

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПЕРСОНАЛІЗОВАНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ ФІЛЬМІВ В ANDROID ДОДАТКУ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

В сучасному світі користувачі мають доступ до величезної кількості контенту. Відеоплатформи, стрімінгові служби та онлайн-кінотеатри надають сотні тисяч фільмів і серіалів для перегляду. Існуюча інформаційна переповненість і безліч контенту на відеоплатформах та в стрімінгових службах роблять вибір фільмів для перегляду важким завданням. Оскільки на сьогодні в більшості людей є Android смартфон, можливість швидко отримати персональні рекомендації фільмів з власного телефону є надзвичайно корисною. Це допомагає зекономити час і виконати вибір із значною точністю, що відповідає інтересам користувача. Ця робота спрямована на дослідження та аналіз різних алгоритмів машинного навчання з метою забезпечення більш точних та ефективних рекомендацій для користувачів.

Ключові слова: машинне навчання, алгоритми фільми, персоналізовані рекомендації, Android.

Abstract.

In today's world, users have access to a huge amount of content. Video platforms, streaming services and online cinemas provide hundreds of thousands of movies and series to watch. The current information overload and abundance of content on video platforms and streaming services make choosing movies to watch a difficult task. With most people owning an Android smartphone these days, being able to quickly get personalized movie recommendations from your phone is extremely useful. This helps to save time and make selections with great accuracy that suit the user's interests. This work aims to investigate and compare different machine learning algorithms in order to provide more accurate and effective recommendations for users.

Keywords: machine learning, algorithms, movies, personalized recommendations, Android.

Вступ

На сьогоднішній день, кожен з нас має можливість переглянути будь-який фільм онлайн, без потреби йти до кінотеатру. Існує велика кількість відеоплатформ, стрімінгових сервісів та онлайн кінотеатрів, що надають доступ до широкої бази фільмів. Таким чином, хоч й наразі перегляд фільму є набагато зручнішим процесом, ніж раніше, однак в цьому є й свої недоліки. Обрати фільм для перегляду стало складною задачею в сучасному світі з кількох ключових причин: велика кількість контенту, різноманітність жанрів і смаків, надмірна інформація, страх перед втратою часу тощо.

Тому все більше популярних стрімінгових платформ надають персоналізовані рекомендації для перегляду, на основі вподобань користувача. Це допомагає зекономити час і виконати вибір із більшою точністю, що відповідає їхнім інтересам. Більше того, персональні рекомендації сприяють збагаченню користувальницького досвіду, допомагаючи відкрити нові жанри та фільми, які користувачі без рекомендацій не розглядали б як цікаві. Рекомендації також допомагають залучити та утримувати користувачів на платформі, оскільки задоволеність від вдалих порад важлива для їхньої лояльності.

Головна проблема стрімінгових платформ на сьогодні полягає в обмеженості їх колекцій. Для прикладу Netflix, Amazon, Apple tv та багато інших мають в своїх каталогах лише певну частину картин. Аналогічно й не всі онлайн кінотеатри, що мають системи рекомендацій, закупають права на показ того чи іншого фільму. Тому, розробка мобільного додатку з рекомендаційною системою та доступом до бази фільмів, без прив'язки до платформи перегляду, є дуже актуальною. Платформа Android найкраще підходить для цієї цілі, оскільки більша частина населення користується смартфонами з даною операційною системою.

Мета цієї роботи полягає в дослідженні та аналізі існуючих алгоритмів машинного навчання для розробки рекомендаційної системи в Android-додатку з метою знайти найефективніший

підхід, що забезпечить більш точні та ефективні рекомендації для користувачів. А також визначення шляхів імплементації алгоритмів машинного навчання в Android додаток.

Сучасні алгоритми рекомендацій

Колаборативне фільтрування - це один із найпоширеніших методів рекомендаційних систем, який використовує споживачів або користувачів для створення рекомендацій. Цей підхід базується на ідеї, що користувачі, які мають схожі смаки, віддають перевагу схожим об'єктам або предметам. Колаборативне фільтрування може бути розділене на дві основні категорії:

Фільтрування на основі споживачів (User-Based Collaborative Filtering): у цьому підході рекомендації генеруються на основі співпадіння між користувачами [1]. Якщо користувач А сподобав фільми X, Y і Z, і користувач В сподобав ті ж фільми X, Y і Z, то система рекомендує фільми, які сподобались користувачу В, але ще не були переглянуті користувачем А.

Фільтрування на основі об'єктів (Item-Based Collaborative Filtering): у цьому випадку рекомендації генеруються на основі схожості між об'єктами або фільмами. Якщо користувач сподобав певний фільм X, то система рекомендує інші фільми, які схожі на фільм X за допомогою аналізу взаємодії інших користувачів.

Основною перевагою колаборативного фільтрування є те, що воно не вимагає жодних попередніх знань про об'єкти або користувачів, а рекомендації створюються на основі реальної взаємодії користувачів з системою.

До недоліків можна віднести: погано працює для нових користувачів або об'єктів, для яких немає історії взаємодії (холодний старт). З великою кількістю користувачів та об'єктів рейтинги можуть бути розрідженими, що робить складним прогнозування і рекомендацію (розрідженість даних). Якщо користувачі не взаємодіють з системою, вона не може надати рекомендації (система холостого голосування).

Контентне фільтрування (Content-Based Filtering) - це один з методів рекомендаційних систем, який базується на аналізі характеристик контенту та інтересів користувачів для надання рекомендацій. У цьому методі враховуються описові характеристики об'єктів (наприклад, фільмів) і профілі користувачів для створення персоналізованих рекомендацій.

Основні принципи контентного фільтрування включають:

1) Аналіз характеристик об'єктів: Цей метод передбачає створення профілів об'єктів на основі їх характеристик або опису. Наприклад, у випадку фільмів це може бути жанр, актори, режисери, рік випуску, опис сюжету і т. д.

2) Аналіз профілю користувача: Користувачі також мають свій профіль, який включає їхні власні інтереси та вподобання. Інформація про те, які об'єкти користувач сподобав раніше, використовується для створення профілю користувача.

3) Порівняння профілів: Спосіб рекомендацій полягає в порівнянні профілю користувача з профілями об'єктів та виборі об'єктів, які мають характеристики, схожі на інтереси користувача.

4) Підрахунок схожості: Для оцінки схожості між профілем користувача та об'єктами використовуються різні методи, такі як косинусна схожість або TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency). Схожість визначає, наскільки об'єкти відповідають інтересам користувача.

5) Створення рекомендацій: На основі обчислень схожості рекомендаційна система вибирає об'єкти, які найбільше відповідають інтересам користувача, і рекомендує їх для подальшого перегляду або використання.

Переваги контентного фільтрування включають можливість надавати рекомендації для нових користувачів і об'єктів (без потреби в історії взаємодії), а також здатність пояснювати рекомендації на основі характеристик об'єктів. Однак цей метод також має обмеження, такі як обмеженість в аналізі складних структур та можливу обмеженість у врахуванні змінюваних інтересів користувачів з часом. В результаті багато рекомендаційних систем використовують комбінований підхід, включаючи і контентне фільтрування, і колаборативне фільтрування.

Методи глибокого навчання, також відомі як нейронні мережі - це потужний клас алгоритмів машинного навчання, що здатний вивчати складні функції та взаємозв'язки в даних. Вони стали особливо популярними в останні роки завдяки великим досягненням у різних сферах, включаючи обробку зображень, обробку природної мови, розпізнавання голосу та рекомендаційні системи. Основною рисою глибокого навчання є використання глибоких нейронних мереж, які складаються з багатьох шарів нейронів [2].

Основні методи глибокого навчання включають:

1) Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNNs): Вони широко використовуються для обробки зображень та відео. CNNs здатні автоматично визначати важливі ознаки у великих наборах даних і розпізнавати об'єкти та патерни.

2) Рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNNs): Вони призначені для обробки послідовностей, таких як текст або часові ряди. RNNs мають пам'ять і здатні робити передбачення на основі попередніх станів.

3) Варіації автокодерів (Variational Autoencoders, VAEs): Вони використовуються для згенерування нових даних, зокрема для зображень і тексту. VAEs дозволяють створювати нові приклади, які схожі на існуючі в наборі даних.

4) Зглиблені нейронні мережі (Deep Neural Networks, DNNs): Вони використовуються в широкому спектрі застосувань, включаючи класифікацію, регресію та обробку даних.

5) Зглиблені підсумовані нейронні мережі (Deep Reinforcement Learning, DRL): Вони застосовуються в галузі посиленого навчання для навчання агентів приймати рішення в середовищі та максимізувати нагороду.

6) Трансформери (Transformers): Цей тип архітектур дуже успішний в обробці природної мови і використовується для завдань, таких як машинний переклад, розпізнавання іменованих сутностей і багато інших.

Головна перевага методу глибокого навчання полягає в здатності автоматично виявляти складні шаблони і залежності в даних.

Недоліком даного методу є наявність великих обсягів даних і обчислювальних ресурсів для тренування мереж.

Оскільки кожен з описаних вище алгоритмів має свої переваги й недоліки, зазвичай оптимальний вибір полягає в комбінації різних методів для покращення точності рекомендацій. Наприклад, можна почати з колаборативного фільтрування для визначення базових рекомендацій, а потім використовувати методи глибокого навчання для поліпшення рекомендацій шляхом врахування додаткових ознак фільмів та інтересів користувачів.

Імплементация алгоритмів машинного навчання в Android-додатках

Платформа Android підтримує велику кількість бібліотек та інструментів для імплементации алгоритмів машинного навчання. Під час розробки системи рекомендацій можуть знадобитися різні бібліотеки та інструменти, залежно від конкретних потреб. Найпопулярніші інструменти для імплементации алгоритмів машинного навчання:

TensorFlow та TensorFlow Lite - це потужна бібліотека глибокого навчання, яка підтримує різні типи нейронних мереж і може бути використана для створення та тренування моделей. TensorFlow Lite - це оптимізована версія TensorFlow для використання на мобільних пристроях Android.

PyTorch - бібліотека глибокого навчання, що добре відома своєю простотою використання та відмінною гнучкістю.

FastAI - це високорівневий інтерфейс для PyTorch, який спрощує розробку глибоких нейронних мереж та дозволяє легко використовувати передові архітектури.

DL4J (Deeplearning4j) - це бібліотека для розробки нейронних мереж на Java та може бути використана в Android додатках.

scikit-learn - ця бібліотека Python допомагає реалізувати класичні алгоритми машинного навчання, такі як лінійна регресія, SVM, а також методи колаборативного та контентного фільтрування.

Висновок

Дослідження та аналіз алгоритмів машинного навчання для персоналізованих рекомендацій фільмів в Android додатку виявилися важливими та актуальними завданнями в сучасному інформаційному середовищі. В роботі були розглянуті та порівняні різні методи, включаючи колаборативне фільтрування, контентне фільтрування та методи глибокого навчання.

В результаті аналізу виявлено, що кожен із цих методів має свої переваги та обмеження. Колаборативне фільтрування підходить для виявлення схожості користувачів та рекомендацій на основі їхніх інтеракцій. Контентне фільтрування дозволяє враховувати характеристики фільмів та інтереси користувачів. Методи глибокого навчання надають можливість автоматично виявляти складні зв'язки в даних та покращувати якість рекомендацій.

Залежно від специфіки проекту та наявних ресурсів, вибір конкретних алгоритмів може бути розглянутий окремо. Важливо підкреслити, що комбінування різних методів може призвести до створення більш ефективної та точної системи рекомендацій. Також, використання доступних бібліотек та інструментів, таких як TensorFlow, PyTorch, scikit-learn і Firebase ML Kit, спрощує розробку та впровадження алгоритмів машинного навчання в Android додатку.

Використання алгоритмів машинного навчання для персоналізованих рекомендацій фільмів в Android додатку може значно покращити досвід користувача та забезпечити більш ефективну систему рекомендацій в сучасному світі мобільних додатків.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Segaran, T. Programming Collective Intelligence. O'Reilly Media, 2007.
2. Bengio Y. & Courville A. Deep learning. The MIT Press, 2016.
3. Murphy, K. Machine Learning: A Probabilistic Perspective. The MIT Press, 2012.
4. Yang, L. Artificial Intelligence in Mobile Systems. Wiley, 2022.

Пакула Антон Артурович – студент групи 174-23а, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: anton.pakula.2000@gmail.com

Гармаш Володимир Володимирович – канд. техн. наук, доцент кафедри АІВТ, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: garmash.v.v@vntu.edu.ua

Pakula Anton A. – student of group 174-23a, faculty of intellectual information technologies and automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: anton.pakula.2000@gmail.com

Garmash Volodymyr V. – candidate technical of Sciences, associate professor of AIVT department, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: garmash.v.v@vntu.edu.ua