

Optimisation Multi-Objectif pour la Recommandation : application à une MOOC d'entreprise

Mounir Hafsa, Pamela Wattebled, Julie Jacques, Laetitia Jourdan

▶ **To cite this version:**

Mounir Hafsa, Pamela Wattebled, Julie Jacques, Laetitia Jourdan. Optimisation Multi-Objectif pour la Recommandation : application à une MOOC d'entreprise. ROADEF2022, Feb 2022, Lyon, France. hal-03790522

HAL Id: hal-03790522
https://hal.science/hal-03790522

Submitted on 28 Sep 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Optimisation Multi-Objectif pour la Recommandation : application à un MOOC d'entreprise

Mounir Hafsa[1], Pamela Wattebled[1], Julie Jacques[2] , Laetitia Jourdan[3]

[1] Mandarine Academy, Univ. Lille, CNRS, Centrale Lille, UMR 9189 - CRIStAL, F-59000 Lille, France
{mounir.hafsa,pamela.wattebled}@mandarine.academy

[2] ICL - FGES, Univ. Lille, CNRS, Centrale Lille UMR 9189 - CRIStAL, F-59000 Lille, France
julie.jacques@univ-catholille.fr

[3] Univ. Lille, CNRS, Centrale Lille, UMR 9189 - CRIStAL, F-59000 Lille, France
laetitia.jourdan@univ-lille.fr

Mots-clés : *Algorithmes évolutionnaires multiobjectifs, Système de recommandation.*

1 Introduction

Mandarine Academy est une entreprise Ed-Tech qui propose des solutions centrées sur les techniques de formation innovantes (Moocs, webconférences, etc.). Les solutions proposées par l'entreprise comptent plus de 550 000 utilisateurs répartis sur plus de 100 moocs actifs en plusieurs langues. Les principaux types de contenu trouvés dans ses produits sont les parcours d'apprentissage, les cours, les tutoriels et les webcasts. Pour atténuer le problème de la surcharge d'informations sur ces platformes e-learning et offrir aux apprenants des contenus pertinents sans effort, Mandarine Academy travaille à la mise en œuvre d'un système de recommandation qui estime les préférences des utilisateurs en collectant des connaissances sur le comportement, le contenu et le contexte. Avant d'adopter une approche personnalisée, l'entreprise utilisait une approche prête à l'emploi qui ne tenait pas compte des comportements des utilisateurs ou des descripteurs d'articles. Cette méthode n'a pas fourni de résultats personnalisés pour les utilisateurs et les résultats n'étaient pas pertinents.

2 Description du problème

Étant donné que les systèmes de recommandation sont essentiellement un outil de filtrage de données, ils s'appuient fortement sur de très nombreuses données. Les données peuvent être obtenues auprès d'actions des utilisateurs, contenus ou autres sources (par exemple le contexte).

Mandarine Academy offre aux utilisateurs de multiples façons d'exprimer leurs avis sur la plateforme, le contenu ou simplement leur expérience d'utilisation du service. Des moyens explicites comme (bouton "j'aime", partage social, inscription à un cours/parcours d'apprentissage et les signets) que les utilisateurs ont tendance à éviter. D'autres approches implicites, comme les pages vues et le pourcentage de ressources regardées, sont utilisées pour fournir plus de données.

Lorsque les avis des utilisateurs ne sont pas nombreux, des descripteurs de contenu (sous-titres, titres, descriptions, nombre de vues, durée, etc.) sont utilisés comme entrées aux systèmes de recommandations.

Étant donné que l'entreprise dispose des deux types de données (interactions des utilisateurs et descripteurs de contenu), un large éventail de systèmes de recommandation peut être testé. Généralement, ces systèmes se répartissent principalement en deux groupes : le filtrage collaboratif et le filtrage basé sur le contenu. La principale différence entre ces deux approches

réside dans le type de données utilisées. L'approche basée sur le contenu nécessite des métadonnées de contenu et fournit des éléments précis et similaires. Tandis que les approches de filtrage collaboratif nécessitent principalement des interactions des utilisateurs et fournissent des résultats plus diversifiés et précis.

Afin de minimiser le taux d'abandon des apprenants utilisant la plate-forme, l'entreprise envisage d'utiliser un système de recommandation qui gère plusieurs objectifs et ne se concentre pas uniquement sur la fourniture de contenu similaire.

3 Approche proposée

La stratégie ici consiste à recommander à l'utilisateur des éléments précis, diversifiés et récents afin d'encourager l'utilisateur à poursuivre l'expérience d'apprentissage, d'explorer d'autres voies qui pourraient l'intéresser et de se tenir au courant du contenu le plus récent / mis à jour.

Après avoir étudié le problème, nous avons identifié nos 3 objectifs principaux : **(Objectif 1)** Maximiser la précision (éléments pertinents par rapport à ce qu'un utilisateur a déjà aimé). **(Objectif 2)** Maximiser la diversité (éléments qui appartiennent à un outil/thématique différent par rapport à ce que l'utilisateur a apprécié) **(Objectif 3)** Minimiser le nombre de contenus populaires/anciens.

Des algorithmes évolutionnaires multiobjectifs (AE) tels que $NSGAII$ [1],$NSGAIII$, $IBEA$, $SPEA2$ et $MOEA/D$ [2] ont été utilisés pour résoudre des problèmes multi-objectifs pour la recommandation. Pour le codage de la solution, une représentation directe est utilisée donnant pour chaque solution une liste de longueur fixe K contenant les identifiants uniques des éléments à recommander. La population initiale de solutions valides est produite par le biais d'approches aléatoires, basées sur le filtrage collaboratif et basées sur le contenu. Nous proposons un nouvel opérateur de mutation personnalisé qui sera comparé aux opérateurs classiques comme le swap et la mutation aléatoire. L'opérateur de mutation proposé sélectionne au hasard un certain nombre d'éléments d'une solution et choisit équiprobablement s'il faut échanger ces éléments sélectionnés avec des éléments similaires, divers ou aléatoires.

Pour tester notre approche, Mandarine Academy a fourni des données historisées tirées d'un MOOC accessible au public [1]. Ce mooc compte plus de 130 000 utilisateurs, 41 parcours d'apprentissage, 142 cours, 1294 tutoriels et 113 Web Casts. Des données implicites qui contiennent le pourcentage de ressources surveillées par utilisateur sont utilisées pour nourrir les recommandations du type filtrage collaboratif.

Les prochaines étapes consistent à former plusieurs systèmes de recommandation pour qu'ils agissent plus tard en tant que fournisseurs de solutions initiales pour l'approche métaheuristique que nous proposons. Une phase de paramétrage automatique sera également réalisée afin de fournir la meilleure version de la métaheuristique pour réaliser les expérimentations et faire la mise en production. Les résultats seront présentés lors de la conférence.

Références

[1] Rizwana Irfan, Osman Khalid, Muhammad Usman Shahid Khan, Camelia Chira, Rajiv Ranjan, Fan Zhang, Samee U Khan, Bharadwaj Veeravalli, Keqin Li, and Albert Y Zomaya. Mobicontext : A context-aware cloud-based venue recommendation framework. *IEEE transactions on cloud computing*, 5(4) :712–724, 2015.

[2] Shanfeng Wang, Maoguo Gong, Lijia Ma, Qing Cai, and Licheng Jiao. Decomposition based multiobjective evolutionary algorithm for collaborative filtering recommender systems. In *2014 IEEE CEC*, pages 672–679. IEEE, 2014.

1. https ://mooc.office365-training.com