

Оптимізація вагових коефіцієнтів у гібридній моделі користувача за допомогою генетичного алгоритму

Микита Гребенюк¹ та Поліна Ситнікова¹

¹Харківський національний університет радіоелектроніки, пр. Науки, 14, м. Харків, 61166, Україна

Анотація

Сучасні системи рекомендацій стикаються з проблемою адаптації до динамічних і мінливих уподобань користувачів. Традиційні моделі часто покладаються на фіксовані ваги характеристик, припускаючи, що кожна характеристика однаково впливає на обчислення подібності. Однак це надто спрощує різноманітний і мінливий характер уподобань користувачів, що призводить до неоптимальних рекомендацій. У нашій попередній роботі ми представили гібридну модель користувача, яка поєднує демографічні, колаборативні та контентні для підвищення точності рекомендацій. Ця стаття базується на цій моделі, пропонує рішення для динамічного коригування ваг характеристик за допомогою генетичного алгоритму (GA). GA пропонує ефективний підхід для оптимізації вагових показників за допомогою еволюції популяції потенційних рішень шляхом відбору, кросінговеру та мутації. Уточнюючи ваги функцій з часом, система може краще фіксувати індивідуальні пріоритети та вподобання користувачів, підвищуючи релевантність рекомендацій. Функція придатності розроблена для оцінки якості рекомендацій, а GA ітеративно коригує коефіцієнти на основі оцінок користувачів. Наш підхід усуває розрив між статичним і динамічним вираховуванням коефіцієнтів системах рекомендацій, створюючи більш персоналізовані та чутливі моделі. Запропонована модель, керована GA, пропонує значний потенціал для підвищення точності рекомендацій і задоволеності користувачів, що робить її цінним внеском у сферу систем рекомендацій.

Ключові слова

Генетичний алгоритм, система рекомендацій, гібридна модель користувача, ваговий коефіцієнт

1. Вступ

Сучасні системи рекомендацій все частіше використовують гібридні моделі, щоб охопити переваги користувачів шляхом поєднання різноманітних характеристик, таких як демографічна інформація, історія оцінок та метадані вмісту. У нашій попередній роботі ми представили гібридну модель рекомендацій [1], яка використовує ці багатоаспектні характеристики для підвищення персоналізації та точності рекомендацій. Проте невід'ємною проблемою для таких моделей є однакова вага всіх характеристик, яка не завжди відображає реальні переваги користувачів. Користувачі часто по-різному оцінюють різні аспекти, і ці переваги змінюються з часом. Щоб вирішити цю проблему, оптимізація вагових показників має важливе значення.

Модель, представлена в нашому попередньому дослідженні, разом з іншими подібними гібридними моделями, добре підходить для оптимізації за допомогою генетичного алгоритму [2] (GA). GA пропонує потужний механізм для динамічного коригування вагових коефіцієнтів характеристик, більш точно узгоджуючи рекомендації з мінливими уподобаннями користувачів. Застосовуючи GA, ми можемо неодноразово уточнювати важливість кожної характеристики, підвищуючи гнучкість і адаптивність

моделі рекомендацій. Цей підхід є перспективним для підвищення задоволеності користувачів і релевантності рекомендацій, оскільки дозволяє адаптувати важливість характеристик відповідно до індивідуальних уподобань.

2. Постановка проблеми

У звичайних системах рекомендацій переваги користувача часто моделюються з використанням фіксованих вагових коефіцієнтів, призначених різним характеристикам, припускаючи, що кожна з них однаково впливає на обчислення подібності. Це припущення надто спрощує поведінку користувачів і не враховує унікальний і динамічний характер індивідуальних уподобань. На практиці користувачі визначають пріоритетність різних аспектів на основі своїх особистих інтересів і контекстуальних факторів, які можуть змінюватися з часом. Ігнорування цих різноманітних пріоритетів може призвести до неоптимальних рекомендацій, які не повністю відповідають очікуванням користувачів, що зрештою знижує ефективність системи.

Основна проблема полягає в динамічному налаштуванні вагових коефіцієнтів [3] таким чином, щоб відображати поточні пріоритети кожного користувача. Моделі з фіксованою вагою не можуть врахувати цю мінливість, особливо коли уподобання користувачів змінюються поступово або навіть раптово з часом. Наприклад, на платформах медіа-рекомендацій користувачі можуть тимчасово зосередитися на певному жанрі чи темі, що потребує гнучкої моделі, яка може адаптуватися до цих тенденцій. Крім того, точне обчислення подібності між користувачами зі статичною моделлю часто призводить до погано узгоджених рекомендацій, оскільки воно не може врахувати відносну важливість окремих характеристик, що призводить до узагальненого та менш персоналізованого результату.

Щоб вирішити цю проблему, ми пропонуємо використовувати генетичний алгоритм (GA) для динамічної оптимізації ваги характеристик у моделі користувача. GA — це адаптивні евристичні алгоритми пошуку, засновані на принципах природного відбору та генетики. Розвиваючи популяцію потенційних наборів ваг за допомогою відбору, схрещування та мутації, GA здатні визначати оптимальні або майже оптимальні рішення в складних, багатовимірних просторах пошуку. Застосування цього підходу до систем рекомендацій може дати нам можливість точно налаштувати вагу кожної характеристики, створивши більш чуйну модель, яка відповідає вподобанням користувачів у реальному світі.

Основними цілями цього дослідження є:

- Розробка гібридної моделі користувача для систем рекомендацій, де вагові коефіцієнти характеристик адаптуються на до поведінки та вподобань користувача.
- Запровадження механізму оптимізації на основі GA для повторного уточнення вагових коефіцієнтів характеристик, покращуючи узгодженість моделі з мінливими інтересами користувачів.
- Визначення ефективної функції придатності для GA, яка оцінює якість рекомендацій шляхом вимірювання подібності між прогнозованими та фактичними уподобаннями користувача.

Це дослідження спрямоване на усунення ігнорування переваг користувача в існуючих моделях рекомендацій шляхом впровадження адаптивного підходу до оптимізації ваги за допомогою GA. Усунення обмеження статичних ваг і інтеграція гнучкої системи, яка розвивається з часом, допоможе підвищити точність рекомендацій.

3. Генетичний алгоритм для оптимізації коефіцієнтів

Запропоноване рішення інтегрує GA для динамічного коригування вагових коефіцієнтів для кожної характеристики в моделі користувача. Процес GA починається з випадково згенерованої популяції індивідуумів, де кожен представляє потенційне рішення [4] — у цьому випадку набір вагових коефіцієнтів характеристик. Кожен індивідуум потім оцінюється на основі функції придатності, розробленої для вимірювання ефективності заданих значень у покращенні точності рекомендацій.

Під час кожної ітерації або покоління індивідууми оцінюються, і більш «придатні» вибираються для створення наступного покоління за допомогою генетичних операторів, таких як схрещування і мутація. Схрещування поєднує ознаки двох індивідуумів для створення нових, тоді як мутація вносить невеликі зміни для збільшення різноманітності в популяції. Процес продовжується ітеративно, доки не буде виконано умову завершення, як правило, коли знайдено оптимальний або майже оптимальний набір ваг.

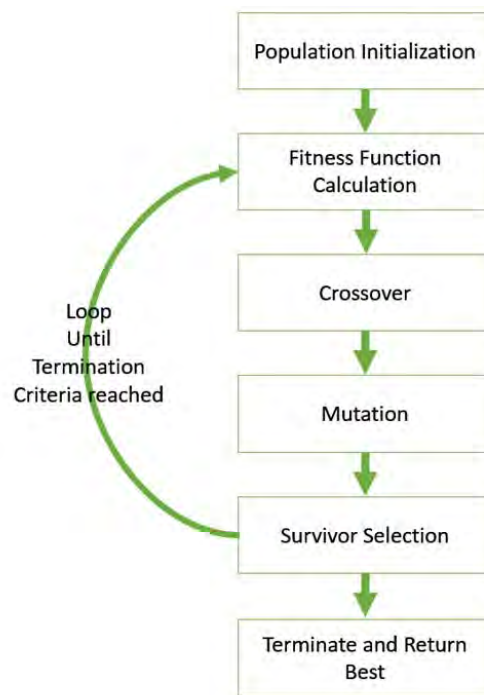


Рисунок 3. Діаграма роботи генетичного алгоритму.

У цій системі функція придатності має вирішальне значення, оскільки вона визначає, наскільки кожен набір ваг покращує точність рекомендацій. Щоб спростити процес, завдання переформульовано як контрольоване навчання. Фактичні рейтинги користувачів поділяються на тестовий і навчальний набір. Система рекомендацій генерує прогнози для навчального набору, а оцінка придатності обчислюється як середня різниця між фактичним і прогнозованим рейтингом для всіх елементів у навчальному наборі.

Математично, оцінка придатності для активного користувача u_a обчислюється як:

$$fitness(u_a) = \frac{\sum_{j=1}^{|S_a^{TE}|} |r_{a,j} - pr_{a,j}|}{|S_a^{TE}|} \quad (1)$$

де $|S_a^{TE}|$ – потужність навчального набору для активного користувача, $r_{a,j}$ – фактична оцінка, і $pr_{a,j}$ – прогнозована оцінка для елемента j . Цей показник служить мірою придатності для набору ваги, причому менші відмінності вказують на кращу прогнозовану ефективність.

Глобальна функція нечіткої відстані [1], що включає вагові коефіцієнти, визначені GA, має такий вигляд:

$$fdis(\mathbf{u}_x, \mathbf{u}_y) = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \times fdis(x_i, y_i)}{N} \quad (2)$$

де w_i - ваговий коефіцієнт для характеристики i , N - кількість характеристик. За допомогою цієї формули (2) GA адаптує вагові коефіцієнти кожної характеристики, щоб динамічно відображати пріоритети користувачів. Набір вагових коефіцієнтів користувача

$$weight(u_a) = (w_1, \dots, w_n) \quad (3)$$

де n - кількість характеристик, представлена у вигляді вектора дійсних коефіцієнтів. Призначаючи низьку вагу для менш відповідних характеристик, система ефективно адаптує вибір функцій відповідно до індивідуальних уподобань користувача, гарантуючи, що система рекомендацій залишається чутливою до зміни смаків.

Ця адаптивна модель, керована GA, підвищує точність рекомендацій шляхом постійного вдосконалення вагових показників, що призводить до більш точних персоналізованих рекомендацій.

4. Висновки

У цій роботі ми представили підхід на основі генетичного алгоритму (GA) для динамічної оптимізації ваг характеристик у гібридних системах рекомендацій. Долаючи обмеження моделей із фіксованою вагою, наш метод дозволяє системі рекомендацій краще адаптуватися до мінливих уподобань користувачів. Використання GA для коригування ваги характеристик дає більш персоналізовані та точні рекомендації, покращуючи загальну взаємодію з користувачем. Наш підхід демонструє потенціал покращення релевантності рекомендацій шляхом постійного вдосконалення системи на основі індивідуальних уподобань користувачів. Майбутні дослідження можуть бути зосереджені на оптимізації параметрів GA та тестуванні моделі в різних областях застосування, щоб оцінити її ширшу застосовність.

Список літератури

- [1] N. Khairova, N. Sharonova, D. Sytnikov, M. Hrebeniuk, P. Sytnikova, Recommendation System Based on a Compact Hybrid User Model Using Fuzzy Logic Algorithms, Modeling, Optimization, and Controlling in Information and Technology Systems Workshop (MOCITSW-CoLIInS 2024) at 8th COLINS 2024 COMPUTATIONAL LINGUISTICS AND INTELLIGENT SYSTEMS, Volume II, Lviv, Ukraine, April 12-13, 2024, Vol-3668 48-63 urn:nbn:de:0074-3668-5.
- [2] D. Roy, M. Dutta, Hybrid Measuring the Similarity Value Based on Genetic Algorithm for Improving Prediction in A Collaborative Filtering Recommendation System.: Recommendation System, Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence
- [3] Journal Regular Issue, Vol. 10 N. 2 (2021), 165-182. doi: 10.14201/ADCAIJ2021102165182
- [4] Longquan Tao, Jinli Cao, Fei Liu, Dynamic feature weighting based on user preference sensitivity for recommender systems, Knowledge-Based Systems, Vol. 149, 2018, 61-75. doi: 10.1016/j.knosys.2018.02.019.
- [5] Savio D Immanuel; Udit Kr. Chakraborty, Genetic Algorithm: An Approach on Optimization, 2019 International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES), 2019, 700-708. doi: 10.1109/ICCES45898.2019.9002372.