

ПРИКЛАДНА МАТЕМАТИКА, КОМП'ЮТЕРНІ НАУКИ ТА КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 004.8

<https://doi.org/10.31713/vt2202511>

Павлюк В. В. ^[1; ORCID ID: 0009-0005-8727-8340],
аспірант,
Древецький В. В. ^[1; ORCID ID: 0000-0001-8999-2226],
професор

¹Національний університет водного господарства та природокористування, м. Рівне

АНАЛІЗ ВІДПОВІДНОСТІ ПРОФІЛІВ КАНДИДАТІВ І ВАКАНСІЙ ЗА ДОПОМОГОЮ АЛГОРИТМІВ СЕМАНТИЧНОГО ПОРІВНЯННЯ ТА ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ

У статті розглянуто підхід до визначення відповідності профілів кандидатів вимогам вакансій на основі семантичного аналізу текстових описів. Розроблено два алгоритмічні методи: *embedding-based* – для кількісного вимірювання семантичної схожості, та *GPT-based* – для глибшого аналізу контекстуальних і прихованих факторів, що можуть впливати на успішність працевлаштування. Обидва підходи працюють із текстами профілю кандидата й опису вакансії, забезпечуючи інтегровану, більш гнучку оцінку їхньої відповідності. Запропонована методологія демонструє потенціал сучасних моделей обробки природної мови у вдосконаленні процесів персонального добору кадрів, а також відкриває перспективи для розвитку адаптивних та персоналізованих HR-систем нового покоління.

Ключові слова: семантичне порівняння; генеративні моделі; *embedding-based* алгоритми; GPT-моделі; штучний інтелект; рекрутинг; відповідність вакансій; персоналізація рекомендацій.

Сучасний ринок праці характеризується високим рівнем динамічності та значним обсягом інформації, що ускладнює завдання ефективного підбору працівників. Традиційні методи рекрутингу часто ґрунтуються на формальних ознаках, таких як освіта, досвід роботи чи перелік навичок, однак вони не завжди враховують глибинні та контекстні аспекти відповідності між профілем кандидата і вимогами вакансії. Внаслідок цього виникає значна кількість помилок, що проявляється у низькій задоволеності як роботодавців, так і працівників, а також у підвищеній плинності кадрів.



Одним із перспективних шляхів вирішення цієї проблеми є використання семантичного аналізу текстових описів вакансій і персональних профілів кандидатів. Семантичний аналіз дозволяє отримати глибше розуміння змісту та контексту текстових документів завдяки представленню текстів у вигляді векторних просторів. Embedding-based алгоритми, зокрема такі моделі як BERT та RoBERTa, перетворюють текст у семантичні вектори, які потім використовуються для кількісної оцінки відповідності шляхом обчислення подібності цих векторів.

Водночас значний потенціал для глибшого та більш контекстного аналізу відкриває використання генеративних моделей, таких як GPT. Генеративні моделі здатні не просто порівнювати тексти за загальними семантичними ознаками, а й враховувати складні взаємозв'язки, приховані фактори та неявні критерії вибору. Це дозволяє сформулювати більш точні й індивідуалізовані висновки щодо того, наскільки кандидат відповідає вимогам конкретної вакансії.

Таким чином, комбінація семантичного порівняння (embedding-based підхід) та генеративних алгоритмів (GPT-based підхід) може забезпечити значне підвищення ефективності рекрутингових систем. Застосування цих методів дозволяє вирішити проблему формального підходу до оцінки кандидатів, враховуючи багатовимірність і специфічні аспекти як особистих профілів, так і вакансій. Особливо це актуально для великих компаній та платформ з працевлаштування, які оперують значною кількістю вакансій та кандидатів одночасно.

Порівняння існуючих сервісів з підбору персоналу

На сьогодні існує значна кількість сервісів та платформ, які спеціалізуються на підборі персоналу, зокрема LinkedIn, Work.ua, Djinni, Glassdoor, Indeed та багато інших. Усі вони мають власні підходи до співставлення кандидатів та вакансій, проте здебільшого оперують класичними механізмами, що спираються на прості фільтри: відповідність досвіду роботи, освіти, навичкам, місцю проживання тощо [1]. Хоча ці підходи дозволяють швидко звузити коло пошуку, вони недостатньо гнучкі для врахування прихованих та контекстних факторів, які впливають на успішність співпраці кандидата та роботодавця.

Серед переваг існуючих систем слід відзначити:

1. Швидкість роботи: сучасні платформи здатні за короткий проміжок часу опрацювати великі обсяги даних та видавати результати, використовуючи прості алгоритмічні механізми пошуку.
2. Зручний інтерфейс: інтуїтивно зрозумілі інтерфейси полегшують взаємодію як для кандидатів, так і для роботодавців.
3. Широке охоплення ринку праці: популярні сервіси надають доступ до значної кількості вакансій і кандидатів, забезпечуючи великий вибір варіантів.

Однак, існуючі сервіси мають низку суттєвих недоліків:

1. Поверхневий підхід до оцінювання кандидатів: фільтрація за формальними критеріями не дозволяє виявити глибокі, семантичні відповідності між вакансіями і кандидатами.
2. Відсутність персоналізації: більшість сервісів не здатні адаптуватися під унікальні потреби та особливості кандидатів і роботодавців, пропонуючи стандартні рекомендації.
3. Недостатнє використання сучасних алгоритмів AI: незважаючи на наявність просунутих технологій, багато сервісів досі не застосовують ефективні методи аналізу природної мови (NLP) та генеративні моделі, які могли б суттєво покращити якість рекомендацій.

Таким чином, актуальним залишається завдання створення інтелектуальних алгоритмічних систем, що поєднують переваги наявних сервісів (швидкість, зручність, широта охоплення) з новітніми підходами штучного інтелекту для більш точного і персоналізованого підбору кандидатів.

Методи та алгоритми дослідження

Для виконання поставленого завдання в дослідженні було застосовано два основних алгоритмічних підходи: семантичне порівняння за допомогою embedding-based моделей і аналіз відповідності текстів з використанням генеративних моделей (GPT-based метод). Ці два підходи було обрано завдяки їхній здатності ефективно та комплексно оцінювати відповідність між текстовими описами вакансій і профілями кандидатів, кожен із яких має свої переваги та специфіку роботи.

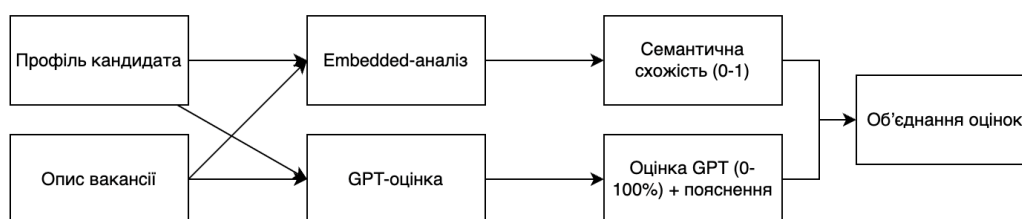


Рис. 1. Схема алгоритму

Семантичне порівняння з використанням embedding-based алгоритмів

Embedding-based алгоритми дозволяють перетворювати текстові описи вакансій і кандидатів у семантичні вектори, які відображають глибинний зміст тексту в багатовимірному семантичному просторі [2]. У цьому дослідженні було використано популярну модель BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), що має суттєві переваги порівняно з традиційними методами аналізу тексту завдяки здатності враховувати двонаправлений контекст слів.

Процес застосування цього методу складається з кількох етапів:

- Попередня обробка тексту: опис вакансії та профіль кандидата проходять через етапи очищення (видалення зайвих символів), токенизації (розбивка на окремі токени), нормалізації та лематизації (приведення слів до базової форми).
- Створення семантичних векторів: оброблені тексти перетворюються в ембеддинги (векторні представлення) за допомогою BERT, що дозволяє зберегти контекстуальні особливості тексту.
- Розрахунок подібності: отримані вектори вакансії та кандидата порівнюються за допомогою косинусної метрики подібності, яка визначає ступінь семантичної близькості двох векторів. Отримане значення знаходиться в межах від -1 (абсолютно несхожі) до 1 (максимальна схожість).

Основною перевагою цього підходу є його ефективність у швидкому порівнянні великого обсягу текстових даних, а також можливість оцінювати семантичну близькість на основі глибокого контекстуального аналізу.

Аналіз відповідності за допомогою генеративних GPT-based моделей

Другим застосованим методом є генеративний аналіз, який базується на використанні нейромережевої моделі GPT-4. Цей підхід передбачає аналіз текстових описів вакансій і профілів кандидатів шляхом генерації відповідей у відповідь на спеціально сконструйовані запити (промпти). Використання GPT дозволяє враховувати не тільки загальну семантичну схожість, але й більш глибокі, приховані та контекстуальні аспекти відповідності.

Процес роботи GPT-based методу має такі кроки:

- **Формування промпта:** у вхідний промпт моделі GPT-4 одночасно поміщаються текст опису вакансії та профіль кандидата. До моделі надходить запит такого формату: «На основі наведеного опису вакансії та профілю кандидата визнач, наскільки вони схожі, дай числову оцінку від 0 до 100% та надай обґрунтування своєї оцінки».
- **Генерація відповіді:** GPT-4 обробляє отриманий запит за допомогою нейронної мережі з трансформерною архітектурою, яка складається з великої кількості параметрів, навченої на великих обсягах текстових даних. GPT-4 прогнозує кожне наступне слово відповіді, враховуючи контекст усього попереднього тексту. Завдяки цьому модель здатна генерувати пояснення, чому саме кандидат відповідає чи не відповідає заданій вакансії.
- **Отримання числової оцінки та обґрунтування:** важливим аспектом є те, що модель надає не тільки числову оцінку, але й детальне текстове пояснення, яке дозволяє більш точно інтерпретувати результат. Дослідження показують, що такий підхід стимулює GPT більш ретельно та глибоко аналізувати зміст текстів, що значно підвищує точність отриманих оцінок.

Принцип роботи GPT-4 базується на трансформерній архітектурі, яка дозволяє моделі ефективно враховувати взаємозв'язки між словами завдяки механізму self-attention («самоуваги») [3]. Це дозволяє моделі глибоко та комплексно аналізувати інформацію, беручи до уваги контекст та різноманітні семантичні зв'язки.

GPT-4 була попередньо навчена на величезних масивах текстових даних (понад сотні мільярдів слів), що дозволило їй



накопичити знання про мову та взаємозв'язки між поняттями [4]. Під час аналізу відповідності профілів кандидатів та вакансій, модель застосовує накопичені знання для створення логічних та обґрунтованих відповідей.

Таким чином, комбінування embedding-based підходу з GPT-based методом дозволяє створити ефективну та комплексну систему аналізу відповідності кандидатів і вакансій, що забезпечує як швидке та масштабове порівняння текстів, так і поглиблений аналіз прихованих контекстуальних аспектів.

Архітектура програмного продукту

Розроблена система має форму вебзастосунку з адміністративним інтерфейсом, побудованим на основі Django Admin – стандартного інструменту для швидкого створення інтерфейсів керування в екосистемі Python. Використання Django дозволило забезпечити високу швидкість розробки, надійність, масштабованість та інтеграцію з ORM для роботи з базою даних кандидатів і вакансій.

Основною мовою програмування системи є Python, що зумовлено його широким застосуванням у сфері штучного інтелекту та наявністю численних бібліотек для роботи з текстами, неймережами та API інтеграціями. Уся логіка обробки даних, викликів до GPT-4, формування embedding-представлень, а також обчислення семантичної подібності реалізована саме на Python.

Для інтеграції з мовною моделлю GPT-4 використано фреймворк LangChain [5], який значно спрощує створення ланцюгів запитів, формування промптів і обробку відповідей від мовної моделі.

Інтерфейс адміністратора дозволяє вручну додавати чи змінювати опис вакансій і профілів кандидатів, запускати обчислення відповідності між ними за допомогою вибраного алгоритму (embedding-based або GPT-based), а також переглядати результати.

Загалом, програмний продукт реалізовано як backend-орієнтовану систему з базовим вебінтерфейсом для адміністрування, що дозволяє зосередитися на дослідженні ефективності алгоритмів без необхідності створення повноцінного UI для кінцевого користувача. Такий підхід також забезпечує гнучкість для подальших експериментів та розширення функціональності.

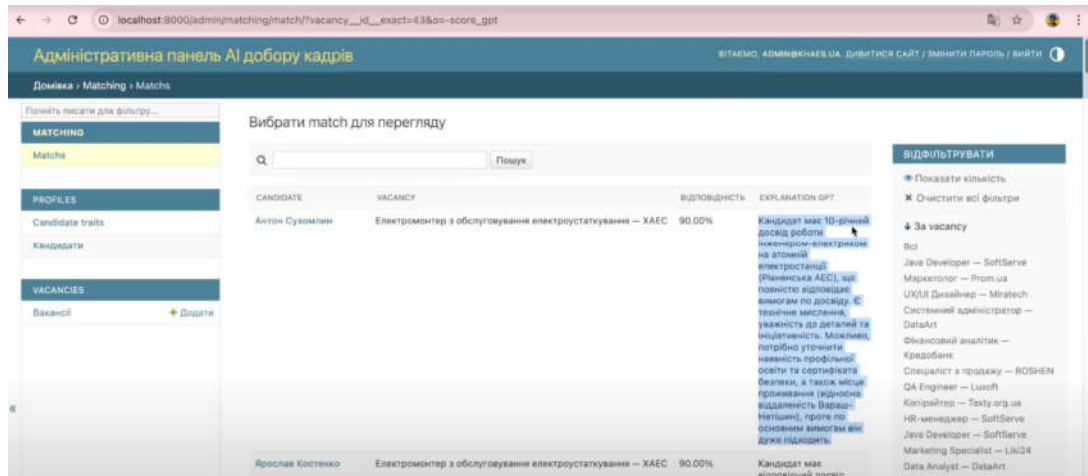


Рис. 2. Інтерфейс адміністратора

Висновки

У даному дослідженні було запропоновано підхід до аналізу відповідності профілів кандидатів і вакансій, що поєднує переваги embedding-based та генеративних GPT-based алгоритмів. Застосування семантичного порівняння на основі векторних представлень дозволило ефективно і масштабовано оцінювати схожість текстових описів, тоді як використання генеративної моделі GPT-4 забезпечило глибше, контекстуально багате розуміння відповідності, з урахуванням неявних і прихованих факторів.

Важливою інновацією стало використання комбінованого промпта, що містить як опис вакансії, так і профіль кандидата, з вимогою надати числову оцінку відповідності (від 0 до 100%) разом з аргументованим поясненням.

Розроблена система, реалізована на основі Django, Python та LangChain, показала свою ефективність у задачах персоналізованого підбору. Вона може бути адаптована до різних ринків праці й галузей та легко інтегрується в існуючі процеси рекрутингу. Отримані результати свідчать про значний потенціал поєднання сучасних алгоритмів обробки природної мови для підвищення якості взаємного добору працівників і роботодавців.

У перспективі доцільним є подальше вдосконалення системи через розширення бази знань, навчання на реальних кейсах прийняття рішень у рекрутингу, інтеграцію зі сторонніми платформами пошуку роботи та розробку повноцінного користувацького інтерфейсу.

1. Job Matching Systems Based on AI: A Review of Recent Advances. ACM Computing Surveys. 2023. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3598930> (дата звернення:



24.04.2025). **2.** Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. URL: <https://arxiv.org/abs/1810.04805> (дата звернення: 24.04.2025). **3.** Brown T., Mann B., Ryder N., et al. Language Models are Few-Shot Learners. URL: <https://arxiv.org/abs/2005.14165> (дата звернення: 24.04.2025). **4.** OpenAI. GPT-4 Technical Report. URL: <https://openai.com/research/gpt-4> (дата звернення: 24.04.2025). **5.** LangChain Documentation. URL: <https://docs.langchain.com> (дата звернення: 24.04.2025).

REFERENCES:

1. Job Matching Systems Based on AI: A Review of Recent Advances. ACM Computing Surveys. 2023. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3598930> (data zvernennia: 24.04.2025). **2.** Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. URL: <https://arxiv.org/abs/1810.04805> (data zvernennia: 24.04.2025). **3.** Brown T., Mann B., Ryder N., et al. Language Models are Few-Shot Learners. URL: <https://arxiv.org/abs/2005.14165> (data zvernennia: 24.04.2025). **4.** OpenAI. GPT-4 Technical Report. URL: <https://openai.com/research/gpt-4> (data zvernennia: 24.04.2025). **5.** LangChain Documentation. URL: <https://docs.langchain.com> (data zvernennia: 24.04.2025).

Pavliuk V. V. ^[1; ORCID ID: 0009-0005-8727-8340],

Post-graduate Student,

Drevetskyi V. V. ^[1; ORCID ID: 0000-0001-8999-2226],

Professor,

¹*National University of Water and Environmental Engineering, Rivne*

ANALYSIS OF CANDIDATE PROFILE AND JOB VACANCY MATCHING USING SEMANTIC COMPARISON ALGORITHMS AND GENERATIVE MODELS

This article represents an approach to analyzing the compatibility between candidate profiles and job vacancies through the application of modern natural language processing algorithms. The main focus is on overcoming the limitations of traditional recruitment methods, which rely primarily on formal criteria such as education, work experience, or a list of declared skills. These conventional mechanisms often fail to capture deeper semantic and contextual factors that determine real suitability between a candidate and an employer, leading to mismatches, reduced employee satisfaction, and increased staff turnover. To address this problem, the research proposes the integration of semantic vector-based methods with advanced generative models.

Two complementary algorithmic strategies are introduced and evaluated. The first strategy, embedding-based, employs models such as BERT to transform textual descriptions of vacancies and candidate profiles into high-dimensional vector representations. By calculating cosine similarity between these embeddings, it becomes possible to obtain a fast and scalable measurement of semantic relatedness. The second strategy, GPT-based, utilizes the generative capacity of GPT-4 to perform a deeper contextual analysis. By processing both candidate and vacancy descriptions in a combined prompt, the model generates not only a numerical similarity score expressed as a percentage but also an explanatory rationale for the assessment. This dual output provides interpretability and allows the system to account for hidden factors and implicit requirements that are typically overlooked by classical filtering approaches.

The integration of these two approaches ensures a balance between computational efficiency and analytical depth. Embedding-based methods enable large-scale automated comparisons, while GPT-based reasoning introduces flexibility, personalization, and human-like interpretation of results. A prototype software solution has been developed as a web application using Django, Python, and LangChain, allowing for the integration of both approaches within a single system. The experimental implementation demonstrated the potential of this methodology to enhance recruitment processes, improve personalization of recommendations, and reduce errors in candidate–vacancy matching. The proposed solution contributes to the development of adaptive, intelligent, and next-generation HR systems that combine scalability with context-aware reasoning, ultimately supporting more sustainable and effective labor market practices.

Keywords: semantic comparison; generative models; embedding-based algorithms; GPT models; artificial intelligence; recruiting; job matching; recommendation personalization.

Отримано: 07 травня 2025 року
Прорецензовано: 02 червня 2025 року
Прийнято до друку: 16 червня 2025 року