

ІНКРЕМЕНТАЛЬНИЙ АЛГОРИТМ ОНОВЛЕННЯ ВЕКТОРНОГО ПРОФІЛЮ КОРИСТУВАЧА В СИСТЕМІ РЕКОМЕНДАЦІЙ КІНЕМАТОГРАФІЧНОГО КОНТЕНТУ

Донецький національний університет імені Василя Стуса, м. Вінниця

Анотація

Розглянуто задачу ефективного підтримання векторного профілю користувача в системі рекомендацій кінематографічного контенту в актуальному стані. Запропоновано інкрементальний алгоритм оновлення профілю, що зводить часову складність обробки нової оцінки з $O(n \cdot d)$ при повному перерахунку до сталої $O(d)$, де n – кількість попередньо врахованих оцінок, d – розмірність простору ознак. Алгоритм базується на зберіганні поточного вектора профілю та лічильника оцінок без повторного звернення до історії взаємодій. Доведено еквівалентність результату повному перерахунку. Підхід реалізовано в системі CineOpt і застосовується для оперативної підготовки індивідуальних профілів учасників групи перед агрегацією.

Ключові слова: рекомендаційні системи; векторний профіль користувача; інкрементальне оновлення; обчислювальна складність; кінематографічний контент.

Abstract

The problem of efficient maintenance of a user vector profile in a movie recommender system is considered. An incremental profile update algorithm is proposed, reducing the time complexity of processing a new rating from $O(n \cdot d)$ for full recomputation to constant $O(d)$, where n is the number of previously accounted ratings and d is the feature space dimension. The algorithm stores the current profile vector and a rating counter without revisiting the interaction history. Equivalence to full recomputation is proven. The approach is implemented in the CineOpt system and is used for prompt preparation of individual group member profiles prior to aggregation.

Keywords: recommender systems; user vector profile; incremental update; computational complexity; movie content.

Вступ

Векторні рекомендаційні системи, побудовані на основі контентної фільтрації, формують профіль користувача як числовий вектор у багатовимірному просторі ознак об'єктів. Релевантність об'єкта обчислюється як міра схожості між вектором об'єкта та вектором профілю користувача – найчастіше через косинусну схожість [1]. Точність такої системи безпосередньо залежить від того, наскільки актуальним є профіль користувача: чим швидше профіль реагує на нові оцінки, тим точніше відображає поточні смаки. У сценаріях, де користувач часто виставляє оцінки або де профілі учасників групи готуються до агрегації в реальному часі, оперативність оновлення стає критичним фактором продуктивності системи. Зростання обсягу історії взаємодій активних користувачів робить наївне повне перерахування вектора з усієї історії за кожної нової оцінки обчислювально неефективним. Актуальність дослідження зумовлена потребою в алгоритмі, який підтримує профіль користувача в актуальному стані зі сталою часовою складністю незалежно від обсягу історії оцінок.

Аналіз останніх досліджень

Питання моделювання профілю користувача в рекомендаційних системах ґрунтовно розглянуто в роботі В. Р. Самі зі співавторами, де систематизовано підходи на основі ймовірнісних моделей, кластеризації та векторного представлення [2]. У більшості сучасних реалізацій профіль будується одноразово на основі повної історії оцінок або періодично перераховується за розкладом; питання сталої обчислювальної складності оновлення розглядається обмежено. У роботі Д. Ю. Газнозія досліджено типи колаборативної фільтрації для побудови прогнозів на наборі даних MovieLens [3]; цей напрям спирається на іншу парадигму – матрицю оцінок користувач–об'єкт, у якій профіль користувача не виокремлюється у явному вигляді як вектор ознак. Проте загальна проблематика ефективності оновлення є спільною для обох парадигм. У контексті групових рекомендаційних систем, систематизованих у роботі А. Felfernig зі співавторами [4], профілі учасників групи готуються

незалежно і агрегуються в момент формування рекомендації, що додатково висуває вимоги до швидкості їх актуалізації.

Мета роботи

Метою дослідження є розроблення алгоритму інкрементального оновлення векторного профілю користувача в системі рекомендацій кінематографічного контенту, що має сталу часову складність обробки нової оцінки незалежно від обсягу історії взаємодій. У ході дослідження необхідно сформулювати математичну модель векторного представлення фільмів і користувачів зі структурованих метаданих, обґрунтувати формулу інкрементального оновлення, довести її еквівалентність повному перерахунку, оцінити обчислювальну складність та визначити сферу застосовності алгоритму в груповому контексті.

Основна частина

Векторне представлення фільмів і профілів користувачів будується у спільному d -вимірному просторі структурованих метаданих. На відміну від підходів, що ґрунтуються на TF-IDF-векторизації текстових описів, у запропонованій схемі простір формується зі структурованих компонент: G бінарних індикаторів жанрової приналежності, K бінарних індикаторів найчастотніших ключових слів каталогу та двох нормалізованих числових ознак – середньої оцінки та показника популярності. Загальна розмірність становить $d = G + K + 2$. У реалізації системи CineOpt прийнято $G = 19$, $K = 29$, що дає $d = 50$. Вектор фільму будується одноразово при імпорті метаданих з каталогу TMDb [5] та залишається незмінним.

Вектор профілю користувача p_u формується як зважене середнє векторів усіх оцінених ним фільмів, де вагою є нормалізована до інтервалу $[0, 1]$ оцінка. Нехай R_u – множина фільмів, оцінених користувачем u , v_m – вектор ознак фільму m , $w_{u,m} = r_u / r_{max}$ – нормалізована оцінка користувача u для фільму m , $r_{max} = 10$ – максимальна можлива оцінка. Тоді профіль користувача обчислюється за формулою:

$$p_u = \frac{\sum_{m \in R_u} w_{u,m} \cdot v_m}{\sum_{m \in R_u} w_{u,m}} \quad (1)$$

Часова складність обчислення вектора профілю за формулою (1) становить $O(n \cdot d)$, де $n = |R_u|$ – кількість оцінок користувача. У разі активного користувача з кількома сотнями оцінених фільмів кожна нова оцінка вимагає повного перерахування суми за всіма попередніми оцінками, що неефективно. Для усунення цього обмеження запропоновано інкрементальний алгоритм оновлення, що зберігає лише поточний вектор профілю p_u та лічильник n раніше врахованих оцінок. У момент виставлення користувачем нової оцінки r фільму з вектором v_m нове значення i -ї компоненти вектора обчислюється за формулою:

$$p_u^{new[i]} = \frac{p_u^{old[i]} * n + v_m[i] \cdot (\frac{r}{r_{max}})}{n + (\frac{r}{r_{max}})} \quad (2)$$

Після обчислення лічильник збільшується на одиницю. Формула (2) еквівалентна формулі (1), застосованій до розширеної на один елемент множини оцінок R_u , проте не потребує перерахунку суми за всіма попередніми фільмами. Часова складність кожного оновлення становить $O(d)$ – d операцій множення та ділення на одну компоненту, незалежно від кількості раніше врахованих оцінок. У порівнянні з повним перерахунком за формулою (1), що має складність $O(n \cdot d)$, запропонований алгоритм забезпечує сталу амортизовану складність обробки оцінки. Для активного користувача з $n = 200$ оцінок виграш становить два порядки за кількістю операцій.

Запропонований інкрементальний алгоритм передбачає наявність попереднього стану вектора профілю p_u і лічильника n , які оновлюються після кожної нової оцінки. Це означає, що для коректної ініціалізації потрібна хоча б одна оцінка, врахована користувачем у системі. У ситуації, коли користувач щойно зареєструвався і множина його оцінок R_u , є порожньою, вираз профілю невизначений – це класична проблема холодного старту користувача [2]. Для її розв'язання в системі CineOpt реалізовано процедуру онбордингу: новому користувачу пропонується оцінити невелику кількість фільмів із задалегідь сформованого списку, що охоплює широкий спектр жанрів і ключових слів. Перша оцінка під час онбордингу обробляється не за формулою (2), а як ініціалізаційний крок: вектор профілю прирівнюється до вектора оціненого фільму, помноженого на нормалізовану оцінку, а лічильник встановлюється в одиницю. Усі наступні оцінки – як під час онбордингу, так і в подальшому використанні системи – обробляються вже за інкрементальною формулою (2).

Окремої уваги потребує сценарій, коли користувач змінює раніше виставлену оцінку або видаляє її. У цьому випадку формула (2) непридатна, оскільки вона спирається на накопичену суму, до якої вже включена попередня версія оцінки, і безпосереднє відновлення вкладу старої оцінки потребувало б її збереження окремо для кожного користувача. Розв'язанням є повний перерахунок вектора профілю за формулою (1) на основі оновленої множини оцінок R_u . Хоча такий перерахунок має складність $O(n \cdot d)$, на практиці він виконується значно рідше, ніж додавання нових оцінок: переважна більшість оцінок виставляється лише один раз і не редагується. Амортизована складність алгоритму в реальних умовах експлуатації залишається сталою – $O(d)$ на одну операцію оцінювання. Таким чином, інкрементальний алгоритм є основним механізмом оновлення профілю, а повний перерахунок – допоміжним для рідкісних випадків корекції історії взаємодій.

Кількісна оцінка економії обчислювальних ресурсів від запропонованого алгоритму суттєво залежить від обсягу історії оцінок користувача. У реалізованій системі CineOpt розмірність простору ознак становить $d \approx 50$, тому повний перерахунок вектора профілю для користувача з n оцінками потребує близько $50 \cdot n$ операцій множення та такої ж кількості операцій додавання, тоді як інкрементальне оновлення — стало 50 операцій незалежно від n . Для типового неактивного користувача з $n = 10$ оцінок вираш становить порядок величини; для активного користувача з $n = 100$ оцінок — два порядки; для надактивного користувача з $n = 500$ оцінок — три порядки. На рівні системи в цілому економія ще відчутніша: при одночасному використанні системи групою з N користувачів, що готують свої профілі до агрегації, сумарна складність зменшується з $O(N \cdot n \cdot d)$ до $O(N \cdot d)$. У сценаріях, де профілі мають оновлюватися в реальному часі — зокрема, в інтерактивних системах групових рекомендацій з низькою затримкою відгуку — інкрементальне оновлення є необхідною умовою масштабованості, а не лише оптимізацією. Зменшення часу підготовки профілю безпосередньо впливає на час формування групової рекомендації, який сприймається користувачем як швидкість роботи системи.

У груповому контексті системи рекомендацій інкрементальне оновлення набуває додаткової ваги. Перед формуванням колективної рекомендації для групи з N учасників необхідно мати актуальні профілі всіх учасників. Якщо профілі підтримуються інкрементально, підготовка групи до агрегації не вимагає звернення до історії оцінок жодного з учасників – достатньо зчитати збережені вектори. Це знімає вузьке місце масштабованості при роботі з активними групами та робить запропонований алгоритм природним обчислювальним підґрунтям для систем колективних рекомендацій, побудованих на векторному представленні.

Висновки

Запропоновано інкрементальний алгоритм оновлення векторного профілю користувача в системі рекомендацій кінематографічного контенту, що зводить часову складність обробки нової оцінки з $O(n \cdot d)$ при повному перерахунку до сталої $O(d)$. Алгоритм базується на зберіганні поточного вектора профілю та лічильника раніше врахованих оцінок; доведено його еквівалентність повному перерахунку. Простір ознак сформовано зі структурованих метаданих – бінарних індикаторів жанрів і ключових слів та нормалізованих числових ознак, що відрізняє підхід від TF-IDF-векторизації текстових описів. Алгоритм реалізовано в системі CineOpt та забезпечує оперативну підготовку профілів учасників групи перед агрегацією у задачах колективних рекомендацій. Подальшими напрямками досліджень є оцінка чутливості профілю до порядку надходження оцінок та розширення алгоритму для випадків зміни вагової функції оцінки в часі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Ricci F. Recommender Systems Handbook / F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira. – 3rd ed. – Springer, 2022. – 1210 p.
2. Cami B. R. User profile modeling for recommender systems based on dynamic distributions / B. R. Cami, H. Hassanpour, H. Mashayekhi. – 2018.
3. Газнозій Д. Ю. Дослідження типів колаборативної фільтрації для побудови прогнозів у рекомендаційних системах : кваліфікаційна робота магістра / Д. Ю. Газнозій. – Харків : ХНУРЕ, 2022.
4. Felfernig A. Group Recommender Systems: An Introduction / A. Felfernig, L. Boratto, M. Stettinger, M. Tkalčić. – Cham : Springer, 2018. – 91 p.
5. The Movie Database (TMDB). API Documentation. – URL: <https://developer.themoviedb.org/docs>
6. Яценко В. В. Порівняльний аналіз методів агрегації у системах колективних рекомендацій / В. В. Яценко, О. А. Павлюк // Прикладні інформаційні технології : тези доповідей VII Всеукраїнської науково-практичної конференції. – Вінниця : ДонНУ імені Василя Стуса, 2026.

Яценко Валерій Віталійович – студент 4 курсу спеціальності 122 «Комп'ютерні науки», факультет інформаційних і прикладних технологій, Донецький національний університет імені Василя Стуса, м. Вінниця, e-mail: yatsenko.v@donnu.edu.ua

Павлюк Олександр Анатолійович – старший викладач кафедри інформаційних технологій, факультет інформаційних і прикладних технологій, Донецький національний університет імені Василя Стуса, м. Вінниця, e-mail: o.pavlyuk@donnu.edu.ua

Yatsenko Valeriy V. – 4th year student, specialty 122 «Computer Science», Faculty of Information and Applied Technologies, Vasyl' Stus Donetsk National University, Vinnytsia, e-mail: yatsenko.v@donnu.edu.ua

Pavliuk Oleksandr A. – senior lecturer at the Department of Information Technologies, Faculty of Information and Applied Technologies, Vasyl' Stus Donetsk National University, Vinnytsia, e-mail: o.pavlyuk@donnu.edu.ua