Recommandation diversifiée via des processus ponctuels déterminantaux sur des graphes de connaissances

Lu Gan, Diana Nurbakova, Léa Laporte, Sylvie Calabretto

LIRIS, INSA Lyon, 7 Avenue Jean Cappelle, 69621 Villeurbanne Cedex
prenom.nom@insa-lyon.fr

Résumé. Les systèmes de recommandation top- N sont utilisés dans de nombreux domaines et intéressent autant les industriels que les chercheurs. Alors que l'amélioration de la prédiction de la pertinence des recommandations a fait l'objet de nombreuses recherches, d'autres facettes du problème comme la diversité ou l'explicabilité ont été moins abordées. Dans cet article, nous proposons une approche permettant d'améliorer la diversité tout en assurant un compromis avec la pertinence. Notre approche, DivKG, combine des graphes de connaissances et des Processus Ponctuels Déterminantaux (DPP). Les relations entre utilisateurs, items et autres entités, capturées par un graphe de connaissances, sont représentées via des plongements de graphes. Les vecteurs obtenus sont utilisés pour construire la matrice noyau des DPP, qui génèrent des recommandations diversifiées. Notre approche obtient de meilleurs résultats que l'état de l'art sur un jeu de données de recommandation de films. Cet article est un résumé en français de Gan et al. (2020), article court de la conférence SIGIR 2020.

1 Introduction

Les systèmes de recommandation *Top-N* visent à sélectionner l'ensemble des N items de plus grand intérêt pour un utilisateur. Largement utilisés par les moteurs commerciaux, ils ont fait l'objet de nombreuses études au cours des dernières décennies. Les approches de filtrage collaboratif (CF), utilisant les interactions entre utilisateurs et items, sont plébiscitées, notamment celles basées sur la factorisation de matrice (He et al., 2016; Salakhutdinov et Mnih, 2007). Elles fournissent généralement de très bons résultats en matière de pertinence de prédiction. Néanmoins, d'autres types de relations sémantiques explicites entre items et entités (autres que l'utilisateur) peuvent être intégrées pour améliorer la recommandation. Ces relations peuvent être représentées sous la forme d'un graphe de connaissances. Un exemple de graphe de connaissances pour la recommandation de films est présenté à la figure 1.

Les approches de plongements de graphes de connaissances (Bordes et al., 2013; Lin et al., 2015; Wang et al., 2014; Ji et al., 2015), qui capturent différents types de relations entre des entités variées (utilisateurs, items, etc) ont récemment été considérées afin de modéliser les graphes de connaissances et de les intégrer au processus de recommandation. Dans ce contexte, Zhang et al. (2016) ont utilisé une approche de plongements basée translation pour la recommandation. Xin et al. (2019) ont proposé RCF, une approche de filtrage collaboratif utilisant deux