УДК 004.8:004.9

# ВЕБПЛАТФОРМА ПЕРСОНАЛІЗОВАНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ ВАКАНСІЙ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ГІБРИДНОГО МЕТОДУ АНАЛІЗУ ПОВЕДІНКИ ТА ПРОФІЛІВ КОРИСТУВАЧІВ

Марцін А. С.[1] ; Попова М. О., к.е.н., доц.[2]
[1, 2]Національний університет «Одеська Політехніка»
[1, 2]Україна, Одеса
[1]7546754@stud.op.edu.ua; [2]popova.m.o@op.edu.ua

***Анотація.*** *Розглянуто підхід до персоналізованого добору вакансій на основі гібридного аналізу профілів і поведінки користувачів. Запропоновано модель об'єднання профільної, поведінкової та колаборативної оцінок із використанням адаптивних вагових коефіцієнтів. Визначено принципи обчислення складових та оброблення неповних даних. Наведено ілюстративну симуляцію ранжування п'яти умовних вакансій.*

***Ключові слова:*** *персоналізовані рекомендації; гібридні рекомендаційні системи; аналіз поведінки; адаптація вагових коефіцієнтів.*

**Вступна частина.** Зі збільшенням кількості доступних вакансій актуальною стає проблема їх ефективного пошуку та відбору відповідно до індивідуальних потреб користувачів. Традиційні методи рекомендацій, засновані переважно на характеристиках профілю або історії взаємодій, не завжди враховують зміну професійних інтересів і можуть бути недостатньо ефективними за обмеженої кількості даних [1, 2]. Дослідження сучасних рекомендаційних систем підтверджують перспективність поєднання різних підходів для підвищення персоналізації рекомендацій.

**Метою роботи** є підвищення релевантності персоналізованого добору вакансій шляхом поєднання аналізу професійних профілів, поведінки користувачів і уподобань схожих користувачів.

**Основна частина.** Запропоновано концептуальну модель гібридного методу формування персоналізованих рекомендацій вакансій, яка об'єднує три джерела інформації: відповідність професійного профілю користувача вимогам вакансії, історію його взаємодій із платформою та поведінку інших користувачів зі схожими характеристиками [1, 2]. Кожне джерело формує окрему оцінку релевантності вакансії в діапазоні від 0 до 100 балів.

Оцінка профільної відповідності (P(u,j)) визначається шляхом порівняння навичок, досвіду, бажаної посади, рівня заробітної плати та інших характеристик профілю користувача (u) з вимогами вакансії (j). Для її обчислення пропонується враховувати відповідність навичок (50 %), досвіду роботи (20 %), бажаної посади (10 %), рівня заробітної плати (10 %) та місця роботи або формату зайнятості (10 %). Кожен критерій попередньо переводиться у шкалу від 0 до 100 балів, після чого обчислюється їхня зважена сума.

Оцінка поведінкової відповідності B(u,j) враховує історію взаємодій користувача з конкретною вакансією. Запропоновано використовувати такі умовні ваги подій: перегляд вакансії – 1 бал, додавання до обраного – 3 бали, подання заявки – 5 балів, відхилення або приховування вакансії – мінус 2 бали. Накопичені значення використовуються для визначення зацікавленості користувача, а отримані оцінки нормуються до діапазону від 0 до 100 балів відносно розглянутих вакансій. Якщо всі вакансії мають однаковий поведінковий

показник, їм присвоюється однакова нейтральна оцінка. Такий підхід дає змогу враховувати не лише факт взаємодії, а й характер інтересу користувача.

Третя оцінка (C(u,j)) формується на основі взаємодій користувачів зі схожими профілями або поведінковими характеристиками. Для визначення подібності пропонується враховувати перетин професійних навичок та схожість історій взаємодій. Зокрема, коефіцієнт подібності двох користувачів може визначатися як зважена комбінація коефіцієнта Жаккара для множин навичок (60 %) та косинусної подібності векторів взаємодій (40 %). На основі отриманих значень відбираються користувачі зі схожістю не нижче 0,5. Оцінка вакансії визначається як середньозважене значення оцінок її релевантності серед відібраних користувачів, де вагами виступають коефіцієнти їхньої подібності. Отриманий результат приводиться до шкали від 0 до 100 балів. Використання інформації про взаємодії користувачів є одним із досліджуваних напрямів розвитку рекомендаційних систем. Для об'єднання трьох оцінок використовується зважена сума:

$$R(u,j)= \alpha P(u,j) + \beta B(u,j) + \gamma C(u,j),$$

де R(u,j) – підсумкова оцінка релевантності вакансії; α, β,γ – вагові коефіцієнти відповідних складових; $\alpha + \beta + \gamma = 1$. Особливістю запропонованої моделі є адаптація вагових коефіцієнтів залежно від доступності та обсягу інформації. Для цього встановлюються базові ваги: $\alpha = 0,5$ для профільної складової, $\beta = 0,3$ для поведінкової та $\gamma = 0,2$ для колаборативної. Якщо певна складова недоступна, її вага виключається, а ваги інших доступних складових нормуються так, щоб їхня сума дорівнювала одиниці. [3, 4].

Наприклад, для нового користувача, який ще не має історії взаємодій і для якого не знайдено схожих користувачів, використовується лише профільна оцінка з вагою $\alpha = 1$. Якщо поведінкова інформація вже накопичена, але схожих користувачів недостатньо, ваги профільної та поведінкової складових після нормування становлять відповідно 0,625 та 0,375. За наявності всіх трьох складових використовуються базові ваги 0,5, 0,3 та 0,2.

Для демонстрації механізму адаптації пропонується вважати поведінкову складову доступною за наявності щонайменше п'яти інформативних взаємодій користувача за останні 90 днів. Колаборативна складова активується за умови виявлення щонайменше п'яти схожих користувачів із коефіцієнтом подібності не нижче 0,5. Зазначені пороги є початковими параметрами концептуальної моделі та потребують подальшого експериментального налаштування.

Для демонстрації запропонованого механізму проведено модельну симуляцію на умовно сформованих даних. Розглянуто користувача з профілем, що містить навички JavaScript, React, Node.js та PostgreSQL, однак його історія взаємодій свідчить про переважний інтерес до вакансій Frontend-розробника та React Developer. Для п'яти умовних вакансій сформовано три оцінки відповідності, після чого обчислено їхню підсумкову релевантність (див. табл. 1):

Таблиця 1 – Симуляція оцінок відповідності

| Вакансія | Профільна оцінка P | Поведінкова оцінка B | Колаборативна оцінка C |
|---|---|---|---|
| React Developer | 90 | 95 | 85 |
| Frontend Developer | 85 | 90 | 80 |
| Full-stack Developer | 95 | 55 | 65 |
| Node.js Developer | 88 | 45 | 60 |
| Junior Web Developer | 75 | 70 | 75 |

Для користувача з достатньою історією взаємодій застосовано вагові коефіцієнти $\alpha = 0,5$, $\beta = 0,3$ та $\gamma = 0,2$. Розраховані оцінки вакансій наведено в таблиці 2:

Таблиця 2 – Оцінки вакансій

| Вакансія | Підсумкова оцінка R |
|---|---|
| React Developer | 90,5 |
| Frontend Developer | 85,5 |
| Full-stack Developer | 75 |
| Node.js Developer | 73,5 |
| Junior Web Developer | 67,5 |

За результатами симуляції вакансія React Developer отримала найвищу оцінку, оскільки одночасно відповідає професійному профілю користувача, його фактичним інтересам та вподобанням схожих користувачів. Водночас вакансія Full-stack Developer, попри високу профільну відповідність, отримала нижчу підсумкову оцінку через меншу зацікавленість користувача в цьому напрямі. Це демонструє перевагу гібридного підходу над формуванням рекомендацій виключно за навичками та характеристиками профілю.

Таким чином, запропонований підхід поєднує три джерела інформації та передбачає адаптацію ваг залежно від їх доступності. Власний внесок полягає у визначенні правил формування складових оцінки, запропонованих ваг поведінкових подій, способу оцінювання подібності користувачів і механізму перерозподілу ваг за відсутності окремих даних.

**Висновки.** Запропоновано концептуальну модель гібридного методу персоналізованого добору вакансій, яка об'єднує профільну, поведінкову та колаборативну оцінки. Визначено принципи їх обчислення, початкові вагові коефіцієнти та умови активації окремих складових. Запропоновано механізм нормування ваг, який дає змогу формувати рекомендації навіть за неповної інформації про користувача. Модельна симуляція на п'яти умовних вакансіях продемонструвала порядок обчислення підсумкових оцінок та вплив трьох складових на

ранжування. Подальша робота передбачає реалізацію методу й експериментальне оцінювання якості рекомендацій.

**Використання інструментів штучного інтелекту.** Під час підготовки тез використано ChatGPT (OpenAI, модель GPT-6) як пошуковий інструмент для знаходження релевантної літератури та досліджень.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (Eds.). (2022). *Recommender systems handbook* (3rd ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4

[2] Burke, R. (2002). *Hybrid recommender systems: Survey and experiments. User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12, 331–370. https://doi.org/10.1023/A:1021240730564

[3] Roy, D., & Dutta, M. (2022). *A systematic review and research perspective on recommender systems. Journal of Big Data, 9, Article 59*. https://doi.org/10.1186/s40537-022-00592-5

[4] Zhang, S., Yao, L., Sun, A., & Tay, Y. (2019). *Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives. ACM Computing Surveys*, 52(1), Article 5. https://doi.org/10.1145/3285029

Martsin A.S., Popova M.O.

**A Web Platform for Personalized Job Recommendations Using a Hybrid Method of Analyzing User Behavior and Profiles**

***Abstract.*** *The paper considers personalized job recommendation based on a hybrid analysis of user profiles and behavior. A model combining profile-based, behavioral, and collaborative scores with adaptive weights is proposed. The principles for calculating the scores and handling incomplete user data are described. An illustrative simulation using five hypothetical vacancies demonstrates the ranking procedure.*

***Keywords:*** *personalized recommendations; hybrid recommender systems; user behavior analysis; adaptive weights.*