

РОЛЬ ЕТАПУ ОЦІНЮВАННЯ В КАСКАДНІЙ СИСТЕМІ РЕКОМЕНДАЦІЙ

¹ Вінницький національний технічний університет;

Анотація

У роботі детально розглянуто етап оцінювання, також відомий як ранжування, в рамках каскадної архітектури рекомендаційних систем. Запропоновано та проаналізовано підхід, що базується на використанні глибоких нейронних мереж для точного прогнозування рейтингів. Досліджено архітектуру моделі ранжування, включаючи використання багатоозначових даних для підвищення точності. Проаналізовано різні конфігурації нейронної мережі та їхній вплив на кінцевий результат. Показано, що застосування нейромережевого підходу на етапі оцінювання дозволяє значно підвищити якість фінальних рекомендацій шляхом врахування складних нелінійних залежностей між характеристиками користувачів та предметів.

Ключові слова: каскадна система оцінювання, рекомендації настільних ігор, оцінювання, ранжування, нейронна мережа, point-wise підхід, рекомендаційна система.

Abstract

The paper examines in detail the evaluation stage, also known as ranking, within the framework of the cascade architecture of recommender systems. An approach based on the use of deep neural networks for accurate prediction of ratings is proposed and analyzed. The architecture of the ranking model is investigated, including the use of multi-attribute data to increase accuracy. Different configurations of the neural network and their impact on the final result are analyzed. It is shown that the use of a neural network approach at the evaluation stage allows significantly improving the quality of final recommendations by taking into account complex nonlinear dependencies between user and item characteristics.

Keywords: cascade evaluation system, board game recommendations, evaluation, ranking, neural network, point-wise approach, recommendation system.

Вступ

Сучасні рекомендаційні системи стикаються з подвійним викликом: вони повинні бути одночасно точними та обчислювально ефективними. Особливо це стосується систем, що працюють з великими каталогами предметів, такими як настільні ігри, кількість яких постійно зростає. Традиційні одноетапні системи не можуть ефективно обробляти великі обсяги даних в умовах часових обмежень. Каскадні системи оцінювання є ефективним підходом для вирішення цієї проблеми, розбиваючи процес рекомендації на два основні етапи: вибірку кандидатів (retrieval) та їх точне оцінювання (ranking). На першому етапі, який часто реалізується за допомогою таких моделей, як Two Tower, система швидко відбирає з мільйонів елементів меншу підмножину потенційно релевантних кандидатів [1].

Мета даної роботи полягає в розробці модуля для етапу оцінювання в каскадній архітектурі рекомендаційних систем на основі глибоких нейронних мереж для підвищення точності прогнозування рейтингів у системах рекомендацій настільних ігор.

Результати дослідження

На етапі оцінювання, який є критично важливим для формування остаточних рекомендацій, може використовуватись глибока нейронна мережа. Ця мережа спроектована для прогнозування рейтингу на основі векторних представлень, або вбудовувань (embeddings), як користувача, так і предмета (у даному контексті – гри). Модель отримує на вхід дискретні ідентифікатори користувача та гри, які потім перетворюються на щільні числові вектори за допомогою спеціальних шарів Embedding. Ці шари ефективно відображають сутності високої розмірності у простори нижчої розмірності, зберігаючи при цьому семантичні зв'язки. Далі, ці незалежно згенеровані вектори об'єднуються, зазвичай шляхом конкатенації або поелементного множення, створюючи єдиний вектор, що представляє взаємодію користувача з грою. Цей об'єднаний вектор послідовно проходить через кілька повн зв'язних шарів (Dense) з функціями активації, такими як ReLU (Rectified Linear Unit), що дозволяє моделі ви-

являти та моделювати складні нелінійні залежності у даних, які часто є характерними для взаємодії користувач-предмет. На виході мережа видає єдине число, що є прогнозованим рейтингом або ймовірністю взаємодії.

Для підвищення точності та релевантності прогнозування модель оцінювання може використовувати не лише ідентифікатори, а й різноманітні додаткові характеристики ігор, а також контекстуальну інформацію. Такий багатоозначковий підхід дозволяє системі враховувати такі параметри, як складність гри, її жанр, категорія, вікові обмеження, розробник, дата випуску, ігрові механіки, а також будь-які метадані, що можуть впливати на вподобання користувача. Вбудовування цих додаткових характеристик генеруються аналогічним чином і потім об'єднуються з векторами користувача та ідентифікатора гри, створюючи значно розширений та інформативно насичений вектор. Цей підхід, реалізований у межах багатозадачного навчання або за допомогою інтеграції різних типів вбудовувань, дозволяє моделі робити більш обґрунтовані та точні прогнози, враховуючи ширший спектр факторів, що впливають на вибір користувача. Такий підхід є більш надійним, оскільки вбудовування вивчаються безпосередньо з даних, що робить його більш стійким до проблеми розрідженості, з якою часто стикаються традиційні методи матричної факторизації.

Для навчання моделі використовується задача ранжування, де ціллю є мінімізація помилки між прогнозованим та реальним рейтингом користувача. Це є типовим регресійним завданням. Як функція втрат для цієї регресійної задачі зазвичай застосовується середньоквадратична помилка (Mean Squared Error, MSE), яка обчислює середньоквадратичну різницю між прогнозованими та фактичними значеннями. Для оцінки точності та інтерпретації результатів використовується корінь із середньоквадратичної помилки (Root Mean Squared Error, RMSE), який вимірюється в тих же одиницях, що й прогнозовані значення, що робить його більш інтуїтивно зрозумілим [2].



Рис. 1. Види ранжувань

Такий вибір метрик є стандартним і широко поширеним для задач прогнозування числових значень. Весь цей підхід до ранжування класифікується як Point-wise. Це означає, що кожна пара «користувач-гра» оцінюється абсолютно незалежно від інших пар, і модель прогнозує конкретне числове значення рейтингу, а не порівнює пари між собою (на відміну від Pairwise або Listwise підходів, які ранжують елементи відносно один одного). Види ранжувань зображені на рисунку 1. Це дозволяє системі ефективно обробляти великі обсяги даних і генерувати індивідуальні прогнози для кожної можливої взаємодії [3].

Висновки

У роботі було продемонстровано ключову роль етапу оцінювання в каскадній системі рекомендацій. Використання глибокої нейронної мережі для ранжування дозволяє суттєво підвищити якість фінальних рекомендацій, ефективно уточнюючи результати, отримані на попередньому етапі вибірки. Завдяки своїй гнучкості, нейромережевий підхід дозволяє враховувати велику кількість характеристик предметів, виявляти складні нелінійні залежності та забезпечувати високий рівень персоналізації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Recommendation Systems Introduction [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://aman.ai/recsys/intro/>
2. Recommender system from learned embeddings [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://aman.ai/recsys/ranking/>
3. Learning to Rank for Recommender Systems: A Practical Guide [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.shaped.ai/blog/learning-to-rank-for-recommender-systems>

Колісник Сергій Миколайович — студент групи ІКН-24м, кафедра комп'ютерних наук, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, м.Вінниця, e-mail: siroga.03.03@gmail.com

Сілагін Олексій Віталійович—канд. техн. наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: avsilagin@vntu.edu.ua

Kolisnyk Serhii M. – student of group 1KN-24m, Department of Computer Science, Faculty of Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: siroga.03.03@gmail.com

Silagin Oleksii V. – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: avsilagin@vntu.edu.ua