

# Senselife : Des modèles de connaissances pour recommander des services et renforcer la prévention de la fragilité

Ghassen Frikha<sup>1</sup>, Xavier Lorca<sup>1</sup>, Hervé Pingaud<sup>2</sup>, Christophe Bortolaso<sup>3</sup>, Katarzyna Borgiel<sup>3</sup>, Elyes Lamine<sup>1,4</sup>

<sup>1</sup> Université de Toulouse, IMT Mines Albi, Centre Génie Industriel, Route de Teillet, 81013 Albi Cedex 9, France. (ghassen.frikha@mines-albi.fr, elyes.lamine@mines-albi.fr, xavier.lorca@mines-albi.fr)

<sup>2</sup> CNRS-LGC, Institut National Universitaire Champollion, Université de Toulouse, Albi, France. (herve.pingaud@univ-jfc.fr)

<sup>3</sup> Division Recherche et Innovation, Berger-Levrault, Labège, France. (christophe.bortolaso@berger-levrault.fr, katarzyna.borgiel@berger-levrault.fr)

<sup>4</sup> Université de Toulouse, ISIS, Institut National Universitaire Champollion, Rue Firmin-Oulès, 81104 Castres, France. (elyes.lamine@univ-jfc.fr)

**Résumé.** Le vieillissement de la population mondiale présente des défis uniques, notamment en ce qui concerne la gestion de la fragilité - un état défini par le déclin des capacités physiques, cognitives et sociales. Cet article présente Senselife, un système de recommandation conçu pour la gestion de la fragilité chez les personnes âgées. Senselife s'appuie sur des modèles de connaissances basés sur des hypergraphes pour recommander intelligemment des services personnalisés visant à atténuer la fragilité et à améliorer la qualité de vie.

Notre méthodologie intègre divers types de données par le biais de réseaux d'information hétérogènes (RIH), ce qui permet des interactions nuancées entre l'utilisateur et le service qui améliorent considérablement la précision et la pertinence des recommandations. Cet article détaille le développement de ces modèles, en mettant l'accent sur le passage d'un traitement conventionnel des données à des approches avancées, fondées sur la connaissance, qui prennent en compte à la fois les complexités de l'utilisateur et du service. En incorporant ces modèles sophistiqués, Senselife vise à fournir une solution évolutive pour la prévention de la fragilité, apportant une contribution significative aux soins personnalisés aux personnes âgées.

**Mots clés :** Fragilité, Personnes âgées, Modèles de connaissances, Recommandation de services.

## Introduction

Le vieillissement entraîne souvent un déclin des capacités physiques, cognitives et sociales, menant à une fragilité caractérisée par une vulnérabilité accrue. Avec l'augmentation des populations âgées dans les pays développés [Blanpain and Buisson, 2016], la fragilité pose un défi socio-économique majeur. Des stratégies proactives, incluant l'activité physique, une alimentation saine et la participation sociale, sont nécessaires pour améliorer le bien-être individuel [Schuurmans, 2004]. Les innovations numériques, comme les systèmes de recommandation utilisant des données historiques et les préférences des utilisateurs, offrent des solutions personnalisées pour contrer la fragilité et en atténuer les effets [Frikha et al., 2023]. Il s'agit d'algorithmes sophistiqués qui analysent les données historiques et les préférences des utilisateurs pour suggérer des produits, des services ou des activités pertinents, offrant potentiellement une approche personnalisée pour prévenir la fragilité [Marcucci et al., 2019].

Dans ce contexte, nous proposons Senselife : un système de recommandation qui relève le défi de la gestion de la fragilité chez les personnes âgées en utilisant les auto-évaluations pour fournir des recommandations personnalisées adaptées à leurs besoins et préférences uniques. Le système recommande des services visant

à améliorer les capacités fonctionnelles des personnes âgées et fait correspondre l'offre et la demande de services disponibles dans l'environnement des personnes âgées.

Au cours du développement de ce système, nous avons rencontré des difficultés, principalement liées (i) à la recherche de données appropriées qui représentent avec précision les caractéristiques de fragilité des personnes âgées dans leurs profils, et (ii) à la détermination des techniques et des méthodes pour générer des recommandations au sein du système.

Dans un travail précédent [Frikha et al., 2023], nous avons expliqué comment ces défis ont été partiellement relevés et comment nous avons construit le framework Senselife, qui comprend trois composantes principales : la collecte de données, la génération de recommandations, et la consommation et l'utilisation de services.

Ce papier explore des modèles de connaissance pour améliorer la précision des systèmes de recommandation, en débutant par une présentation des techniques traditionnelles utilisées dans divers contextes. Il introduit deux concepts clés : le réseau d'information hétérogène (RIH) et l'hypergraphe, avant de détailler le modèle proposé, y compris l'intégration des hypergraphes et les éléments de RIH. Nous discutons également de l'algorithme pour identifier des services tirés du répertoire national de l'offre et des ressources en santé<sup>1</sup> (ROR) français, concluant avec un résumé des résultats et des perspectives pour de futures recherches.

## 1 Contexte

### 1.1 Système de recommandation

Les systèmes de recommandation (SR) ont évolué à travers trois générations principales. La première génération (1995-2005) s'appuie sur le filtrage de contenu, le filtrage collaboratif et les méthodes hybrides, utilisant des techniques statistiques et d'apprentissage automatique. La deuxième génération (2003-2014) incorpore des facteurs contextuels comme l'heure et la localisation, ainsi que les évaluations des groupes d'utilisateurs. Les recherches continuent, mais la troisième génération attire davantage l'intérêt, mettant l'accent sur les modèles sémantiques de représentation et l'exploitation de toutes les connaissances dans le processus de recommandation. [Rizun, 2019].

**Filtrage collaboratif** est une méthode de recommandation qui suggère des articles en fonction des préférences et interactions passées des utilisateurs [Zou, 2020]. Il se divise en méthodes basées sur la mémoire et sur le modèle, avec des subdivisions en méthodes centrées sur l'utilisateur ou l'élément. Cependant, cette approche fait face à des défis tels que la rareté des données, où les interactions utilisateurs-éléments sont limitées, et les problèmes de démarrage à froid pour les nouveaux utilisateurs ou éléments.

**Filtrage basé sur le contenu** recommande des articles similaires à ceux appréciés par l'utilisateur [Tarus et al., 2018], utilisant des informations sur les articles et les profils utilisateurs. Il se divise en raisonnement basé sur les cas et techniques basées sur les attributs [Drachler et al., 2007]. Toutefois, cette méthode rencontre des limites telles que la surspécialisation, une analyse de contenu restreinte, des défis pour promouvoir la sérendipité, et des difficultés à s'adapter à de nouveaux scénarios d'utilisation [Desrosiers et al., 2011].

**Filtrage hybride** Il est courant pour ces systèmes de combiner le filtrage collaboratif avec le filtrage basé sur le contenu ou d'autres approches de recommandation. L'objectif de cette combinaison est d'exploiter les

---

<sup>1</sup> <https://esante.gouv.fr/produits-services/repertoire-ror>

avantages respectifs de chaque approche et d'améliorer les performances globales du système [Tarus et al., 2018].

**Filtrage basé sur les connaissances** suggère des éléments aux utilisateurs en fonction des connaissances du domaine, alignant les éléments avec les préférences de l'utilisateur [Colombo-Mendoza et al., 2015]. Ces systèmes intègrent trois types de connaissances : sur les utilisateurs, les éléments, et la relation entre les éléments et les besoins de l'utilisateur. Les graphes de connaissances enrichissent ces informations, aidant à surmonter les défis des filtrages collaboratif et basé sur le contenu [Zou, 2020]. Contrairement à ces derniers, les recommandations basées sur les connaissances exploitent la connaissance du domaine et non seulement les évaluations. Cependant, leur développement exige une expertise spécifique en ingénierie des connaissances [Burke, 2007].

Afin d'améliorer l'efficacité et l'efficience des systèmes fondés sur la connaissance, il est essentiel d'adopter des modèles plus avancés capables de saisir et de traiter les interconnexions complexes présentes dans les données du monde réel. Dans ce contexte, l'utilisation de réseaux d'information hétérogènes (RIH) apparaît comme une approche convaincante (voir section 1.2). Les RIH permettent l'intégration de divers types de données et de relations, fournissant ainsi un contexte sémantique plus complet. Pour exploiter pleinement le potentiel des RIH, nous proposons de représenter ces réseaux sous la forme d'hypergraphes. Cette représentation innovante améliore la capacité à modéliser des relations multivoies (voir section 1.3) qui sont souvent simplifiées à l'extrême dans les approches traditionnelles basées sur les graphes.

## 1.2 Réseaux d'information hétérogènes

Les réseaux d'informations hétérogènes (RIH) offrent un cadre sophistiqué pour modéliser des données diverses et complexes dans les SR [Shi and Philip, 2017]. Les RIH sont composés de différents types de nœuds et d'arêtes, représentant divers objets et leurs interrelations, ce qui permet d'intégrer de multiples types et sources de données, enrichissant ainsi le contexte des recommandations.

Ces réseaux facilitent une représentation nuancée des relations entre les utilisateurs, les articles, et d'autres entités comme les étiquettes ou les catégories, améliorant la précision et la pertinence des recommandations. L'exploration des RIH peut utiliser des meta-paths pour capturer les relations sémantiques entre les entités, offrant des recommandations plus personnalisées en explorant différents chemins à travers le réseau [Thomas et al., 2022].

Les RIH pallient plusieurs limitations des SR traditionnels, notamment la rareté des données et les problèmes de démarrage à froid, en améliorant la capacité du système à inférer les préférences des utilisateurs et les attributs des articles grâce à des informations auxiliaires mais souvent sous-utilisées. En conclusion, les RIH enrichissent les SR en fournissant une structure robuste pour incorporer des données hétérogènes et des relations complexes, ce qui améliore la personnalisation et la précision des recommandations [Shi and Philip, 2017].

## 1.3 Hypergraphes

Les hypergraphes, contrairement aux graphes traditionnels, sont des structures mathématiques avancées dans lesquelles les relations peuvent relier plus de deux sommets. Cette caractéristique unique permet de modéliser des interactions complexes et d'ordre supérieur, ce qui les rend utiles pour réduire la complexité de la modélisation dans les SR.

L'application des hypergraphes aux SR présente plusieurs avantages. Tout d'abord, ils excellent dans la représentation des relations à multiples facettes, ce qui permet de saisir les interactions complexes entre l'utilisateur et l'élément à recommander et d'améliorer de manière significative la précision des recommandations [Gharahighehi et al., 2023]. Les hypergraphes abordent également des questions telles que le biais de popularité, favorisant l'équité dans les recommandations en fournissant une distribution plus équitable entre les différentes parties prenantes [Gharahighehi et al., 2021].

Dans les contextes où l'ordre des interactions est important, les hypergraphes s'avèrent particulièrement efficaces dans les scénarios de recommandation séquentielle. Des méthodes telles que les hypergraphes hyperboliques tirent parti d'un espace hyperbolique pour gérer la rareté et la nature dynamique des interactions entre l'utilisateur et l'article au fil du temps, ce qui permet d'obtenir des recommandations plus pertinentes sur le plan contextuel [Li et al., 2021].

## 2 Modèle de connaissance proposé

Lors du développement de notre plateforme de recommandation Senselife, en raison du manque de données pour les techniques de recommandation conventionnelles, nous avons été obligés d'utiliser des méthodes basées sur des modèles de connaissance. Ces modèles répondent à des objectifs distincts : dans un premier temps, nous nous concentrons sur (i) la compréhension du profil unique de chaque utilisateur, en rassemblant des informations pertinentes telles que les caractéristiques, les préférences, les données démographiques et les données contextuelles. Ensuite, nous (ii) identifions les besoins spécifiques des utilisateurs sur la base de leurs caractéristiques, identifiées à l'étape précédente à partir des données collectées lors d'un questionnaire [Frikha et al., 2023]. Enfin, nous procédons (iii) à la recommandation des services les plus adaptés aux besoins et aux préférences des utilisateurs.

Pour faciliter ces recommandations, nous avons conçu un processus intégrant les modèles de connaissances susmentionnés. Ces modèles, qui représentent les différentes étapes du processus de recommandation, offrent des informations précieuses et facilitent la prise de décision.

Reconnaissant les chevauchements entre ces modèles, ils peuvent être efficacement fusionnés en un modèle de connaissance général unifié. Ce modèle général, présenté dans cet article, rend compte de la complexité de nos données et justifie l'utilisation de réseaux d'information hétérogènes. En exploitant la puissance de cette approche, nous visons à construire des bases solides d'un SR efficace dès que nous aurons acquis suffisamment de données.

### 2.1 Réseau d'information hétérogène de Senselife

La figure 1 présente un schéma de réseau qui donne un aperçu du RIH de Senselife. Nous introduisons un modèle mathématique formel pour représenter le RIH de Senselife. On le considère comme un graphe  $G=(V,E)$  où  $V$  représente l'ensemble des nœuds, chaque nœud désignant une entité au sein du réseau, et  $E$  représente l'ensemble des arêtes, chaque arête représentant une relation entre les entités.

#### Types d'entités et de relations

L'hétérogénéité du réseau provient de l'assortiment d'entités et de relations, que nous désignons respectivement par  $A$  et  $R$ . La fonction  $\phi : V \rightarrow A$  associe chaque nœud à l'un des types d'entités dans  $A$ , et la fonction  $\psi : E \rightarrow R$  associe chaque arête à l'un des types de relations dans  $R$ , nous permettant de formaliser la signification sémantique de chaque nœud et arête dans le réseau.

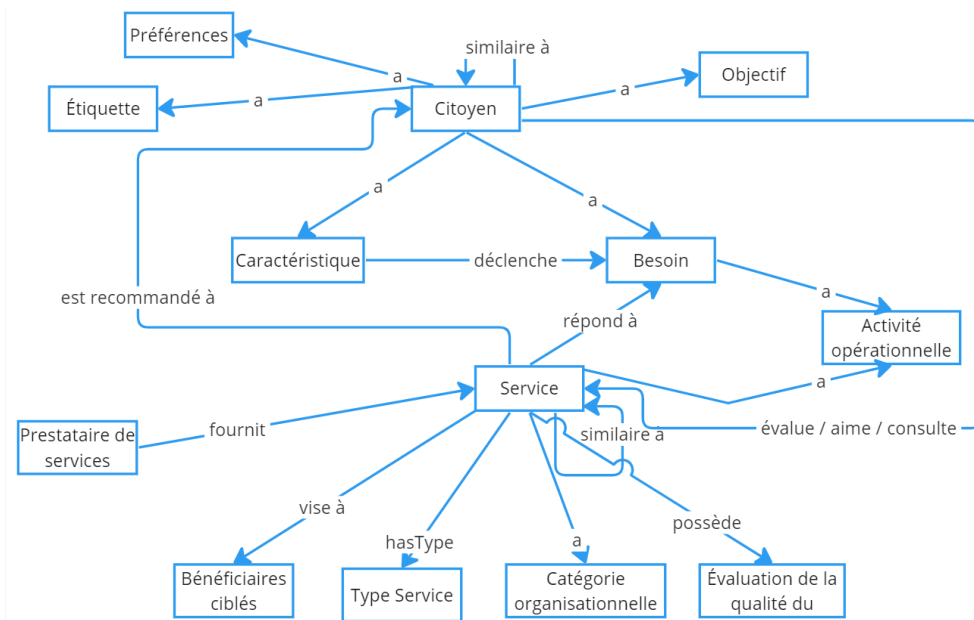


Fig 1 : Schéma de RIH de Senselife

Le flux de recommandation au sein de notre plateforme se déroule comme suit : Premièrement, (i) nous commençons par identifier des caractéristiques via les réponses aux questionnaires tout en comprenant simultanément les préférences et objectifs des citoyens. Ces aspects sont représentés dans la partie supérieure du schéma du réseau Senselife (voir Fig 1). Ensuite, (ii) ces caractéristiques initient la création de besoins suivant les règles prédéfinies dans notre système. Ce processus est illustré par la relation "déclenche" dans la Fig 1. Enfin, (iii) l'identification des services est effectuée en identifiant des Triplettes dans le graphe de connaissances (ActivitésOpérationnelles-Service-CategorieOrganisationnelle), en tenant compte des préférences et situations des citoyens.

En effet, dans la version actuelle de Senselife, la liste des services recommandés est issue du ROR. Ce répertoire nous permet de catégoriser les services selon leur structure organisationnelle et de comprendre les activités opérationnelles associées à chaque service. De plus, grâce à notre correspondance, nous sommes capables d'identifier les activités opérationnelles spécifiques nécessaires pour répondre à chaque besoin identifié.

## 2.2 Sélection de services en se basant sur le modèle de connaissances

Durant la phase de sélection de services dans le processus de recommandation, l'algorithme 1 utilise un profil préalablement créé qui inclut les caractéristiques et les besoins des citoyens. De plus, l'algorithme 1 a accès à deux ensembles de données cruciaux : la liste de toutes les activités opérationnelles et la liste de toutes les catégories organisationnelles considérées par le système.

L'algorithme 1 commence par identifier les activités opérationnelles nécessaires en fonction des besoins des citoyens et met à jour le profil en conséquence. Par la suite, tous les services potentiels pouvant être recommandés sont identifiés. Une fois les services identifiés, ils sont comparés en fonction de leur capacité à répondre aux activités opérationnelles. L'algorithme sélectionne le meilleur service avec le pourcentage de couverture le plus élevé et continue ce processus jusqu'à ce qu'un ensemble de différents services soit

construit. Cet ensemble comprend des services qui correspondent aux besoins de la personne et aux activités opérationnelles requises. Chaque ensemble et recommandation est associé à un pourcentage de couverture total, indiquant la mesure dans laquelle les besoins de la personne sont satisfaits.

**Algorithme 1: Sélection de Services Basée sur les Activités Opérationnelles**

**ENTRÉES :**

- profil : le profil de l'utilisateur contenant les caractéristiques et les besoins
- activitesOperationnelles : liste de toutes les activités opérationnelles considérées par le système
- categoriesOrganisationnelles : liste de toutes les catégories organisationnelles considérées par le système

**SORTIE :**

- recommandation : ensemble de services à recommander

**DÉBUT**

```

MettreAJourProfil(profil, activitesOperationnelles)
listeDeServices ← IdentifierTriplets(activitesOperationnelles, categoriesOrganisationnelles)
AOConnecteesPourChaqueService ← ObtenirToutesLesAO(listeDeServices)
recommandation.Initialiser()
TANT QUE (non toutes les AO dans profil sont satisfaites) ET VerifierExistenceService() FAIRE
  listeCouverture ← CalculerCouverture(AOConnecteesPourChaqueService, profil)
  meilleurService ← ComparerServices(listeCouverture)
  recommandation.MettreAJour(meilleurService)
  AOConnecteesPourChaqueService.MettreAJour(meilleurService)

```

**FIN TANT QUE**

```

profil ← ObtenirRecommandation(recommandation)

```

**FIN**

**2.3 Extension hypergraphe du modèle de connaissances**

Pour aborder les associations complexes, nous étendons le modèle traditionnel de graphe à un hypergraphe  $H=(V,E)$ , où chaque hyperarête dans  $E$  peut se connecter à un nombre quelconque de sommets dans  $V$ . Cette extension est cruciale pour représenter des scénarios où les services sont liés à plusieurs activités opérationnelles ou plusieurs services recommandés à un citoyen avec de nombreuses possibilités.

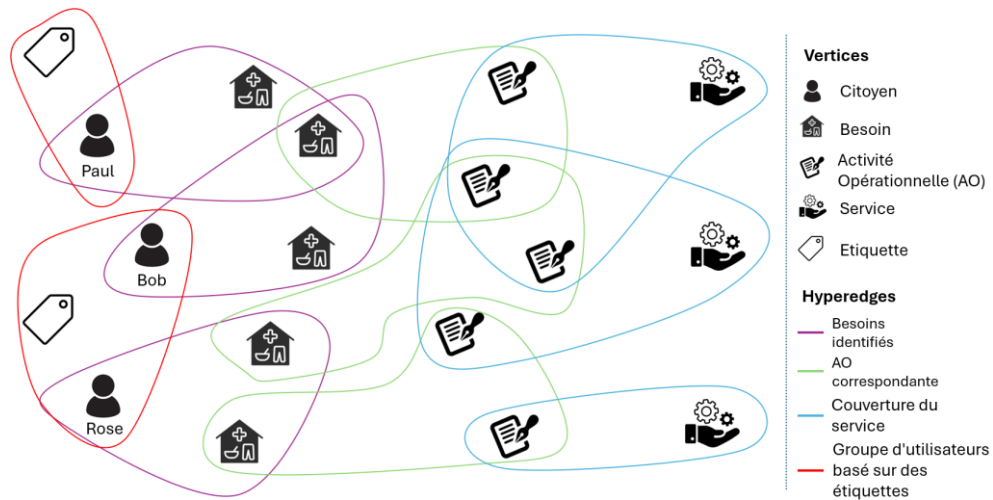


Fig 2 : Représentation des associations complexes de Senselife

La figure 2 illustre un sous-graphe de  $H$ , qui représente un sous-ensemble de  $V$ . Les sommets dans la figure sont notés comme suit :

$$(1) V' = \{ \text{Citoyen, Besoin, Activité Opérationnelle (OA), Service, Etiquette} \} \subseteq V$$

En utilisant des hyperarêtes, nous capturons visuellement les différentes associations au sein de notre modèle de connaissances.

Par exemple, l'hyperarête bleu clair représente la couverture de service par rapport aux activités opérationnelles. De même, l'hyperarête vert clair représente les connexions entre chaque besoin et plusieurs activités opérationnelles. En considérant ces deux hyperarêtes, nous pouvons déduire la couverture des services en termes d'activités opérationnelles pour différents besoins.

La figure 3 illustre comment un ensemble de services répond aux besoins des citoyens en termes d'AO. Par exemple, en considérant la citoyenne Rose, basée sur son profil et les informations de couverture de service, une recommandation de deux services mis en évidence en bleu représente la combinaison optimale pour répondre à ses besoins. D'autre part, une recommandation comprenant seulement un service suffit pour répondre aux besoins de Bob.

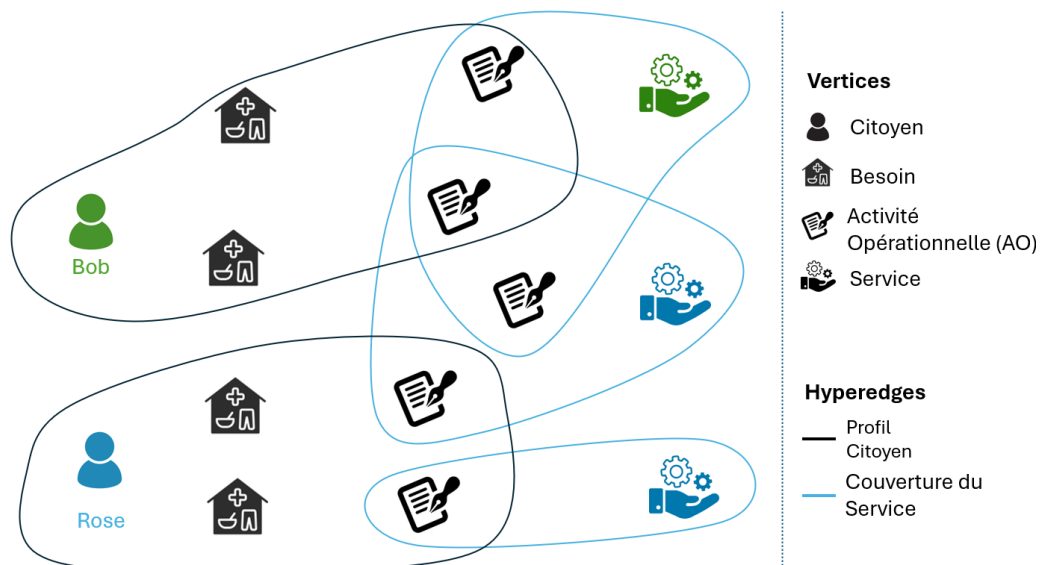


Fig 3 : Couverture de service - Représentation du profil citoyen

## Conclusion

L'article introduit une représentation formelle des modèles de connaissances au sein du cadre Senselife, en utilisant des Réseaux d'Information Hétérogènes et en les étendant avec une structure hypergraphique. Le processus d'identification et de recommandation des services est expliqué en détail, y compris les détails de l'algorithme utilisé. Pour évaluer l'efficacité de la méthode proposée, nous avons créé différents scénarios comportant des profils distincts. Nous avons ensuite évalué la couverture des Activités Opérationnelles (AO) dans le paquet de recommandations et vérifié la compatibilité de la recommandation avec les facteurs contextuels et les préférences des citoyens.

En considérant les perspectives, plusieurs aspects doivent être pris en compte. Premièrement, l'ajout d'autres ensembles de données, tels que le répertoire des associations françaises, pourrait améliorer les recommandations en diversifiant les services disponibles et potentiellement enrichir la liste des activités opérationnelles. De plus, des stratégies de recommandation basées sur des graphes utilisant des meta-paths ou des meta-paths pondérés pourraient être introduites, offrant une optimisation et une personnalisation supplémentaires dans le processus de recommandation.

## Références

- Blanpain, N. & Buisson, G. (2016), 'Projections de population à l'horizon 2070, les personnes de plus de 75 ans deux fois plus nombreuses qu'en 2013', Insee Première.
- Burke, R. (2007), 'Hybrid web recommender systems', *The adaptive web: methods and strategies of web personalization* pp. 377–408.
- Colombo-Mendoza, L. O., Valencia-García, R., Rodríguez-González, A., Alor-Hernández, G. & Samper-Zapater, J. J. (2015), 'Recommetz: A context-aware knowledge-based mobile recommender system for movie showtimes', *Expert Systems with Applications* 42(3), 1202–1222.
- Desrosiers, C., Karypis, G., Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. & Kantor, P. (2011), 'Recommender systems handbook', *Recommender Systems Handbook*. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3>.
- Drachsler, H., Hummel, H. & Koper, R. (2007), 'Recommendations for learners are different: Applying memory-based recommender system techniques to lifelong learning'.
- Frikha, G., Lorca, X., Pingaud, H., Taweel, A., Bortolaso, C., Borgiel, K. & Lamine, E. (2023), A recommendation system for personalized daily life services to promote frailty prevention, in 'European Conference on Advances in Databases and Information Systems', Springer, pp. 563–574
- Gharahighehi, A., Vens, C. & Pliakos, K. (2021), 'Fair multi-stakeholder news recommender system with hypergraph ranking', *Information Processing & Management* 58(5), 102663.
- Gharahighehi, A., Vens, C. & Pliakos, K. (2023), 'Hypers: Building a hypergraph-driven ensemble recommender system', arXiv preprint arXiv :2306.12800.
- Li, Y., Chen, H., Sun, X., Sun, Z., Li, L., Cui, L., Yu, P. S. & Xu, G. (2021), Hyperbolic hypergraphs for sequential recommendation, in 'Proceedings of the 30th ACM international conference on information & knowledge management', pp. 988–997.
- Marcucci, M., Damanti, S., Germini, F., Apostolo, J., Bobrowicz-Campos, E., Gwyther, H., Holland, C., Kurpas, D., Bujnowska-Fedak, M., Szwamel, K. et al. (2019), 'Interventions to prevent, delay or reverse frailty in older people: a journey towards clinical guidelines', *BMC medicine* 17(1), 1–11.
- Rizun, M. (2019), Concept of recommender system for building an individual educational profile., in 'BIR Workshops', pp. 165–176.
- Schuermans, J. E. H. M. (2004), 'Promoting well-being in frail elderly people: theory and intervention'.
- Shi, C. & Philip, S. Y. (2017), *Heterogeneous information network analysis and applications*, Springer.
- Tarus, J. K., Niu, Z. & Mustafa, G. (2018), 'Knowledge-based recommendation: a review of ontology-based recommender systems for e-learning', *Artificial intelligence review* 50, 21–48.
- Thomas, T., Mathew, B., Manoharan, A., Joseph, N. & S, B. (2022), 'An overview of heterogeneous information networks based on recommendation system', *international journal of engineering technology and management sciences*.
- Zou, X. (2020), A survey on application of knowledge graph, in 'Journal of Physics: Conference Series', Vol. 1487, IOP Publishing, p. 012016.