

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ РОЗРОБКИ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ В СФЕРІ АНІМЕ

Семенова Н. В.

Науковий керівник – д.т.н., проф., Смеляков К. С.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ПІ

м. Харків, Україна

email: nataliia.semenova.cpe@nure.ua

The work examines the intersection of anime as a cultural phenomenon and the evolution of recommendation systems enhanced by artificial intelligence. It specifically highlights collaborative and content-based filtering methods, emphasizing their role in tailoring recommendations to diverse viewer preferences. The challenges such as the "cold start" problem and the potential for a "filter bubble" are discussed, alongside the benefits of hybrid systems that integrate both approaches for more accurate and diverse recommendations. The work underscores the necessity for continuous technological advancement to adapt to the dynamic preferences of the anime audience.

У сучасному світі аніме стало не просто розвагою, але й культурним явищем, яке поширюється по всьому світові, залучаючи десятки мільйонів прихильників різного віку та культурного багажу. Розвиток та популяризація аніме призводить до потреби у вдосконаленні методів рекомендації контенту, щоб задовольнити різноманітні запити глядачів. Значення штучного інтелекту у сфері рекомендаційних систем постійно зростає, оскільки ці системи забезпечують персоналізований підхід до вибору контенту.

Існує широкий спектр методів, які можуть бути застосовані для розвитку рекомендаційних систем. Аналіз цих методів допомагає не тільки зрозуміти сучасний стан галузі, але й визначити найбільш перспективні напрямки для подальшого розвитку рекомендаційних систем у сфері аніме.

Колаборативна фільтрація є одним з найбільш популярних методів у сфері рекомендаційних систем, особливо у контексті аніме [1]. Цей метод дозволяє виявляти неявні взаємозв'язки між користувачами та контентом, базуючись на історії їхніх взаємодій. Основною перевагою цього методу є здатність до формування рекомендацій на основі колективних переваг, що дозволяє враховувати різноманітність смаків та інтересів.

Однак, існують певні проблеми, пов'язані з колаборативною фільтрацією. Найбільш поширеною є явище «холодного старту», яке виникає, коли новий користувач або новий контент додається до системи, а достатньо інформації для формування рекомендацій ще немає. Це може призвести до недостатньої точності рекомендацій у початковий період користування системою.

Для вирішення цієї проблеми можна використовувати різні підходи, наприклад, введення методів «холодного старту», які включають опитування користувача щодо його переваг або аналіз невеликої кількості його взаємодій. Також важливою є здатність системи швидко адаптуватися до змін у перевагах користувачів, що вимагає постійного оновлення та оптимізації моделей.

Вмістова фільтрація заснована на аналізі характеристик об'єктів контенту, таких як жанр, тематика, режисери, сюжет аніме тощо. Цей метод використовує детальний опис контенту для створення рекомендацій, що відповідають інтересам та перевагам користувачів. Основна перевага вмістової фільтрації полягає у її здатності рекомендувати новий контент, який ще не отримав значної уваги від інших користувачів [2].

Однак, недоліки вмістової фільтрації включають можливість обмеження різноманітності рекомендацій. Цей метод схильний до створення «фільтраційної бульбашки», де користувачі отримують рекомендації, які суворо відповідають їхнім попереднім перевагам, але не відкривають їм нових жанрів або стилів аніме. Також існує проблема точного та всебічного опису контенту, який вимагає детального аналізу та класифікації характеристик аніме.

Для покращення вмістової фільтрації можна використовувати розширені методи обробки природної мови та семантичний аналіз для глибшого розуміння контенту [3]. Це дозволить системі краще інтерпретувати тематичні зв'язки та нюанси в контенті, що може забезпечити більш точні та різноманітні рекомендації.

Для використання переваг обох підходів та уникнення їх недоліків існують гібридні системи. Вони забезпечують більш гнучке та точне формування рекомендацій, враховуючи як схожість між користувачами, так і характеристики самого контенту.

Ефективність гібридних систем залежить від їх здатності правильно інтегрувати та зважувати різні види даних. Наприклад, система може використовувати колаборативну фільтрацію для визначення загальних тенденцій серед користувачів, а вмістову фільтрацію – для адаптації рекомендацій до конкретних інтересів окремих користувачів. Це особливо ефективно у контексті аніме, де велика різноманітність жанрів та стилів може впливати на переваги користувачів.

Список використаних джерел:

1. Konstan J. A., Ekstrand M. D., Riedl J. T. Collaborative Filtering Recommender Systems. Now Publishers, 2011. 108 p.
2. Jannach D. Recommender systems: An introduction. New York : Cambridge University Press, 2010.
3. Kane F. Building Recommender Systems with Machine Learning and AI. Independently Published, 2018.