

Д. Я. ДОСКАЧ

аспірант кафедри систем штучного інтелекту
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: 0009-0000-7042-3541

В. М. ХАВАЛКО

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри систем штучного інтелекту
Національний університет «Львівська політехніка»
ORCID: 0000-0002-9585-3078

ФОРМАЛІЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ РЕКРУТИНГУ ЯК БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОЇ ЗАДАЧІ ОПТИМІЗАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

У роботі здійснено формалізацію процесу рекрутингу як багатокритеріальної задачі оптимізації з використанням методів штучного інтелекту та великих мовних моделей (ВММ) для аналізу резюме. Запропоновано математичну модель відбору кандидатів, яка передбачає перетворення неструктурованого текстового опису у структурований вектор ознак з подальшим обчисленням інтегрального показника корисності. Особлива увага приділена побудові цільової функції, що враховує вагові коефіцієнти критеріїв, їхню взаємодію, систему порогових обмежень та штрафний механізм для критично важливих вимог вакансії.

Модель дозволяє здійснювати ранжування кандидатів на основі формалізованих показників компетентності, релевантного досвіду, результатів тестування та економічних параметрів. Для перевірки працездатності підходу проведено експериментальну апробацію на умовному наборі даних, сформованому на основі семантичного аналізу резюме. Застосовано процедуру нормалізації критеріїв та розраховано інтегральні значення функції корисності. Отримані результати продемонстрували адаптивність моделі до зміни вагових коефіцієнтів і параметрів обмежень, а також можливість формування прозорого та обґрунтованого рейтингу кандидатів.

Наукова новизна полягає у поєднанні ВММ-аналізу резюме з формалізованою багатокритеріальною оптимізаційною моделлю прийняття рішення, розширенні класичної адитивної схеми шляхом урахування взаємодії критеріїв та інтеграції штрафного механізму для моделювання кадрових політик компанії. Практичне значення результатів полягає у можливості впровадження запропонованої моделі в інтелектуальні системи рекрутингу з метою підвищення об'єктивності, прозорості та ефективності процесу відбору персоналу.

Ключові слова: рекрутинг, багатокритеріальна оптимізація, функція корисності, великі мовні моделі, штучний інтелект, ранжування кандидатів.

D. YA. DOSKACH

Postgraduate Student at the Department of Artificial Intelligence Systems
Lviv Polytechnic National University
ORCID: 0009-0000-7042-3541

V. M. KHAVALKO

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Artificial Intelligence Systems
Lviv Polytechnic National University
ORCID: 0000-0002-9585-3078

FORMALIZATION OF THE RECRUITMENT PROCESS AS A MULTI-CRITERION OPTIMIZATION PROBLEM USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

This paper presents a formalization of the recruitment process as a multi-criteria optimization problem using artificial intelligence methods and large language models for resume analysis. A mathematical model for candidate selection is proposed, which transforms unstructured textual descriptions into a structured feature vector followed by the calculation of an integrated utility function. Particular attention is given to the construction of the objective function, incorporating weighted criteria, interaction effects between attributes, threshold constraints, and a penalty mechanism for critical job requirements.



The proposed model enables candidate ranking based on formalized indicators such as competency relevance, professional experience, testing results, and economic factors. To validate the approach, an experimental evaluation was conducted on a simulated dataset generated through semantic analysis of resumes. Criteria normalization was performed, and integrated utility values were calculated for each candidate. The results demonstrate the adaptability of the model to changes in weights and constraint parameters, as well as its ability to produce transparent and logically justified rankings.

The scientific novelty of the study lies in integrating LMM-based resume analysis with a formal multi-criteria optimization framework for decision-making. The classical additive evaluation model is extended by incorporating interaction effects between criteria and a penalty mechanism that reflects organizational hiring policies. The practical significance of the research consists in the potential integration of the proposed model into intelligent recruitment systems to enhance objectivity, transparency, and efficiency in personnel selection processes.

Key words: recruitment, multi-criteria optimization, utility function, large language models, artificial intelligence, candidate ranking.

Постановка проблеми

У сучасних умовах цифровізації рекрутинг активно інтегрується з інструментами штучного інтелекту, зокрема з великими мовними моделями, які застосовуються для аналізу резюме та вилучення компетенцій. Однак більшість існуючих систем автоматизованого відбору персоналу ґрунтуються на емпіричних скорингових підходах і не мають чіткої математичної формалізації процесу прийняття рішення. Ваги критеріїв часто визначаються експертно або евристично, що обмежує прозорість і відтворюваність результатів.

Процес відбору персоналу є багатофакторним і передбачає одночасне врахування різномірних, взаємопов'язаних і подекуди суперечливих критеріїв, таких як компетенції, досвід, релевантність галузі та інші характеристики. Така структура природно відповідає задачі багатокритеріальної оптимізації, проте у практиці рекрутингу вона рідко описується у вигляді формальної математичної моделі.

Хоча ВММ дозволяють перетворювати неструктурований текст резюме на структурований вектор ознак, проблема інтеграції цих ознак у цілісну систему оцінювання залишається відкритою. Відсутність формалізованої цільової функції, механізму врахування взаємодії критеріїв та системи обмежень ускладнює обґрунтоване ранжування кандидатів.

Отже, наукова проблема полягає у необхідності розроблення математичної моделі рекрутингу як багатокритеріальної оптимізаційної задачі з інтеграцією результатів роботи великих мовних моделей. Її розв'язання дозволить перейти від евристичних скорингових схем до формалізованої, прозорої та керованої архітектури інтелектуальної системи відбору персоналу.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Проблематика цифровізації рекрутингу та застосування штучного інтелекту в системах відбору персоналу активно розвивається впродовж останнього десятиліття. У роботі [1] досліджується трансформація процедур відбору в умовах цифрового середовища, зокрема аналізується валідність онлайн-інструментів оцінювання кандидатів та реакція претендентів на автоматизовані процедури скринінгу. Автори підкреслюють необхідність забезпечення наукової обґрунтованості алгоритмів відбору та їхньої відповідності психометричним вимогам, що створює підґрунтя для формалізації критеріїв оцінювання.

Системний огляд застосування штучного інтелекту в управлінні людськими ресурсами представлено у [2], де наголошується на зростанні ролі алгоритмічних систем у прийнятті кадрових рішень. Дослідження демонструє, що сучасні HR-платформи дедалі частіше використовують машинне навчання для аналізу великих масивів даних, проте підкреслюється відсутність універсальних моделей інтеграції різномірних критеріїв у межах єдиної математичної структури.

У роботі [3] розглядаються практичні аспекти впровадження AI в рекрутинг, зокрема автоматизація первинного скринінгу резюме. Автори акцентують увагу на підвищенні швидкості обробки заявок, однак зазначають, що більшість рішень базуються на емпірично налаштованих алгоритмах скорингу, що обмежує можливості їхнього формального аналізу. Аналогічний аналітичний огляд сучасних AI-стратегій рекрутингу подано у [4], де підкреслюється потреба в прозорості алгоритмічних механізмів і можливості пояснення прийнятих рішень.

Технологічну основу сучасних систем аналізу резюме становлять методи обробки природної мови. Фундаментальні принципи функціонування трансформерних моделей закладено у роботі [5], де представлено модель BERT, що забезпечує контекстне представлення текстових даних. Подальший розвиток ідеї масштабованих мовних моделей описано у [6], де продемонстровано здатність великих моделей виконувати складні семантичні завдання у few-shot режимі. Звіт про архітектуру GPT-4 [7] підтверджує можливість використання ВММ для структурованого вилучення компетенцій із неформалізованого тексту резюме, що відкриває перспективи інтеграції таких результатів у формальні моделі прийняття рішень.

Практичні аспекти автоматизованого скринінгу резюме на основі NLP та машинного навчання розглянуто у [8], де запропоновано модель класифікації кандидатів за релевантністю. Проте підхід обмежується задачею

бінарної класифікації та не враховує багатокритеріальний характер відбору. Теоретичні основи обробки природної мови, що лежать в основі побудови ознакового простору кандидатів, систематизовано у [9], де описано методи семантичного аналізу тексту та їхню роль у структуризації інформації.

Окремий напрям досліджень стосується етичних та правових аспектів використання AI в рекрутингу. У роботі [10] здійснено огляд проблеми алгоритмічних галюцинацій і викривлення результатів генеративних моделей, що є критично важливим при інтеграції ВММ у процес прийняття кадрових рішень. Хоча дослідження зосереджене на загальних аспектах генерації тексту, воно підкреслює необхідність формалізації механізмів контролю та валідації результатів.

Таким чином, аналіз наукових публікацій свідчить про активний розвиток трьох основних напрямів: цифровізації рекрутингу, застосування трансформерних моделей для аналізу тексту та дослідження ризиків використання генеративних систем. Водночас у наявних дослідженнях переважає або прикладний опис алгоритмів, або технологічний аналіз моделей обробки природної мови (Natural Language Processing, NLP), тоді як формалізація процесу рекрутингу як багатокритеріальної оптимізаційної задачі залишається недостатньо опрацьованою.

Саме цей науковий розрив і визначає актуальність та необхідність побудови математичної моделі, яка інтегрує результати ВММ у структуру багатокритеріального прийняття рішень.

Формулювання мети дослідження

З урахуванням проведеного аналізу наукових джерел та виявленої відсутності формалізованої математичної моделі прийняття рішень у системах AI-рекрутингу, метою даного дослідження є розробка та валідація формальної моделі процесу рекрутингу як багатокритеріальної задачі оптимізації з інтеграцією результатів роботи великих мовних моделей.

Досягнення поставленої мети передбачає вирішення комплексу взаємопов'язаних наукових завдань. Передусім необхідно здійснити формалізацію множини кандидатів та системи критеріїв оцінювання їхньої відповідності вакансії з урахуванням різноманітності ознак, сформованих на основі аналізу резюме методами обробки природної мови.

Наступним етапом є побудова векторного представлення інформації про кандидата у багатовимірному просторі компетенцій та характеристик, що дозволяє перейти від текстового опису до формалізованої структури даних.

Подальше завдання полягає у визначенні цільової функції, яка відображає інтегральну корисність кандидата з урахуванням вагомості критеріїв та їхньої взаємодії. При цьому необхідно врахувати можливі залежності між ознаками, компенсаційні ефекти та потенційні конфлікти критеріїв. Окремої уваги потребує формалізація системи обмежень, що відображають мінімально допустимі вимоги до вакансії, а також механізму штрафних коефіцієнтів для врахування ризикових факторів.

Крім того, важливим завданням є визначення алгоритмічної процедури ранжування кандидатів на основі розв'язання оптимізаційної задачі та інтеграція цієї процедури з результатами роботи великих мовних моделей. Завершальним етапом дослідження є теоретичне обґрунтування переваг запропонованої моделі з позиції прозорості, відтворюваності та масштабованості процесу прийняття кадрових рішень.

Виконання зазначених завдань дозволить сформулювати концептуальну та математичну основу для побудови інтелектуальної системи рекрутингу, яка поєднує можливості сучасних мовних моделей із методами багатокритеріальної оптимізації.

Викладення основного матеріалу дослідження

Процес рекрутингу розглядається як задача вибору оптимального кандидата з множини претендентів на основі сукупності критеріїв, що характеризують відповідність вакансії. Нехай задано множину кандидатів:

$$C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}, \quad (1)$$

та вакансію V , яка визначається набором вимог і характеристик.

Кожен кандидат описується вектором ознак, сформованим на основі аналізу резюме за допомогою великої мовної моделі. Нехай

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}) \quad (2)$$

де $x_{ij} \in [0,1]$ – нормалізоване значення j -го критерію для i -го кандидата, а m – кількість критеріїв.

Ознаки можуть включати показники релевантності компетенцій, відповідності досвіду, семантичної узгодженості резюме з вакансією, інтенсивності використання ключових технологій, стабільності кар'єрної траєкторії тощо. Всі ці характеристики отримуються шляхом перетворення неструктурованого тексту в структурований простір ознак.

Таким чином, задача рекрутингу переходить із текстового аналізу у простір багатовимірної оптимізації.

Метою моделі є максимізація інтегральної корисності кандидата. У базовому вигляді цільова функція може бути подана як зважена адитивна модель:

$$U(c_i) = \sum_{j=1}^m w_j x_{ij} \tag{3}$$

де $w_j \geq 0$ – ваговий коефіцієнт критерію,

$$\sum_{j=1}^m w_j = 1. \tag{4}$$

Однак адитивна модель не враховує взаємозалежність критеріїв. У реальному процесі відбору окремі характеристики можуть підсилювати або послаблювати одна одну. Наприклад, поєднання досвіду у певній галузі та конкретної технічної навички може :

розгляд.

$$\text{Для врахування взаємодії вводять } U(c_i) = \sum_{j=1}^m w_j x_{ij} + \sum_{k \neq l} \gamma_{kl} x_{ik} x_{il} \tag{5}$$

де γ_{kl} – коефіцієнт взаємодії між критеріями k та l .

Позитивне значення γ_{kl} відображає синергію, негативне – конфлікт або надлишковість характеристик.

У рекрутингу існують мінімальні вимоги до кандидата. Нехай для критично важливих критеріїв встановлено порогові значення θ_j . Тоді допустима множина кандидатів визначається умовами: $x_{ij} \geq \theta_j, \forall j \in J_{req}$

$$C_{adm} = \{ c_i \in C \mid x_{ij} \geq \theta_j, \forall j \in J_{req} \}. \tag{6}$$

Крім того, доцільно враховувати ризикові фактори. Нехай $R_{(c_i)} \in [0, 1]$ – інтегральний ризиковий показник, сформований на основі аналізу нестабільності зайнятості або інших ознак. Тоді модифікована функція корисності має вигляд:

$$U'(c_i) = U(c_i) - \lambda R(c_i) \tag{7}$$

де λ – коефіцієнт штрафу.

Оптимізаційна постановка задачі.

Задача відбору кандидата формулюється як задача знаходження за наявності системи обмежень:

$$c^* = \arg \max_{c_i \in C} U'(c_i) \tag{8}$$

У випадку, коли необхідно обрати k кандидатів, задача зводиться до ранжування множини C за спаданням значення функції корисності.

У сучасних AI-орієнтованих системах рекрутингу процес відбору персоналу доцільно розглядати як формалізовану задачу прийняття рішень в умовах множини альтернатив і суперечливих критеріїв. Кожен кандидат характеризується сукупністю кількісних показників, отриманих у результаті автоматизованого аналізу резюме за допомогою великих мовних моделей. Це дозволяє перевести задачу рекрутингу з площини суб'єктивної експертної оцінки у простір багатовимірної математичної оптимізації з чітко визначеною цільовою функцією та системою обмежень.

Для ілюстрації структури вхідних даних та формалізованих компонентів моделі рекрутингу у таблиці 1 наведено узагальнену характеристику елементів математичної постановки задачі.

Таблиця 1

Формалізовані компоненти багатокритеріальної моделі рекрутингу

Позначення	Змістова інтерпретація	Опис у контексті рекрутингу
$C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$	Множина кандидатів	Сукупність претендентів, відібраних для аналізу
V	Вакансія	Набір вимог та характеристик посади
x_i	Вектор ознак кандидата	Формується на основі ВММ-аналізу резюме
$x_{ij} \in [0, 1]$	Нормалізоване значення критерію	Відображає ступінь відповідності j -го критерію
w_j	Вага критерію	Визначає відносну важливість критерію
γ_{kl}	Коефіцієнт взаємодії	Описує синергію або конфлікт між критеріями
θ_j	Порогове значення	Мінімально допустимий рівень критерію
$R_{(c_i)}$	Ризиковий показник	Інтегральна оцінка нестабільності або ризиків
λ	Коефіцієнт штрафу	Визначає вплив ризику на підсумкову оцінку
$U'_{(c_i)}$	Скоригована корисність	Підсумковий показник для ранжування кандидатів

Як видно з таблиці 1, кожен кандидат представляється у вигляді вектора нормалізованих ознак, що забезпечує уніфіковане представлення різномірної інформації, отриманої з неструктурованого тексту резюме. Використання

вагових коефіцієнтів дозволяє адаптувати модель під конкретну вакансію, змінюючи пріоритетність критеріїв без перебудови всієї структури алгоритму.

Введення коефіцієнтів взаємодії γ_{kl} розширює класичну адитивну модель і дозволяє врахувати нелінійні ефекти, притаманні реальному процесу відбору, коли поєднання певних характеристик має більшу цінність, ніж їх ізольований розгляд. Порогові обмеження θ_j забезпечують відсікання кандидатів, що не відповідають базовим вимогам вакансії, а ризиковий компонент $R_{(c_i)}$ дозволяє інтегрувати фактори невизначеності та потенційної ненадійності кандидата.

Таким чином, процес рекрутингу може бути формалізований як задача багатокритеріальної оптимізації, у якій кожен кандидат представлений у вигляді вектору нормалізованих ознак, отриманих шляхом аналізу резюме за допомогою великих мовних моделей. Побудована цільова функція корисності дозволяє агрегувати різноманітні критерії оцінювання в єдину кількісну метрику, а введення коефіцієнтів взаємодії між ознаками забезпечує врахування синергій та конфліктів між характеристиками кандидата. Додаткове включення системи порогових обмежень і штрафних коефіцієнтів дозволяє формально моделювати мінімальні вимоги вакансії та ризикові фактори.

Для забезпечення практичної реалізації запропонованої математичної моделі рекрутингу було розроблено структурно-функціональну схему алгоритму, яка відображає послідовність перетворення текстових даних у формалізовану оптимізаційну задачу. Схема демонструє інтеграцію модулів семантичного аналізу на основі великих мовних моделей із блоком багатокритеріальної оптимізації, що забезпечує прийняття рішення щодо відбору кандидатів. Графічне представлення алгоритму наведено на рис. 1.



Рис. 1. Структурно-функціональна модель алгоритмічної реалізації багатокритеріальної системи AI-рекрутингу

Як показано на рисунку 1, модель функціонує як послідовна багаторівнева система обробки інформації, що складається з декількох логічно взаємопов'язаних етапів.

Перший блок відображає вхідні дані, які включають текстові резюме кандидатів та опис вакансії. Саме на цьому етапі формується інформаційна база для подальшої обробки. Даний блок передбачає попередню текстову обробку резюме, що включає нормалізацію даних, усунення шуму та підготовку тексту до семантичного аналізу. Цей модуль забезпечує підвищення якості вхідної інформації для мовної моделі.

Наступний блок реалізує ВММ-аналіз та виділення ознак. На цьому етапі неструктурований текст трансформується у структуроване представлення компетенцій, досвіду та інших характеристик кандидата. Фактично відбувається перехід від текстового простору до простору числових параметрів.

Після цього формується вектор характеристик X_i , що є математичною репрезентацією кандидата у багатовимірному просторі критеріїв. Саме цей вектор використовується як вхід до оптимізаційної моделі.

Подальший етап включає нормалізацію ознак та перевірку системи обмежень. Кандидати, які не відповідають мінімальним вимогам вакансії, відсіюються ще до обчислення функції корисності, що зменшує розмірність задачі оптимізації.

Центральним елементом моделі є блок обчислення функції корисності $U'_{(ci)}$, у якому агрегуються зважені критерії, враховуються їхні взаємодії та штрафні коефіцієнти. Саме цей етап формалізує процес прийняття рішення.

Наступний блок оптимізації та ранжування забезпечує визначення кандидата з максимальним значенням цільової функції або формування впорядкованого списку претендентів.

Завершальним елементом є вихід системи – кандидатура оптимального кандидата або ранжований перелік, який може бути використаний для подальшого експертного аналізу.

Таким чином, рисунок 1 наочно демонструє інтеграцію технологій обробки природної мови з методами багатокритеріальної оптимізації та підтверджує, що запропонована модель має чітку модульну архітектуру. Розмежування етапів семантичного аналізу та оптимізаційного прийняття рішення забезпечує прозорість алгоритму та створює основу для його масштабування та адаптації до різних типів вакансій.

Алгоритмічна реалізація запропонованої математичної моделі підтверджує можливість її практичного застосування в системах AI-рекрутингу. Розмежування етапів семантичного аналізу та оптимізаційного прийняття рішення забезпечує гнучкість системи та дозволяє адаптувати її до різних типів вакансій. Експериментальна апробація демонструє, що формалізація процесу відбору як багатокритеріальної оптимізації підвищує прозорість, відтворюваність і керованість кадрових рішень.

Для перевірки працездатності запропонованої математичної моделі багатокритеріального оцінювання кандидатів було здійснено експериментальну апробацію на умовному наборі даних, сформованому за результатами семантичного аналізу резюме та інтерв'ю. Метою апробації є демонстрація механізму переходу від текстових характеристик до інтегрального показника корисності кандидата відповідно до формалізованої цільової функції.

Нехай для однієї вакансії після застосування ВММ-модуля отримано структуровані показники трьох кандидатів за чотирима критеріями: рівень відповідності компетенціям x_1 (0–100 балів), релевантний досвід роботи x_2 (роки), очікувана заробітна плата x_3 (тис. грн, критерій витрат) та результат професійного тестування x_4 (0–10 балів). Вихідні значення становлять: кандидат А – (78; 4; 55; 7), кандидат В – (85; 3; 65; 8), кандидат С – (70; 6; 50; 6).

Таблиця 2

Вихідні показники кандидатів

Кандидат	Відповідність компетенціям (0–100)	Досвід (роки)	Очікувана зарплата (тис. грн)	Результат тестування (0–10)
А	78	4	55	7
В	85	3	65	8
С	70	6	50	6

З метою забезпечення порівнюваності критеріїв здійснено їх нормалізацію методом мін–макс. Для критеріїв вигоди використано формулу

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)}, \tag{9}$$

а для критерію витрат – інверсійну форму

$$z_{i3} = \frac{\max(x_3) - x_{i3}}{\max(x_3) - \min(x_3)}. \tag{10}$$

За отриманими межами варіації показників розраховано нормалізовані значення. Для кандидата А отримано вектор нормалізованих ознак (0.533; 0.333; 0.667; 0.5), для кандидата В – (1; 0; 0; 1), для кандидата С – (0; 1; 1; 0).

Після нормалізації методом мін–макс для критеріїв вигоди та інверсійної нормалізації для критерію витрат отримано такі значення.

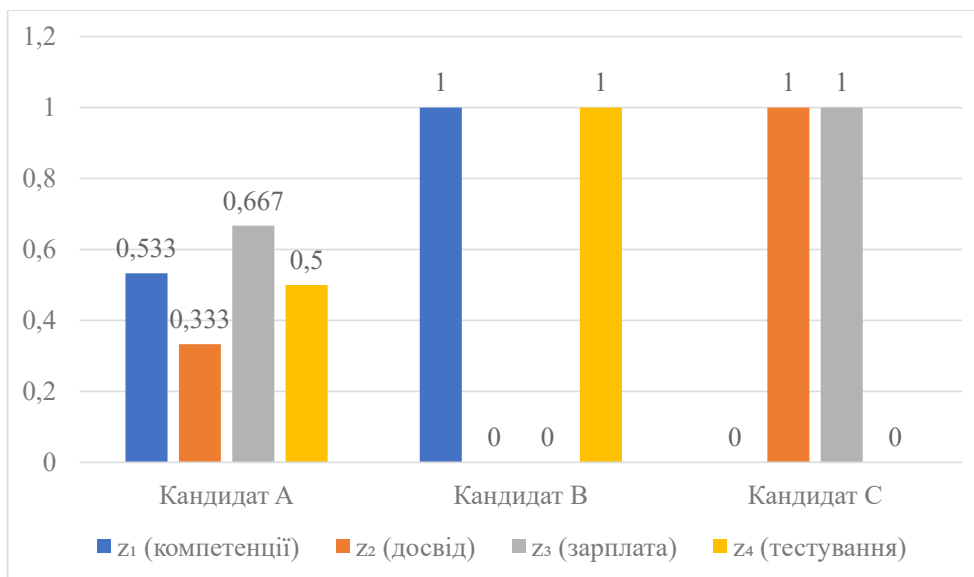


Рис. 2. Нормалізовані значення критеріїв

Вагові коефіцієнти критеріїв визначено експертним методом з урахуванням їх відносної важливості: $w_1=0.40$ для компетенцій, $w_2=0.20$ для досвіду, $w_3=0.15$ для зарплатних очікувань та $w_4=0.25$ для результатів тестування, причому $\sum w_j=1$.

Інтегральна функція корисності кандидата визначається як

$$U(c_i) = \sum_{j=1}^4 w_j z_{ij}. \tag{3}$$

Результати обчислень становлять:

$$U_{(A)} = 0.505,$$

$$U_{(B)} = 0.65,$$

$$U_{(C)} = 0.35.$$

На цьому етапі кандидат В має максимальне значення інтегральної корисності. Проте модель передбачає врахування системи обмежень, що формалізуються через штрафний механізм. Нехай мінімально допустимий релевантний досвід становить 4 роки. Тоді для кандидата В, який має 3 роки досвіду, вводиться штраф:

$$P_i = \max \left(0, \frac{x_{min} - x_{i2}}{x_{min}} \right), \tag{11}$$

де $x_{min}=4$.

Для кандидата В значення штрафу дорівнює 0.25, для інших кандидатів – 0. Скоригована функція корисності визначається як

$$U'(c_i) = U(c_i) - \lambda P_i, \tag{6}$$

де $\lambda=0.30$ – коефіцієнт жорсткості обмеження.

Отже,

$$U'_{(A)} = 0.505,$$

$$U'_{(B)} = 0.575,$$

$$U'_{(C)} = 0.35.$$

Результати розрахунків демонструють, що без урахування обмежень кандидат В має максимальне значення інтегральної функції корисності $U_{(C)} = 0.65$. Проте введення мінімального порогового значення досвіду роботи (4 роки) активує штрафний механізм для кандидата В, що призводить до зменшення скоригованої корисності до 0.575.

Попри застосування штрафу, кандидат В зберігає першу позицію у ранжуванні, однак різниця між кандидатами А та В істотно зменшується. Це свідчить про високу чутливість моделі до параметра жорсткості обмеження λ та підтверджує адаптивний характер запропонованої системи.

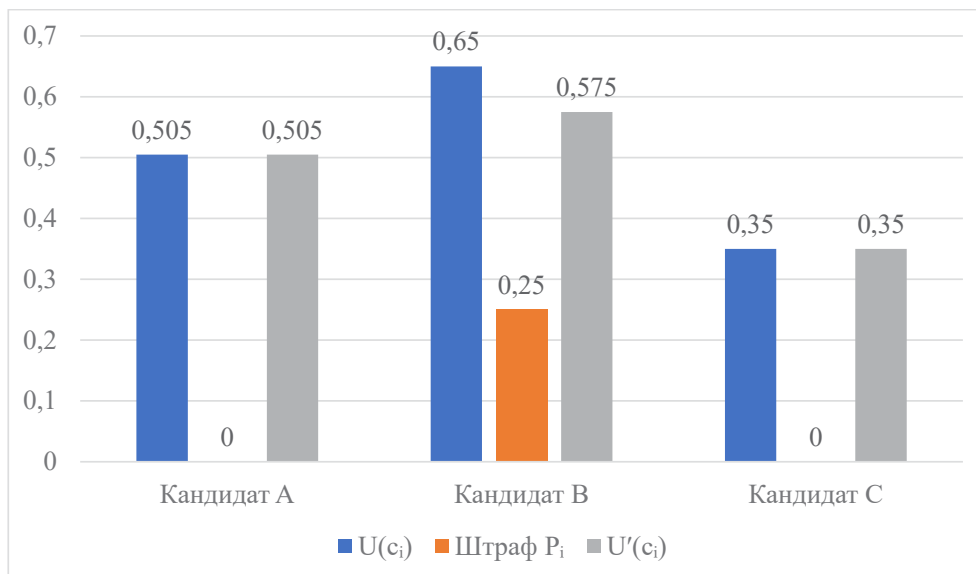


Рис. 3. Результати розрахунку інтегральної та скоригованої корисності

З метою візуалізації результатів експериментальної апробації запропонованої багатокритеріальної моделі оптимізації рекрутингу було побудовано графік інтегральної скоригованої функції корисності $U'(c_i)$ для трьох кандидатів. Обчислення здійснювались із урахуванням вагових коефіцієнтів критеріїв та штрафних параметрів, що моделюють ризики невідповідності мінімальним вимогам вакансії. Графічне представлення дозволяє наочно продемонструвати відмінності між кандидатами за агрегованим показником та підтвердити результати аналітичних розрахунків.

Як видно з рисунка 2, максимальне значення інтегральної скоригованої функції корисності отримав Кандидат В ($U'=0.575$), що свідчить про найвищий рівень відповідності сукупності критеріїв вакансії з урахуванням системи штрафів.

Кандидат А продемонстрував значення $U'=0.505$, що характеризує достатній рівень професійної відповідності, однак нижчий порівняно з Кандидатом В через часткове відхилення за окремими параметрами.

Кандидат С має значення $U'=0.350$, що суттєво нижче за інших претендентів, що обумовлено меншою відповідністю ключовим компетенціям та більшим впливом штрафних коефіцієнтів.

Важливо підкреслити, що різниця між кандидатами формується не лише за рахунок окремих критеріїв, а внаслідок інтегральної агрегації показників із урахуванням їх вагомості та взаємодії. Це підтверджує перевагу використання багатокритеріального підходу порівняно з простим сумарним скорингом.

Таким чином, експериментальна апробація доводить, що модель дозволяє здійснювати об'єктивне ранжування кандидатів, інтегрувати політику компанії через систему штрафів, моделювати різні сценарії прийняття рішення шляхом зміни ваг і коефіцієнтів обмеження, забезпечувати прозорість та відтворюваність результатів.

Отримані результати підтверджують валідність запропонованої багатокритеріальної моделі відбору кандидатів. Модель забезпечує формалізований перехід від неструктурованих текстових даних до кількісного інтегрального показника, що дозволяє здійснювати прозоре та відтворюване ранжування претендентів. Використання нормалізації, вагових коефіцієнтів і штрафного механізму дає можливість гнучко адаптувати алгоритм до специфіки вакансії та стратегічних пріоритетів організації.

Експеримент показав, що модель не здійснює жорсткого бінарного відсіву кандидатів, а реалізує принцип оптимального компромісу між критеріями, що відповідає концепції багатокритеріальної оптимізації. Це створює основу для подальшого масштабування системи, інтеграції її з ВММ-модулями та впровадження в архітектуру інтелектуальних платформ рекрутингу.

Висновки

У статті реалізовано формалізацію процесу рекрутингу як багатокритеріальної задачі оптимізації із застосуванням методів штучного інтелекту та семантичного аналізу резюме на основі великих мовних моделей. Запропоновано підхід, який забезпечує перехід від неструктурованого текстового опису кандидата до формалізованого простору ознак з подальшим обчисленням інтегрального показника корисності. Така трансформація дозволяє розглядати рекрутинг не лише як процедуру аналізу текстів, а як математично визначену оптимізаційну задачу прийняття рішення.

Розроблена модель базується на зваженій функції корисності з урахуванням системи обмежень і штрафного механізму. На відміну від традиційних адитивних схем оцінювання, у роботі враховано можливість взаємодії критеріїв, що дозволяє моделювати синергію компетенцій та складні залежності між характеристиками кандидата. Введення штрафного коефіцієнта забезпечує адаптивність моделі до політики компанії та рівня критичності вимог вакансії.

Експериментальна апробація продемонструвала логічну узгодженість моделі та її здатність формувати обґрунтоване ранжування кандидатів. Отримані результати підтверджують, що зміна вагових коефіцієнтів або параметрів обмежень безпосередньо впливає на структуру рейтингу, що свідчить про керованість та гнучкість запропонованого підходу. Побудовані графічні інтерпретації забезпечують наочність процесу прийняття рішення та підвищують його прозорість.

Наукова новизна роботи полягає у поєднанні семантичного аналізу резюме на основі ВММ із формалізованою багатокритеріальною оптимізаційною моделлю відбору кандидатів. Запропоновано розширену цільову функцію, яка враховує не лише адитивний внесок критеріїв, а й їхню взаємодію, що дозволяє адекватніше відображати реальну логіку кадрових рішень. Також обґрунтовано використання штрафного механізму для формалізації мінімальних вимог вакансії та інтеграції ризикових факторів у загальну функцію корисності.

Практичне значення результатів полягає у можливості інтеграції запропонованої моделі в інтелектуальні системи рекрутингу для автоматизованого ранжування кандидатів, зменшення суб'єктивності прийняття рішень та підвищення обґрунтованості кадрових рекомендацій. Отримані результати створюють основу для подальших досліджень, спрямованих на розширення моделі до стохастичних сценаріїв, адаптивного навчання вагових коефіцієнтів та інтеграції механізмів контролю етичних ризиків у процесі автоматизованого відбору.

Список використаної літератури

1. Albassam, W. A. (2023). The power of artificial intelligence in recruitment: An analytical review of current AI-based recruitment strategies. *International Journal of Professional Business Review*, 8(6), e01278. <https://doi.org/10.26668/businessreview/2023.v8i6.2089>.
2. Barocas, S., & Selbst, A. D. (2016). Big data's disparate impact. *California Law Review*, 104(3), 671–732. <https://doi.org/10.15779/Z38BG31>.
3. Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 33)* (pp. 1877–1901). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.14165>.
4. Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT 2019)* (pp. 4171–4186). <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>.
5. European Parliament & Council of the European Union. (2024). *Regulation (EU) 2024/1689 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act)*. Official Journal of the European Union. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>.
6. OpenAI. (2023). *GPT-4 technical report*. arXiv preprint. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.08774>.
7. Rigotti, C., & Fosch-Villaronga, E. (2024). Fairness and artificial intelligence in recruitment: Legal and ethical implications. *Computer Law & Security Review*. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2024.105905>.
8. Upadhyay, A. K., & Khandelwal, K. (2018). Applying artificial intelligence: Implications for recruitment. *Strategic HR Review*, 17(5), 255–258. <https://doi.org/10.1108/SHR-07-2018-0051>.
9. Vrontis, D., Christofi, M., Pereira, V., Tarba, S., Makrides, A., & Trichina, E. (2021). Artificial intelligence, robotics, advanced technologies and human resource management: A systematic review. *The International Journal of Human Resource Management*, 1–30. <https://doi.org/10.1080/09585192.2020.1871398>.
10. Woods, S. A., Ahmed, S., Nikolaou, I., Costa, A. C., & Anderson, N. R. (2019). Personnel selection in the digital age: A review of validity and applicant reactions, and future research challenges. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 29(1), 64–77. <https://doi.org/10.1080/1359432X.2019.1681401>.

Дата першого надходження статті до видання: 21.02.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 26.03.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 07.05.2026