

УДК 004.8

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПОБУДОВИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ З ВИКОРИСТАННЯМ ГРАФОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Количева П.А.

Науковий керівник – к.т.н., доцент Волощук О.Б.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ШІ
м. Харків, Україна

тел. +38(098) 892-80-60, email: polina.kolycheva@nure.ua.

This work is devoted to the study of the application of Graph Neural Networks (GNNs) in the recommendation tasks. It summarizes the basic idea of GNN and its three main steps and outlines the relevance of research on recommender systems. It describes the LightGCN model, and its problem associated with the update method - using the aggregated representation of neighbors as the new central node representation, might overlook the intrinsic user preference or the intrinsic item property. Examples of variants of the solution of this issue are given.

Для зниження інформаційної надмірності в Інтернеті широко застосовуються рекомендаційні системи для персоналізованої фільтрації інформації. Суть рекомендаційної системи полягає в прогнозуванні того, чи буде користувач взаємодіяти з об'єктом. Тому колаборативна фільтрація (CF), яка фокусується на використанні минулих взаємодій користувача з об'єктом для досягнення прогнозу, залишається фундаментальним завданням для ефективної персоналізованої рекомендації. Найбільш поширеною парадигмою для CF є навчання латентних ознак (також відомих як ембедінги (embedding)) для представлення користувача та об'єкта, та виконання прогнозування на основі ембедінг – векторів. Матрична факторизація є однією з перших таких моделей, яка безпосередньо проектує єдиний ID користувача на його ембедінг. Пізніше в ряді досліджень було виявлено, що доповнення ідентифікатора користувача історією його взаємодій в якості вхідних даних, може покращити якість ембедінгів.

Саме такий підхід реалізують GNN, тобто їх ключова ідея полягає у тому, що вони використовують структуру графа для оновлення ембедінгів вузлів на основі локального оточення навколо кожного вузла. Багаторазово передаючи ці ембедінги через граф, можна почати враховувати інформацію як із локальної, так і більш глобальної околиці.

Кожен шар GNN можна розділити на три основні етапи:

- Повідомлення: для даного центрального вузла кожен сусід передає свій поточний ембедінг;
- Агрегація: повідомлення від сусідів агрегуються для отримання єдиного ембедінгу, наприклад, шляхом підсумовування, усереднення чи взяття максимуму;

– Оновлення: на етапі оновлення береться ембедінг вузла i на попередньому шарі та комбінується з агрегованими повідомленнями сусідів на поточному шарі, щоб отримати оновлений ембедінг для вузла i на поточному шарі.

Отримані після останнього шару K ембедінги вузлів можуть бути використані як ознаки для прогнозування.

LightGCN [1] – відома графова нейронна мережа, яка є спрощенням Neural Graph Collaborative Filtering (NGCF) [2], але більш ефективна та, на думку авторів, більш точна. LightGCN повністю виключає матриці ваг, що навчаються, і нелінійні функції активації, тому єдиними навчальними параметрами є початкові ембедінги шару-0 для кожного вузла. Це призводить до значного прискорення. Далі LightGCN виконує агрегацію сусідів, що допомагає поширити ембедінги за графом. Таким чином, правило оновлення досить просте:

$$x_i^{(k+1)} = \sum_{j \in N(i)} \frac{1}{\sqrt{|N(i)|} \sqrt{|N(j)|}} x_j^{(k)},$$

де $N(i)$ – число сусідів вузла i ; $N(j)$ – число сусідів вузла j ; $x_j^{(k)}$ – ембедінг вузла, який є сусідом вузла x_i на поточному шарі.

З агрегованим представленням сусідів та представленням центрального вузла, як оновити представлення центрального вузла має важливе значення для процесу ітеративного поширення інформації. LightGCN використовує агреговане представлення сусідів як нове представлення центрального вузла, тобто повністю відкидає початкову інформацію про вузол користувача/об'єкта, що може привести до втрати власних вподобань користувача або власних властивостей об'єкту. Для уникнення цієї проблеми в деяких дослідженнях об'єднують ці два представлення лінійно за допомогою операції підсумовування або середнього підсумовування.

Саме тому, враховуючи вищезгадане, пропонується вирішити задачу надання рекомендацій взявши за основу LightGCN модель з різними варіантами реалізації update – методу для досягнення більшої точності рекомендацій шляхом збереження власних властивостей користувача/об'єкта.

Список використаних джерел:

1. He, X., Deng, K. (2020). LightGCN: Simplifying and powering graph convolution network for recommendation. The 43rd International ACM SIGIR conference on research and development in Information Retrieval, 639–648. <https://doi.org/10.1145/3397271.3401063>

2. Wang, X., He, X. (2019). Neural Graph Collaborative Filtering. The 42nd International ACM SIGIR conference on research and development in Information Retrieval, 165–174. <https://doi.org/10.1145/3331184.3331267>