

УДК 004.415:004.2

**МОДЕЛЮВАННЯ ВИБОРУ КОРИСТУВАЧА В УМОВАХ  
ОБМЕЖЕНЬ ХОЛОДНОГО СТАРТУ  
РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ**

Сопун А. І.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Лещинський В. О.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ПІ

м. Харків, Україна

e-mail: [artom.sopun@nure.ua](mailto:artom.sopun@nure.ua)

This study explores modeling user choices in recommender systems, focusing on cold start scenarios and leveraging distributed architectures. Investigating modern approaches to recommendation systems, the research analyzes methods for predicting user interests and examines the impact of cold start challenges. It delves into defining key modeling elements and evaluating high-performance systems based on distributed architectures, highlighting their speed and scalability benefits. The findings contribute to a nuanced understanding of user choice modeling and suggest potential directions for future research in recommender system development.

З ростом обсягу інформації в сучасному світі, рекомендаційні системи стають важливим інструментом для забезпечення користувачів відповідним та персоналізованим контентом. Однак, однією з ключових проблем, яка виникає при розгортанні таких систем, є обмеження холодного старту.

Обмеження холодного старту виникають тоді, коли система стикається з відсутністю достатньої інформації про нових користувачів або нові об'єкти, що вводяться в систему. Ця проблема стає особливо актуальною в умовах, коли рекомендаційна система стикається з великим потоком нових користувачів чи об'єктів.

Зі стрімким розвитком цифрового суспільства та збільшенням обсягу доступної інформації, рекомендаційні системи стають ключовим інструментом для полегшення навігації користувачів у великому потоці даних та контенту. У цьому контексті, проблема обмежень холодного старту стає особливо важливою, впливаючи на ефективність та точність рекомендацій.

Актуальність дослідження моделювання вибору користувача в умовах обмежень холодного старту полягає в необхідності розробки нових підходів та методів для подолання цієї проблеми. Забезпечення високої якості рекомендацій для нових користувачів та об'єктів є стратегічно важливим завданням для компаній, що ведуть бізнес в цифровому просторі.

Рішення проблеми вибору користувача в умовах обмежень холодного старту може відкрити нові можливості для покращення рекомендаційних систем та забезпечення їхньої стабільної ефективності при введенні нових

елементів. Це буде дуже корисними для розробників рекомендаційних систем, науковців та компаній, спрямованих на оптимізацію користувацького досвіду та підвищення конкурентоспроможності на ринку інформаційних технологій.

Існує кілька базових підходів до рекомендацій, які варто розглянути:

- Колаборативне фільтрування: підхід базується на історії взаємодії користувачів та рекомендацій інших користувачів з подібними інтересами. Метод може бути виконаний як за допомогою спільної фільтрації (заснованої на взаємодії користувачів), так і за допомогою фільтрації за предметами (заснованої на властивостях об'єктів).

- Змішані методи: підхід комбінує різні аспекти колаборативного та контентного фільтрування для поліпшення точності та робастності рекомендацій.

- Контентне фільтрування: використовує профіль користувача та характеристики об'єктів для забезпечення рекомендацій, що відповідають індивідуальним інтересам користувача.

- Нейронні мережі: в останні роки нейронні мережі здобули популярність у сфері рекомендаційних систем, завдяки їхній здатності враховувати складні взаємодії та залежності в даних.

Детальний аналіз цих підходів дозволяє зрозуміти їхні переваги та недоліки, що служить основою для подальшого розвитку моделей вибору користувача в умовах обмежень холодного старту.

У контексті обмежень холодного старту рекомендаційної системи важливо визначити основні компоненти, які впливають на моделювання вибору користувача. Розглянемо ключові елементи цієї моделі:

- Профіль користувача: аналіз і збір інформації про вподобання, історію переглядів та попередні взаємодії користувача з системою.

- Контентні характеристики: врахування конкретних характеристик об'єктів (товарів, послуг, контенту), що можуть бути інтересними користувачеві.

- Соціальні взаємодії: врахування взаємодій користувача з іншими користувачами, такі як рецензії, оцінки та рекомендації від друзів чи спільнот.

- Контекстуальні фактори: врахування змінних у часі, місці та інших контекстуальних параметрів, що можуть впливати на вибір користувача.

- Розподілена архітектура: використання розподіленої архітектури для оптимізації обчислень та обробки великого обсягу даних.

Обрані підходи мають на меті підвищення точності рекомендацій в умовах обмежень холодного старту та забезпечення задоволення користувачів, навіть тоді, коли інформація про вподобання обмежена.

У світі сучасних технологій розподілена архітектура грає важливу роль у розробці високонадійних рекомендаційних систем. Розглянемо деякі аспекти використання розподіленої архітектури в таких системах:

– Горизонтальне та вертикальне масштабування: аналіз можливостей горизонтального та вертикального масштабування для забезпечення ефективності та високої доступності.

– Мікросервісна архітектура: розгляд переваг та викликів використання мікросервісної архітектури для компонентів рекомендаційних систем.

– Розподілені бази даних: вивчення використання розподілених баз даних для забезпечення швидкодії та масштабованості.

Не менш важливою є оцінка впливу розподілених архітектурних рішень на ключові характеристики рекомендаційних систем:

– Час реакції та завантаження: аналіз впливу розподіленості на час відгуку та завантаження системи в умовах пікового навантаження.

– Масштабованість та паралелізація: дослідження можливостей масштабування та паралелізації для оптимізації роботи системи в умовах збільшення обсягу даних та користувачів.

– Висока доступність та надійність: визначення рівня доступності та надійності, які можливо досягти завдяки розподіленій архітектурі.

Розгляд сучасних високонадійних рекомендаційних систем, що ґрунтуються на розподілених архітектурах, дозволяє зрозуміти їхню ефективність та потенціал у різних сценаріях застосування.

Аналіз високонадійних рекомендаційних систем, що використовують розподілені архітектури, допомагає зрозуміти переваги та виклики в їхньому застосуванні, а також визначити найбільш оптимальні рішення для певних умов роботи та завдань.

Врахування цих аспектів дозволяє обирати та вдосконалювати архітектурні рішення, спрямовані на підвищення ефективності та продуктивності рекомендаційних систем у реальних умовах використання.

Узагальнюючи вищезазначене, можна стверджувати, що подальші дослідження та розвиток вибраних напрямків допоможуть зробити рекомендаційні системи більш ефективними та користувацькоорієнтованими в умовах обмежень холодного старту.

Список використаних джерел:

1. Method of forming recommendations using temporal constraints in a situation of cyclic cold start of the recommender system. URL: <https://journal.eu-jr.eu/engineering/article/view/952> (дата звернення: 06.03.2024).

2. The cold-start problem in recommender systems. URL: <https://analyticsindiamag.com/cold-start-problem-in-recommender-systems-and-its-mitigation-techniques/> (дата звернення: 06.03.2024).

3. How recommendation systems tackle the cold start. URL: <https://www.yusp.com/blog-posts/cold-start-problem/> (дата звернення: 06.03.2024).