendre de tels systèmes dans leur contexte. Il s'agira ensuite de tendre vers un modèle de système générique de recommandation capable d'expliquer à l'utilisateur les recommandations retournées.

Remarque :

Une piste possible serait, par exemple d'incorporer différentes informations complémentaires à partir de l'analyse des médias sociaux (entre autres), comme cela se fait dans les systèmes de recommandation multi-domaines. En effet, la prolifération des sites de commerce électronique, des médias sociaux, ... a permis aux utilisateurs de fournir des commentaires, d'exprimer leurs préférences/intérêts et de maintenir des profils utilisateurs dans de multiples systèmes, reflétant la variété de leurs goûts/intérêts. Tirer parti de toutes ces informations disponibles dans différents systèmes et relatives à différents champs/spécialités peut être bénéfique pour générer des profils utilisateurs plus complets et de meilleures recommandations, par exemple, en atténuant les problèmes de démarrage à froid ou de faible densité dans un champs cible ou en proposant des recommandations personnalisées « croisées » pour des éléments de champs différents. Les systèmes de recommandation multi-domaines (*cross-domain recommender systems*) visent à générer ou à améliorer des recommandations pour un champs particulier en exploitant les profils utilisateurs (ou toutes autres données/informations) issues d'autres champs.

Implications :

Ce travail pourra s'appuyer sur les travaux de thèse de Jinfeng Zhong (Explicabilité des recommandations) et Zahra Vahidi Ferdousi (systèmes de recommandation contextuels), sur les travaux de recherche de l'encadrante ainsi que de certains membres du LAMSADE (notamment les membres de l'équipe « Science des Données », spécialisés en *Machine learning* et systèmes de recommandation).

Publications de l'encadrante en rapport avec le sujet :

- Elsa Negre, Franck Ravat, Olivier Teste: *Context-Aware Recommender Systems: Aggregation-Based Dimensionality Reduction*. RCIS 2023: 360-377
- Jinfeng Zhong, Elsa Negre: *Towards Better Representation of Context Into Recommender Systems*. Int. J. Knowl. Based Organ. 12(1): 1-12 (2022)
- Jinfeng Zhong, Elsa Negre: *Shap-enhanced counterfactual explanations for recommendations*. SAC 2022: 1365-1372
- Zahra Vahidi Ferdousi, Dario Colazzo, Elsa Negre. *CBPF: Leveraging Context and Content Information for Better Recommendations*. ADMA 2018: 381-391
- Elsa Negre. *Systèmes de recommandation : généralité, évaluation et améliorations* Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Toulouse, Novembre 2017.
- Elsa Negre. *Recommender Systems – Introduction*. Livre - WILEY, 2016.

Genericity, context-awareness and explainability in recommender systems.

Location: Paris-Dauphine University, LAMSADE, France

Supervisor: Elsa Negre, MCF HDR (elsa.negre@lamsade.dauphine.fr)

Keywords: Recommender systems, Machine learning, XAI, Information systems.

Funding: This topic is a priority for a Ministry Scholarship application.

Applications: Interested candidates are invited to send a cover letter, a CV, their (Bachelor + Master) results and their rank, one or more reference letters, as soon as possible, before XX XX, 2024. A second selection will then be made by the doctoral school and the laboratory based on an audition in XX 2024.

Context:

Recommendation can be summarized by the problem of estimating scores for entities that have not yet been viewed/evaluated by a user. Indeed, the number of entities as well as the number of users of the system can be very important; it is therefore difficult for each user to see all the entities or for each entity to be evaluated by all the users. It is thus necessary to estimate the scores for the entities not yet evaluated. This assessment is usually based on scores given by a user to other entities. When it is possible to estimate scores for entities not yet evaluated, entities with the highest scores may be recommended to the user.

Recommender systems are used in many fields, whether for commercial, industrial or academic applications. In fact, among the best-known recommender systems, we can cite those used in e-commerce: Amazon.com for product recommendation and Netflix for movie recommendation. But nowadays, many systems that we use every day offer recommendations to their users (working groups or individuals in LinkedIn, friends on Facebook, music for last.fm or news for Forbes.com). Existing recommender systems therefore differ in scope, application context and the data they handle. But they also have many things in common: (i) the need: help decision-making; (ii) the objective: recommend items/users; (iii) the formalization: the famous utility matrix; (iv) the algorithm: predict scores. Yet, despite their similarities, existing recommender systems are application-specific and are developed/implemented through ad hoc frameworks.

However, recommender systems, like any computerized system, are governed by the principles of software engineering and quality. Software engineering is based on seven principles: Rigor and Formality, separation of Concerns, modularity, abstraction, anticipation of change, generality/genericity (according to which a reusable/adaptable system is much more valuable than a dedicated system) and incrementality. In addition, the ISO 9126 norm defines six groups of software quality indicators: Functionality, reliability, usability, efficiency, portability, maintainability, and portability. Currently, recommender systems are defined for specific use cases. It limits their adaptability, reusability and genericity. Thus, recommender system specialization goes against the principle of genericity and the ones of software engineering and quality. Therefore, tend towards recommender system genericity, i.e. a recommender system that works whatever the use case in order to have an adaptive system, with an abstraction level, favouring, among other things, interoperability and reusability is an important issue. To the best of our knowledge, there is no such recommender system.

In addition, interactions between the recommender system and the user are important. In general, users want to have control over the recommendations and to be able to indicate if a recommendation is not appropriate. This approach is part of the search for more user-centred systems. In addition, giving the user a personalized explanation can also help us gain confidence. In fact, being able to indicate why a recommendation is offered to the user can help to improve the

confidence he has in the system, but also, if the user can interact with the recommender system, improve the system himself, even by matching the reasons for such a recommendation with the reasons for the user's agreement or refusal. Research works have already focused on explaining the recommendations. However, many of them limit themselves to displaying digital values or to giving an explanation like "Those who bought A also bought B". Being able to explain the recommendation raises issues such as explaining how the recommender system works, allowing users to tell the system that the recommendation is inappropriate, convincing users to follow the recommendation, improving the ease of use. An explanation like "This book belongs to your favourite genre: Thriller, it got an average score of 4/5 from other users and is available at the bookstore in your neighbourhood" could be a better explanation. To the best of our knowledge, there is no such recommender system.

The main objective of this thesis is to study the diversity of **recommender systems**, their common points and differences (from an algorithmic but also an application point of view) in a context of **large and constantly changing data mass**, as well as understand such systems in their context. The next step is to move towards a generic recommender system model that can explain to the user why such a recommendation is returned.

Remarks:

One possible way would be, for example to incorporate complementary information from social media analysis (among others), as it is done in cross-domain recommender systems. Indeed, the proliferation of e-commerce sites, social media, ... has allowed users to provide comments, express their preferences/interests and to maintain user profiles in multiple systems, reflecting the variety of their tastes/interests. Taking advantage of all this information available in different systems and related to different fields may be beneficial for generating more complete user profiles and better recommendations, for example by mitigating cold-start or low-density problems in a field target or by providing cross-personalized recommendations for different field items. Cross-domain recommender systems aim to generate or improve recommendations for a particular field by exploiting user profiles (or any other data/information) from other fields.

Implications:

This work can be based on Jinfeng Zhong's PhD work (recommendation's explanations) and Zahra Vahidi Ferdousi's PhD work (context-aware recommender systems), on the work of the supervisor and on the participation of and the involvement of some LAMSADE members (e.g. "Data Science" team members).

Publications of the supervisor related to the subject:

- Elsa Negre, Franck Ravat, Olivier Teste: *Context-Aware Recommender Systems: Aggregation-Based Dimensionality Reduction*. RCIS 2023: 360-377
- Jinfeng Zhong, Elsa Negre: *Towards Better Representation of Context Into Recommender Systems*. Int. J. Knowl. Based Organ. 12(1): 1-12 (2022)
- Jinfeng Zhong, Elsa Negre: *Shap-enhanced counterfactual explanations for recommendations*. SAC 2022: 1365-1372
- Zahra Vahidi Ferdousi, Dario Colazzo, Elsa Negre. *CBPF: Leveraging Context and Content Information for Better Recommendations*. ADMA 2018: 381-391
- Elsa Negre. *Systèmes de recommandation : généralité, évaluation et améliorations* Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Toulouse, Novembre 2017.
- Elsa Negre. *Recommender Systems – Introduction*. Livre - WILEY, 2016.