

оптимізацію, спрямовані на підвищення продуктивності та забезпечення стабільної роботи. Також для виконання роботи було обрано використання Next.js для представлення графічних даних та Redux для інтерфейсу користувача.

Практична значущість даного дослідження полягає в його потенційній здатності сприяти підвищенню ефективності процесу пошуку та відбору кандидатів на ринку працевлаштування в ІТ сфері. Розроблений інструмент вебпарсингу дозволить кандидатам швидше та зручніше знаходити вакансії, що відповідають їхнім кваліфікаційним вимогам, а роботодавцям забезпечить доступ до більш об'єктивних та актуальних даних про потенційних працівників.

Таким чином, вирішення поставленої наукової задачі є важливим кроком у покращенні процесу підбору кандидатів на ринку працевлаштування в ІТ сфері, сприяє підвищенню ефективності та точності відбору працівників, а також сприяє зменшенню часових та ресурсних затрат у цьому процесі.

Список використаних джерел:

1. NodeJS ES6 – NodeJS. URL : <https://nodejs.org/uk/docs/es6/>
2. NextJS Measuring Performance. URL : <https://nextjs.org/docs/advanced-features/measuring-performance>
3. Стрілочні функції – Developers. URL : https://developer.mozilla.org/ru/docs/Web/JavaScript/Reference/Functions/Arrow_functions

УДК 004.9

Скорін Ю.І.

*к.т.н., доцент, доцент кафедри інформаційних систем
Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця*

Мартиненков Д.С.

*здобувач вищої освіти,
Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця*

ОПТИМІЗАЦІЯ ВЕБ-ПОРТАЛУ ДЛЯ ПОШУКУ РОБОТИ В ІТ-СФЕРІ З ВИКОРИСТАННЯМ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

У сучасних умовах ринок праці в ІТ-сфері зазнає значного розвитку.

Це зумовлено постійним зростанням попиту на висококваліфікованих спеціалістів, що спричиняє збільшення кількості вакансій і необхідність у спеціалізованих знаннях.

Виникають нові виклики як для роботодавців, так і для кандидатів.

Останні стикаються з проблемою ефективного пошуку вакансій, які відповідають їхнім навичкам і досвіду, в умовах великої кількості варіантів.

Сучасні платформи для пошуку роботи, такі як LinkedIn, Indeed, Glassdoor, Dice, намагаються спростити цей процес.

Вони пропонують стандартні пошукові механізми, які базуються на фільтрах та ключових словах.

Однак такі системи часто не враховують індивідуальних потреб і вподобань користувачів.

Це може призводити до отримання нерелевантних результатів, що значно знижує ефективність пошуку.

У цьому контексті актуальним стає застосування нових підходів, зокрема алгоритмів машинного навчання, для автоматизації підбору вакансій та підвищення точності персоналізованих рекомендацій.

Використання алгоритмів машинного навчання дозволяє не лише покращити персоналізовані рекомендації, а й суттєво підвищити точність відповідності між кандидатами та вакансіями.

Такі системи можуть враховувати попередні взаємодії користувачів із платформою, їхній досвід та поведінкові патерни.

Попередній аналіз існуючих платформ показав, що традиційні пошукові системи не повністю використовують потенціал даних про користувачів.

Як зазначено в статті "Recommender Systems: A Primer" [1], сучасні рекомендаційні системи часто ігнорують поведінкові аспекти користувачів, що призводить до недостатньої точності рекомендацій.

Одним із найбільш ефективних алгоритмів для поліпшення персоналізованих рекомендацій є SVD (Singular Value Decomposition).

Він дозволяє розкласти матрицю взаємодій між користувачами і вакансіями, виявляючи приховані патерни в поведінці користувачів.

Це дає можливість передбачати нові вакансії на основі аналізу дій інших користувачів із подібними професійними інтересами.

Такий підхід був успішно впроваджений на платформі LinkedIn, де використання SVD дозволило надавати персоналізовані рекомендації навіть для нових користувачів, які ще не мали активної взаємодії з системою.

Зважаючи на технічний характер IT-сфери, для забезпечення точних рекомендацій важливо застосовувати не лише колаборативне фільтрування, а й контентну фільтрацію.

Цей підхід дозволяє аналізувати текстові описи вакансій та резюме, порівнюючи їх за змістом. Метод TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) є одним із найбільш ефективних інструментів для аналізу текстових даних.

У статті "Learning job embeddings for job recommendation in a practical setting" [2] обґрунтовано, як векторизація тексту допомагає підвищити релевантність рекомендацій, порівнюючи вимоги вакансій з навичками кандидатів.

Наприклад, на платформах, таких як Hired, застосування TF-IDF дозволяє системам краще співвідносити технічні навички кандидатів з вимогами до вакансій, що робить процес підбору більш точним.

Інтеграція алгоритмів машинного навчання в пошукові системи передбачає також використання складніших моделей, таких як RandomForest.

Ці моделі дозволяють аналізувати складні взаємозв'язки між навичками кандидатів, вимогами до вакансій та іншими чинниками.

У статті "A hybrid job recommendation algorithm based on user behavior and job features" [3] розглядається гібридний підхід, що поєднує аналіз поведінкових аспектів із характеристиками вакансій.

Це дозволяє підвищити точність рекомендацій на платформах, таких як Indeed та Glassdoor, де важливо враховувати як технічні параметри, так і поведінкові чинники, що впливають на вибір користувачів.

Одним із важливих аспектів впровадження систем на основі машинного навчання є зручність використання для користувачів.

Досвід провідних платформ, таких як LinkedIn, свідчить про те, що добре продуманий UX/UI має вирішальне значення для успіху системи.

Оптимізація користувацького інтерфейсу сприяє зменшенню кількості кроків, необхідних для пошуку роботи та подачі резюме.

У статті "Building Recommender Systems with Python" [4] підкреслюється, що інтуїтивна взаємодія з системою може значно підвищити ефективність рекомендацій.

Це особливо важливо для користувачів IT-платформ, які прагнуть швидко знайти релевантні вакансії.

Практичне значення цього дослідження полягає в тому, що інтеграція інтелектуальних систем для покращення роботи пошукових платформ в IT-сфері дозволяє досягти значного підвищення точності та релевантності рекомендацій.

Використання гібридного підходу, що поєднує колаборативне фільтрування та контентну фільтрацію, дозволить поліпшити загальний користувацький досвід.

Як показано на прикладі "Building Recommender Systems with Python" [4], розвиток рекомендаційних систем, орієнтованих на користувача, є важливим кроком у підвищенні ефективності платформ для пошуку роботи.

Таким чином, розробка та впровадження алгоритмів машинного навчання і оптимізація пошукових систем на платформах пов'язаних з пошуком роботи, дозволить значно покращити персоналізовані рекомендації для користувачів.

Це не лише знизить витрати часу на пошук роботи, але й спростить процес підбору кандидатів для роботодавців, забезпечуючи вищу ефективність та релевантність результатів пошуку.

Список використаних джерел:

1. Recommender Systems: A Primer. URL : <https://arxiv.org/abs/2302.02579>
2. Learning job embeddings for job recommendation in a practical setting. URL : <https://arxiv.org/pdf/1905.13136>

3. A hybrid job recommendation algorithm based on user behavior and job features. URL : https://www.researchgate.net/publication/276350987_A_Hybrid_Recommender_System_Based_on_User-Recommender_Interaction
4. Building Recommender Systems with Python. URL : https://www.researchgate.net/publication/365269049_Automating_the_design_of_recommender_systems_from_foundational_aspects_to_actual_development
5. Матеріал з Вікіпедії — вільної енциклопедії. URL : https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B0%D1%88%D0%B8%D0%BD%D0%BD%D0%B5_%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D1%87%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F
6. Що таке машинне навчання: як працює та де використовується. URL : <https://gigacloud.ua/blog/navchannja/scho-take-mashinne-navchannja-jak-pracjue-ta-de-vikoristovuetsja>
7. Що таке машинне навчання? Усе, що вам потрібно знати. URL : <https://incrypted.com/ua/mashynne-navchannja/>
8. Дослідження алгоритмів машинного навчання для побудови математичних моделей задач класифікації мультимодальних даних. URL : <https://science.lpnu.ua/uk/jcpee/vsi-vypusky/vypusk-11-nomer-2-2021/doslidzhennya-algorytmiv-mashynnogo-navchannja-dlya>

УДК 004.9

Скорін Ю.І.

*к.т.н., доцент, доцент кафедри інформаційних систем
Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця*

Негер Д.М.

*здобувач вищої освіти,
Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця*

ВЕБЗАСТОСУНОК ДЛЯ СТРИМІНГОВОГО ПРОСЛУХОВУВАННЯ МУЗИЧНОГО КОНТЕНТУ

У сучасному цифровому світі музичний контент став невід'ємною частиною щоденного життя. Зростаюча популярність стримінгових платформ свідчить про постійний попит на зручні та доступні сервіси для прослуховування музики.

Однак, на українському ринку ще не існує повноцінної платформи, яка б відповідала потребам місцевих слухачів та сприяла популяризації української музики і підтримці місцевих виконавців.

Попереднє оцінювання сучасного стану ринку музичних платформ показало, що існуючі рішення недостатньо уважно ставляться до української