

# MTI820 – Revue de littérature

## *Conseils techniques et éthiques pour l'implémentation d'un système de recommandation de contenu audiovisuel*

Kenia Pineda Mesa  
Département de génie logiciel et des TI  
*École de technologie supérieure*  
Montréal, Canada  
[kenia.pineda-mesa.1@ens.etsmtl.ca](mailto:kenia.pineda-mesa.1@ens.etsmtl.ca)

Paul Deschildre Hocquet  
Département de génie logiciel et des TI  
*École de technologie supérieure*  
Montréal, Canada  
[paul.deschildre.1@ens.etsmtl.ca](mailto:paul.deschildre.1@ens.etsmtl.ca)

Baptiste Viera  
Département de génie logiciel et des TI  
*École de technologie supérieure*  
Montréal, Canada  
[baptiste.viera.1@ens.etsmtl.ca](mailto:baptiste.viera.1@ens.etsmtl.ca)

Mohamed El Amine Meguenani  
Département de génie logiciel et des TI  
*École de technologie supérieure*  
Montréal, Canada  
[mohamed-el-amine.meguenani.1@ens.etsmtl.ca](mailto:mohamed-el-amine.meguenani.1@ens.etsmtl.ca)

Djamen Djofang Vanick  
Département de génie logiciel et des TI  
*École de technologie supérieure*  
Montréal, Canada  
[vanick.djamen-djofang.1@ens.etsmtl.ca](mailto:vanick.djamen-djofang.1@ens.etsmtl.ca)

Emma Ollivier  
Département de génie logiciel et des TI  
*École de technologie supérieure*  
Montréal, Canada  
[emma.ollivier.1@ens.etsmtl.ca](mailto:emma.ollivier.1@ens.etsmtl.ca)

**Résumé** — De nos jours, il est essentiel pour les organisations commerciales ou proposant du contenu de divertissement de connaître au mieux leurs clients afin de leur proposer la meilleure expérience possible en accord avec leurs préférences. En effet, dans un monde concurrentiel où un vaste choix de contenu et de produits est mis à disposition du consommateur il est nécessaire que les plateformes marchandes et de streaming proposent directement à l'utilisateur ce qui l'intéresse afin d'augmenter au maximum leur profit et de faire face à la concurrence. C'est notamment pour répondre à cet objectif que les systèmes de recommandation ont été conçus, prenant alors place dans les processus d'intelligence d'affaire des organisations. Le but de cette étude est alors de donner un aperçu des conseils qui peuvent être donnés pour les entreprises ayant un modèle d'affaire basé sur la vidéo à la demande et souhaitant utiliser les systèmes de recommandation.

**Mots clés** — Système de recommandation, apprentissage profond, éthique, sécurité, environnement.

### I. INTRODUCTION

Les recherches en matière de systèmes de recommandation ont abouti à de nombreuses méthodes, souvent basées sur l'intelligence artificielle et plus particulièrement l'apprentissage machine, toutes possédant des avantages et des inconvénients. C'est alors un véritable défi pour des organisations proposant du contenu audiovisuel à la demande, de choisir les meilleures implémentations de systèmes de recommandation afin d'augmenter la satisfaction, l'engagement de leur client et par extension de permettre leur croissance. Cet article présente donc les différentes méthodes utilisées dans

l'industrie pour la recommandation ainsi que des améliorations possibles afin de les rendre plus performants. En outre, en parallèle de ces considérations techniques l'objectif de cet article est aussi de présenter les défis éthiques, aussi bien sécuritaires, environnementales et psychologiques, à prendre en compte lors de l'implémentation d'un système de recommandation.

### II. APERÇU DES DIFFÉRENTES TECHNIQUES

Les systèmes de recommandation, comme souligné par Roy et Dutta **Error! Reference source not found.**, fonctionnent en associant les utilisateurs et les éléments (films, séries...). Les utilisateurs peuvent fournir des évaluations (notes ou préférences) sur les éléments, soit de manière explicite en choisissant une valeur sur une échelle, soit de manière implicite en fonction de leur interaction avec les éléments. Les évaluations sont alors regroupées dans une matrice utilisateur-élément appelée matrice d'utilité, qui comporte souvent des valeurs manquantes. Quelques principaux défis des systèmes de recommandation sont de compléter ces valeurs manquantes (les utilisateurs évaluent un petit nombre d'éléments), de gérer l'évolution des tendances, l'extensibilité du système et de limiter la sur-personnalisation.

Il est intéressant de savoir qu'il existe trois familles de systèmes de recommandation qui possèdent leurs propres avantages et inconvénients. Il s'agit des systèmes basés sur le

filtrage par contenu, sur le filtrage collaboratif et enfin sur une approche hybride comme illustré sur la Fig. 1 ci-dessous.

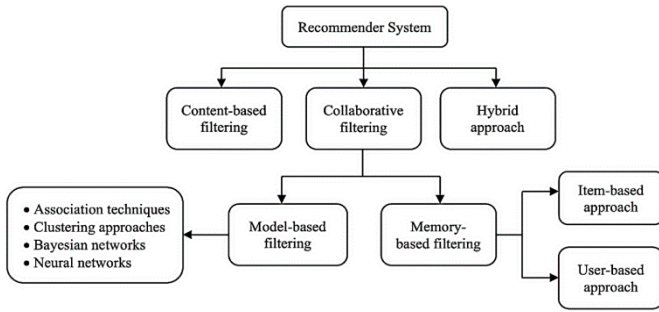


Fig. 1. Diagramme des différents types de systèmes de recommandation, Roy et Dutta [1]

Le système de recommandation basé sur le contenu consiste à construire des profils pour les éléments (films, séries) en fonction de leur description ou de leurs caractéristiques. Lorsqu'un utilisateur évalue positivement un élément, les autres éléments du même profil sont ajoutés à son profil d'utilisateur qui est ensuite utilisé pour recommander des éléments. Cette approche a la capacité de s'adapter aux préférences changeantes des utilisateurs et garantit la confidentialité des données. Cependant, elle nécessite une description complète des éléments pour une recommandation précise et a une capacité limitée à évaluer les choix existants des utilisateurs. Cette technique est souvent utilisée pour les systèmes de recommandation de publications et de pages Web.

L'approche collaborative est une technique de recommandation qui implique la mesure de la similarité entre les utilisateurs. Cela se traduit par la recherche d'un groupe d'utilisateurs ayant des préférences similaires à l'utilisateur cible que l'on appelle voisinage. Si les utilisateurs de ce voisinage ont apprécié un élément qui n'a pas été encore évalué par l'utilisateur cible alors il lui sera recommandé. Un des avantages des approches collaboratives est qu'elles peuvent élargir les intérêts des utilisateurs cibles [1].

Au sein des approches collaboratives, nous distinguons une approche basée sur la mémoire et une approche basée sur un modèle. Les approches collaboratives basées sur la mémoire recommandent de nouveaux éléments en utilisant la matrice d'utilité pour la prédiction. Les recommandations sont basées sur le profil de l'utilisateur et le modèle construit. Cependant, cette approche nécessite de recalculer la matrice de similarité pour chaque nouvel utilisateur, ce qui peut être lourd en termes de calcul. Il est à savoir qu'au sein même des approches basées sur la mémoire, nous distinguons l'approche basée sur l'utilisateur et l'approche basée sur l'élément. Pour celle basée sur l'utilisateur, la recommandation d'un nouvel élément à un utilisateur cible repose sur les évaluations de son voisinage. Pour celle basée sur les éléments, un voisinage d'éléments similaires est construit et utilisé pour recommander de nouveaux éléments à l'utilisateur en fonction de ses évaluations passées [1].

Enfin, au sein de la famille des systèmes de recommandation basés sur le filtrage collaboratif, il existe celui basé sur des modèles. Le modèle repose sur des algorithmes

d'apprentissage machine, qui associé au profil de l'utilisateur, permet de prédire la note donnée par un utilisateur pour un élément qu'il n'a pas déjà noté. Un des points forts de cette technique est qu'il est possible de faire des recommandations aux nouveaux utilisateurs dont le profil n'est pas dans la matrice d'utilité [1].

La dernière famille de système de recommandation est l'approche hybride. Comme son nom l'indique, il peut s'agir d'un système basé sur le filtrage par contenu appliqué à la méthode du filtrage collaboratif et inversement. L'objectif est alors d'améliorer la performance et la précision des systèmes [1].

La section suivante porte sur les grands défis techniques liés au système de recommandation ainsi que sur les solutions pour y remédier.

### III. CHALLENGES TECHNIQUES

Toutefois, pour les entreprises souhaitant mettre en place un système de recommandation, il existe de nombreux défis à comprendre et à maîtriser.

#### A. Manque de données

Mis en avant par Schedl *et al.* [1] dans leur étude l'un des plus grands défis actuels des systèmes de recommandation est probablement la sparsité, c'est à dire le manque de données. Plusieurs causes peuvent en être responsables. Il y a entre autres l'arrivée d'un nouvel utilisateur dans le système qui n'aura pas eu l'occasion de récolter d'informations sur lui, on appelle cela le "cold start problem". Il peut alors convenir de demander directement à un utilisateur qui s'inscrit ce qu'il aime et ce qu'il souhaite avoir afin de lui fournir des recommandations pertinentes. Il est également possible d'utiliser des données démographiques, potentiellement demandées à l'utilisateur lors de son inscription, dans ce but. Mais l'arrivée d'un nouvel item peut lui aussi être problématique. Effectivement, cet item aura alors été consulté par un nombre peu important d'utilisateur et risque alors d'être peu recommandé.

Ce problème découle du fait que les systèmes de recommandation "traditionnels" ne se basent que sur des données issues des interactions avec l'utilisateur. Il faut alors trouver des données additionnelles afin de pousser la recommandation au-delà de la portée traditionnelle des "bag-of-items" ou du "voisinage". Pour ce faire, comme présenté dans l'étude de Steck *et al.* [2], les ingénieurs de chez Netflix se sont penchés sur le sujet en testant l'implémentation de l'apprentissage profond dans leurs systèmes de recommandation. Cependant, simplement remplacer les tâches de recommandation "traditionnelles" par de l'apprentissage profond n'offre pas davantage de résultat. Il faut, pour obtenir des performances plus satisfaisantes, ajouter des paramètres homogènes dans la prédiction de la recommandation. Ces paramètres peuvent être variés comme l'âge, la localisation ou même le sexe, mais ces derniers demandent des renseignements trop privés de la part des utilisateurs. En effet, il y a en quelque sorte un équilibre à garder entre la dimension éthique et celle de performance. L'idée d'utiliser un paramètre temporel – universel à chacun – s'avère

alors être une solution viable. En effet, selon les mesures de Steck *et al.* [2] l'ajout d'une variable temporelle améliore jusqu'à 30% la pertinence des prédictions, comme le montre la Fig. 2.

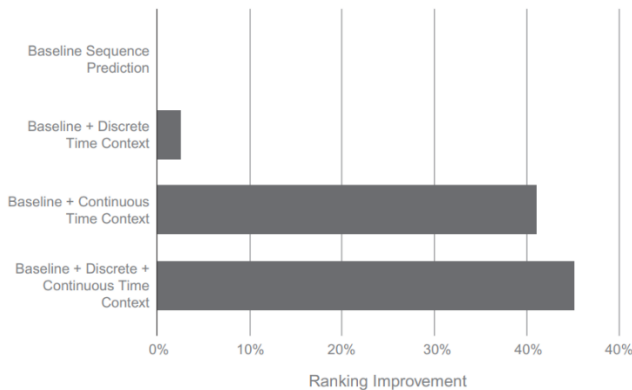


Fig. 2. Diagramme d'amélioration du rang des prédictions avec l'ajout d'un contexte temporel, Steck *et al.* [3]

De plus, cela permet d'ajouter une dimension de recommandation qui ne dépend pas des interactions de l'utilisateur. Par exemple, il est sensé de recommander à tous les utilisateurs, nouveaux comme anciens, des films d'horreur sur la période d'Halloween, ou bien des films de Noël en fin d'année.

### B. Évaluation de la performance du système

Par ailleurs un autre défi, également présenté par Schedl *et al.* [1] est celui de la mesure de la performance d'un système de recommandation. Traditionnellement, des méthodes telles que la mesure de la précision ou encore de l'erreur sont utilisées. Néanmoins, elles peuvent sembler insuffisantes dans le cas des systèmes de recommandation qui font intervenir des concepts, comme le plaisir de découvrir un nouvel item pertinent, difficile à quantifier.

Le mastodonte du marché de streaming vidéo - Netflix – propose une approche différente d'évaluation d'efficacité de leurs systèmes de recommandation. En effet, dans leur article sur l'utilisation de l'apprentissage profond chez Netflix, Steck *et al.* [2] souhaitent mesurer l'efficacité de l'implémentation de l'apprentissage profond dans leurs systèmes de recommandation. N'ayant peu, voire pas de socle de comparaison disponible dans le domaine, ils décident que le taux de rétention des membres inscrits à leur plateforme serait leur indicateur. Et cela tombe sous le sens : plus les recommandations sont précises et personnalisées, plus les membres abonnés trouvent de quoi sustenter leur curiosité au fil des mois et donc les abonnements mensuels s'enchaînent, dépeignant l'intérêt des membres dans la plateforme.

## IV. CHALLENGES ETHIQUES

Ils pourraient être tentant pour les entreprises de concentrer tous leurs efforts sur l'amélioration de la performance de leur système de recommandation. Or ces systèmes interagissant directement avec l'utilisateur et ses données certaines considérations éthiques doivent être prise en compte.

### A. Société

Les utilisateurs interagissent tous les jours avec les systèmes de recommandation, ceci au travers de plateformes telles que Netflix, Amazon ou encore YouTube. Ces systèmes prennent en entrée nos choix, nos préférences et nos habitudes pour donner en sortie des prédictions par rapport à ce qui pourrait nous intéresser. Ainsi, pour être les plus efficaces possible, les systèmes de recommandation collectent, organisent et agissent sur de grande quantité de donnée personnelles. Puisque les systèmes de recommandation sont issus de l'apprentissage machine, ils ne sont pas soumis aux mêmes questions éthiques que les hommes. Néanmoins, les actions prises et les recommandations faites par ces algorithmes peuvent agir sur les décisions des utilisateurs, et donc impacter leur jugement éthique indirectement.

Dans leur étude, Milano *et al.* [3] expliquent que les systèmes étant basés sur la collecte de données de nombreux utilisateurs, ils pourraient être responsables de la propagation de contenus inappropriés pour certains d'entre eux. Puisque la culture et l'environnement social peuvent varier d'un utilisateur à un autre, certains contenus proposés peuvent être perturbant pour des personnes selon leur âge ou leur croyance, il serait maladroit de proposer un film à une personne alors que celle-ci le considère comme ostentatoire. Les contenus proposés par les systèmes de recommandation sont la conséquence d'une catégorisation des utilisateurs en fonction des préférences posant une nouvelle question éthique, qui s'interroge de leur impact sur la personnalité des utilisateurs. En effet les systèmes de recommandation peuvent servir à orienter des utilisateurs vers un courant de pensée sans pour autant proposer ou permettre à l'utilisateur d'avoir de nouvelles informations lui permettant ainsi d'avoir d'autres points de vue.

Pour résoudre les défis éthiques expliqués précédemment, des suggestions ont été faites comme la création d'algorithmes de filtrage tenant compte des spécificités des utilisateurs sur le plan démographique or géographique, permettant ainsi de respecter les contenus appropriés aux valeurs propres à chaque société. Une autre recommandation sur le plan éthique pouvant être fait est une meilleure transparence sur la catégorisation des utilisateurs. Ceci permettrait aux recommandations de ne pas biaiser les connaissances obtenues par les utilisateurs.

### B. Sécurité

En effet, la propagation de l'utilisation de systèmes de recommandation soulève également des questions de sécurité ; les données des utilisateurs étant des actifs sensibles. C'est pourquoi, à l'heure de créer un système de recommandation, il est essentiel de prévenir sur la sécurité des données, leur confidentialité et leur intégrité. Comme expliqué par Himeur *et al.* [4] dans leur étude, à cet effet, en plus de pouvoir mesurer la pertinence du système de recommandation, il faut être aussi en mesure d'évaluer sa robustesse en matière de sécurité. Les risques sont nombreux : fuite de données personnelles, récupération des matrices d'intérêts et de préférence ou encore traçage des utilisateurs

Afin d'alimenter un système de recommandation, une énorme quantité des données est recueillie par l'intermédiaire des appareils connectés tels que les smartphones ou les tablettes tactiles pour être ensuite envoyée aux serveurs des services de streaming dans le nuage. De nouveaux défis de sécurité et d'intégrité s'imposent donc lorsqu'une telle quantité d'information est envoyée aux serveurs dans le nuage. Au cours de leur transit, les informations peuvent être compromises, volées par des attaquants ou bien modifiées de manière illégale et réinjectées dans le système de recommandation. En fait, c'est ce dernier risque qui compose la plus grande inquiétude aux yeux de Himeur *et al.* [4]. Cette attaque se nomme "shilling" : les attaquants vont modifier les informations générées par les utilisateurs tels que les évaluations ou les commentaires, ce qui provoque une altération du système de recommandation. Ces attaques peuvent être réalisées de manière personnelle ou bien commanditées par des entreprises de production/concurrentes afin de biaiser le système de recommandation attaqué en leur faveur. Cette attaque peut se faire d'une manière automatique (avec des robots qui soumettent massivement des évaluations) ou bien avec l'introduction d'un intrus malicieux qui insère des bruits (données corrompues sur un élément ou un utilisateur) dans la base de données. Ceux-ci affectent la prédiction du système, et donc la recommandation se voit biaisée ou moins pertinente.

Une manière de faire face au problème de confidentialité de protéger l'identité des utilisateurs en utilisant de pseudonymes ou bien en les anonymisant. En cas d'une éventuelle fuite des données, elles ne seront pas associées à un individu précisément, ne mettant pas en danger directement les utilisateurs. Un autre mécanisme de défense des données existe : la perturbation des données. Celle-ci modifie les données de telle sorte qu'un attaquant ne soit pas en mesure d'identifier un utilisateur s'il vole les données du système. Pour cela, des techniques telles que le cryptage des données sont utilisées.

Néanmoins, afin d'assurer une sécurité globale du système, il faut dresser une architecture limitant les vols de données, surtout celles stockées sur des serveurs dans le nuage. Dans ce sens, Deng *et al.* [5] informent sur une des solutions qui commence à être explorée : l'hébergement du système de recommandation dans des Edge ou de Fogs. Ce sont des serveurs intermédiaires entre l'utilisateur et le serveur infonuagique central d'un service. Plus nombreux mais plus petits, ils sont installés plus proches des utilisateurs afin de réduire les temps de transfert des données, réduisant ainsi la latence d'utilisation mais réduisant également le risque d'attaque lors de la transmission des données. Par ailleurs, cela aide également à réduire les coûts de communication et faciliter la maintenance. En effet, une architecture avec des fogs permet de déployer des patches de maintenance plus rapidement et plus largement auprès de tous les serveurs, demandant moins d'actions de la part de main d'œuvre qualifiée comme des scientifiques des données ou des développeurs en intelligence

artificielle. Les informations des utilisateurs recueillies sont traitées et analysées directement dans la couche Fog avant de fournir des recommandations aux utilisateurs. La Fig. 3 montre un exemple d'architecture d'un système de recommandation basé sur des Fogs, tel que proposé par Wang *et al.* [6].



Fig. 3. Architecture d'un système de recommandation basé sur une couche Fog, Wang *et al.* [7]

### C. Environnement

L'arrivée des plateformes de streaming vidéo dotées de système de recommandation a entraîné une utilisation accrue du streaming en HD et en ultra HD. Selon une étude menée par Seeliger *et al.* **Error! Reference source not found.**, en 2021, 82% du trafic Internet était représenté par des flux vidéo, ce qui a nécessité une utilisation plus importante de débits binaires et de bande passante élevées. Cette augmentation a eu pour effet une croissance exponentielle de la consommation d'énergie et des coûts associés. Cette étude indique qu'une heure de vidéo en ligne en résolution Full-HD peut consommer entre 220 et 370 kilowattheures d'énergie et produire entre 100 et 175 grammes de CO<sub>2</sub>. Ces chiffres soulignent la nécessité de minimiser la consommation d'énergie du streaming afin de réduire les émissions de CO<sub>2</sub>.

Pour diminuer les émissions de CO<sub>2</sub>, il est possible d'opter pour la solution du "Green Streaming" qui fait référence à la réduction de l'empreinte carbone du streaming vidéo en utilisant des méthodes plus écoénergétiques. Cela implique l'utilisation d'algorithmes d'intelligence artificielle pour analyser le contenu vidéo et optimiser la manière dont il est encodé pour une livraison et une lecture plus efficace, réduisant ainsi les données à transmettre et l'énergie utilisée pour l'encodage et la transmission.

Une des techniques de "Green Streaming" est l'adoption de la solution *DeepEncode*, une approche avancée et efficace en termes d'énergie, basée sur l'intelligence artificielle pour l'encodage par scène. Cette solution examine la complexité des différentes scènes dans une vidéo, produit une estimation de qualité pour chaque scène, puis elle fournit une liste de recommandations pour les paramètres d'encodage avec des taux de données variables pour chaque scène individuelle. Ce processus permet de réduire la quantité globale de données nécessaires pour transmettre la vidéo, tout en préservant la



qualité visuelle pour le spectateur, ce qui à son tour minimise la consommation d'énergie.

En adoptant *DeepEncode*, une réduction significative de la consommation d'énergie est constatée. La génération d'encodages HD utilise en moyenne 3 watts de moins que l'encodage standard, soit une réduction de 9%. De plus, les encodages 4K/UHD ont une consommation d'en moyenne 69 watts inférieure, soit une réduction de 30% par rapport à l'encodage standard des mêmes scènes, comme illustré par la Fig. 4 ci-dessous.



Fig. 4. Standard Encoder vs. DeepEncode (HD & UHD), Seeliger *et al.* [8]

## V. PERSPECTIVES

À l'heure actuelle, les systèmes de recommandation ont pour principal objectif d'apprendre les goûts et les préférences des utilisateurs afin de leur proposer du contenu le plus susceptible de leur plaire. Néanmoins, dans leur étude, Schedl *et al.* [1] suggèrent la possibilité d'aller plus loin. En effet, en plus des goûts des utilisateurs, un système de recommandation pourrait s'appuyer sur ses émotions. Celui-ci n'aurait potentiellement pas envie d'avoir accès au même contenu quand il est triste que lorsqu'il est heureux. Il s'agirait alors de récolter ces informations émotionnelles de manière explicite, en demandant directement l'information à l'utilisateur ou de manière implicite. Par ailleurs, on peut élargir ce concept à la situation sociale de l'utilisateur : il ne regarde peut-être pas la même chose lorsqu'il est seul ou avec des amis. On peut aussi lui suggérer un contenu différent en fonction de ce qu'il préfère regarder quand il est en vacances, en voyage d'affaire ou quand il est chez lui.

Il apparaît alors que de grandes améliorations concernant la pertinence des éléments recommandés est encore possible. Toutefois, Seaver [7] dans son étude s'inquiète du fait que les systèmes de recommandation agissent comme des pièges sur les utilisateurs et les enferment en quelque sorte, les privant de leur libre arbitre. Il y aurait également un risque que les utilisateurs ne découvrent plus rien et finissent par se lasser, ce qui est à l'opposé du but recherché. Il est alors conseillé pour une entreprise voulant implémenter un système de recommandation d'essayer de toujours proposer un contenu plus intéressant pour ces utilisateurs afin de rester compétitif face à la concurrence. Mais il ne faut pas perdre de vue qu'un système de recommandation est fait pour les utilisateurs et il convient alors de veiller à ce qu'ils ne les desservent pas.

## VI. CONCLUSION

Les systèmes de recommandation sont, au fil des années, devenus incontournables pour une plateforme de streaming de divertissement et la qualité de celle-ci passe souvent par eux. Il est donc essentiel pour les entreprises voulant entrer dans ce marché de s'en procurer un efficace. Arrivés au terme de cette étude, il a été vu que parmi les méthodes existantes, celles utilisant l'apprentissage profond associé à des paramètres temporels semblent très prometteuses. Toutefois, pour des questions éthiques, il est conseillé d'être transparent sur le fonctionnement de l'algorithme de recommandation auprès des utilisateurs. En outre, ces systèmes ayant une grande importance sur le choix des utilisateurs, les recommandations peuvent mener à des prédictions maladroites. Il s'agit alors d'y prêter une attention particulière et de ne pas négliger cet aspect. Enfin, un système de recommandation devrait générer davantage d'activité sur une plateforme qui n'en avait pas avant. Il conviendra alors de prendre les mesures environnementales nécessaires, d'autant plus qu'une entreprise aux valeurs écologiques peut éveiller davantage la curiosité des utilisateurs et se démarquer du marché.

## REFERENCES

- [1] D. Roy et M. Dutta. "A systematic review and research perspective on recommender systems." *J Big Data* 9, 59 (2022). <https://doi.org/10.1186/s40537-022-00592-5>
- [2] M. Schedl, H. Zamani, CW. Chen, Y. Deldjoo et M. Elahi. "Current challenges and visions in music recommender systems research". *Int J Multimed Info Retr* 7, 95–116 (2018). <https://doi.org/10.1007/s13735-018-0154-2>
- [3] H. Steck, L. Baltrunas, E. Elahi, D. Liang, Y. Raimond, et J. Basilico, "Deep Learning for Recommender Systems: A Netflix Case Study." *AI Magazine*, 42(3), 7-18, 2021, <https://doi.org/10.1609/aimag.v42i3.18140>
- [4] S. Milano, M. Taddeo et L. Floridi, "Recommender systems and their ethical challenges." *AI & Soc* 35, 957–967 (2020). <https://doi.org/10.1007/s00146-020-00950-y>
- [5] Y. Himeur, S. Saquib Sohail, F. Bensaali, A. Amira, M. Alazab, "Latest trends of security and privacy in recommender systems: A comprehensive review and future perspectives", *Computers & Security*, Volume 118, 2022, 102746, ISSN 0167-4048. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2022.102746.S>
- [6] S. Deng, H. Zhao, W. Fang, J. Yin, S. Dustdar and A. Y. Zomaya, "Edge Intelligence: The Confluence of Edge Computing and Artificial Intelligence" *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, no. 8, pp. 7457-7469, 2020, <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.2984887>
- [7] X. Wang *et al.*, "A Fog-Based Recommender System," in *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, no. 2, pp. 1048-1060, 2020, <https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2949029>
- [8] R. Seeliger, C. Müller and S. Arbanowski, "Green streaming through utilization of AI-based content aware encoding," 2022 IEEE International Conference on Internet of Things and Intelligence Systems (IoTaIS), BALI, Indonesia, 2022, pp. 43-49, <https://doi.org/10.1109/IoTaIS56727.2022.9975919>
- [9] N. Seaver, "Captivating algorithms: Recommender systems as traps." *Journal of Material Culture*, 24(4), 421–436, 2019, <https://doi.org/10.1177/1359183518820366>