

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів за
текстовими даними резюме у системах управління персоналом

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КН-22-3  Владислав КУЗЬМУК
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: д.т.н., проф. каф. КН  Едуард МАНЗЮК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:
зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

19 червня 2026 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук
Освітній ступінь бакалавр
Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

«22» січня 2026 року

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів за текстовими даними резюме у системах управління персоналом»

2. Завдання видано студенту Владислав КУЗЬМУК
(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи д.т.н., проф. каф. КН Едуард МАНЗЮК
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від «20» січня 2026 р. № 7


5. Дата видачі завдання студенту: «22» січня 2026 р.

6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи полягає у підвищенні ефективності первинного відбору кандидатів у системах управління персоналом шляхом розроблення методу нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів вимогам вакансії за текстовими даними резюме. Для реалізації поставленої мети необхідно вирішити такі завдання: виконати аналітичний огляд підходів до автоматизованого аналізу резюме й оцінювання відповідності кандидатів вакансіям; обґрунтувати та розробити метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидата вимогам вакансії із визначенням інформаційних ознак профілю; реалізувати програмний застосунок для аналізу резюме, зіставлення профілю з вакансією та формування пояснюваного результату оцінювання; провести експериментальну перевірку методу на реальних резюме та вакансіях.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2026	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2026	виконано
3	Проектування та розроблення методу вирішення завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2026	виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження ефективності, висновки з виконаної роботи	квітень 2026	виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2026	виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2026	виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2026	виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2026	виконано

Виконавець: студент групи КН-22-3  Владислав КУЗЬМУК
Група виконавця Підпис Ім'я, ПІРІЗВИЩЕ

Керівник: д.т.н., проф. каф. КН  Едуард МАНЗЮК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПІРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів за текстовими даними резюме у системах управління персоналом»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-22-3 Владислав Кузьмук

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: д.т.н., проф. каф. КН Едуард Манзюк

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
64	11	4	43	2

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення ефективності первинного відбору кандидатів у системах управління персоналом через розробку методу нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів вимогам вакансії за текстовими даними резюме. Робота базується на використанні мовної моделі для аналізу резюме та embedding-підходу для змістового порівняння кандидата й вакансії. Створений програмний застосунок забезпечує завантаження та аналіз резюме, формування структурованого профілю кандидата й автоматизоване оцінювання його відповідності конкретній вакансії.

Напрямами практичного використання результатів є автоматизація первинного скринінгу кандидатів, скорочення часу на аналіз резюме та підтримка прийняття рішень у процесі добору персоналу.

Ключові слова: нейромережеве оцінювання, резюме, вакансія, аналіз текстових даних, добір персоналу, HR CRM.

Виконавець: студент групи КН-22-3
Група виконавця


Підпис

Владислав КУЗЬМУК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	6
1.1 Аналіз методів та підходів до інтелектуального оцінювання кандидатів у системах управління персоналом	6
1.2 Огляд теоретичних підходів і моделей нейромережевого аналізу текстових даних у задачах оцінювання відповідності кандидата вимогам вакансії.....	7
1.3 Аналіз наукових підходів до семантичного зіставлення резюме і вакансії... ..	8
1.4 Аналіз існуючих програмних засобів оцінювання відповідності кандидатів вимогам вакансії.....	10
1.5 Мета, задачі та вимоги до реалізації методу	14
Розділ 2 Проектування методу оцінювання кандидатів.....	15
2.1 Математична формалізація задачі оцінювання відповідності кандидата вакансії	15
2.2 Архітектура інтелектуального модуля оцінювання кандидатів.....	19
2.3 Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидата вимогам вакансії	21
2.4 Використані моделі штучного інтелекту та показники оцінювання якості. ..	25
2.5 Характеристика вхідних даних та інформаційної основи оцінювання	28
2.6 Сценарії та організація експериментального дослідження	30
2.7 Висновки до розділу 2	31
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу	33
3.1 Опис програмного забезпечення для експериментального дослідження	33
3.2 Результати експериментального дослідження.....	36
3.3 Аналіз результатів дослідження методу.....	44
3.4 Висновки до розділу 3	46
Висновок	48
Перелік посилань.....	50
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
БД	База даних
ІТ	Інформаційні технології
КН	Комп'ютерні науки
НМ	Нейронна мережа
ПЗ	Пояснювальна записка
ПП	Програмний продукт
ХНУ	Хмельницький національний університет.
API	Application Programming Interface
NLP	Natural Language Processing
LLM	Large Language Model
TF	Term Frequency
JSON	JavaScript Object Notation
JWT	JSON Web Token
HR	Human Resources
CRM	Customer Relationship Management
ATS	Applicant Tracking System
PDF	Portable Document Format

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена розробленню методу нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів вимогам вакансії за текстовими даними резюме для використання в системах управління персоналом.

Актуальність. У сучасних умовах цифровізації ринку праці процес первинного відбору кандидатів потребує підвищення швидкості, об'єктивності та узгодженості прийняття рішень. На практиці рекрутер або HR-фахівець опрацьовує значну кількість резюме, що відрізняються за структурою, повнотою та стилем викладу, тому ручний аналіз є трудомістким і часто супроводжується суб'єктивністю оцінювання.

Традиційний підхід до первинного скринінгу ґрунтується на візуальному перегляді резюме та ручному зіставленні навичок кандидата з вимогами вакансії. Однак відповідність кандидата не завжди визначається простим збігом окремих слів, оскільки важливими є також професійний напрям, рівень підготовки, наявність ключових навичок і повнота вхідних даних. У зв'язку з цим зростає потреба в інтелектуальних методах, здатних автоматизувати попереднє оцінювання кандидатів і підтримувати прийняття рішень у HR-системах.

Актуальність теми зумовлена необхідністю розроблення методів, що поєднують нейромережевий аналіз текстових даних із додатковими механізмами контролю результату, що дає змогу зменшити кількість хибних оцінок у задачах кадрового добору та підвищити ефективність первинного відбору.

Об'єкт дослідження – процес первинного відбору кандидатів у системах управління персоналом на основі аналізу текстових даних резюме.

Предмет дослідження – метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів вимогам вакансії, а також засоби аналізу текстових даних резюме та змістового порівняння кандидата з описом вакансії.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення ефективності первинного відбору кандидатів у системах управління персоналом шляхом

розроблення методу нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів вимогам вакансії за текстовими даними резюме.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:

– виконати аналітичний огляд сучасних теоретичних підходів, наукових рішень та існуючих програмних засобів у галузі автоматизованого аналізу резюме й оцінювання відповідності кандидатів вакансіям;

– обґрунтувати та розробити метод оцінювання відповідності кандидата вимогам вакансії на основі нейромережевого аналізу текстових даних резюме та семантичного зіставлення профілю кандидата з описом вакансії, визначивши сукупність інформаційних ознак для формування структурованого профілю кандидата;

– здійснити програмну реалізацію застосунку, що забезпечує завантаження й аналіз резюме, зіставлення профілю кандидата з вимогами вакансії та формування підсумкової оцінки відповідності з пояснювальними характеристиками результату;

– провести експериментальну перевірку розробленого методу та оцінити доцільність його використання для задач первинного відбору кандидатів у системах управління персоналом.

Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій

1.1 Аналіз методів та підходів до інтелектуального оцінювання кандидатів у системах управління персоналом

У сучасних системах управління персоналом первинний відбір кандидатів дедалі більше спирається на цифрові засоби обробки даних, оскільки зростання обсягів електронних резюме та вакансій ускладнює ручний аналіз і підвищує вимоги до швидкості, узгодженості та обґрунтованості кадрових рішень [25]. Застосування штучного інтелекту в рекрутингу розглядається як засіб автоматизації рутинних процедур, підвищення продуктивності та підтримки прийняття рішень на ранніх етапах відбору кандидатів [1].

Традиційні підходи до первинного скринінгу резюме здебільшого базуються на ручному перегляді документів або на пошуку ключових слів, що обмежує можливість урахування змістового зв'язку між резюме кандидата та описом вакансії. У зв'язку з цим усе більшого поширення набувають методи обробки природної мови, які дають змогу не лише виділяти структуровані відомості з тексту резюме, а й оцінювати змістову близькість між професійним профілем кандидата та вимогами роботодавця [2]. У задачах автоматизованого оцінювання важливу роль відіграє побудова інформаційної моделі, у межах якої неструктурований текст резюме перетворюється на впорядкований профіль із виділеними полями: професійний напрям, досвід, навички, технології, освіта, мови та інші характеристики [22, 30]. Подальше зіставлення такого профілю з моделлю вакансії здійснюється на основі семантичної подібності, коли тексти подаються у вигляді числових векторів, а ступінь їхньої змістової близькості визначається математичними мірами схожості [3].

Разом із тим сучасні реалізації систем інтелектуального відбору не можуть обмежуватися лише визначенням семантичної схожості, оскільки в кадрових задачах важливими є також прозорість оцінювання, контроль ризиків та пояснюваність результату [4]. У сфері застосування штучного інтелекту в

трудоуведеннх вїдносинах окремо пїдкреслюються етичнї ризики, пов'язанї з упередженїстю та потребою у збереженнї людського контролю над результатами алгоритмїчного оцїнювання [27, 28, 29]. Саме тому перспективними є гїбриднї пїдходи, у яких нейромережеве змїстове порївняння доповнюється правилами коригування та механїзмами стримування помилкових висновкїв [5, 30]. Використання векторних подань тексту дозволяє будувати контекстно чутливі механїзми порївняння кандидата та вакансїї, що є придатним пїдгрунттям для розроблення методїв нейромережевого оцїнювання вїдповїдностї кандидатїв у HR-системах [6, 23].

1.2 Огляд теоретичних пїдходїв ї моделей нейромережевого аналізу текстових даних у задачах оцїнювання вїдповїдностї кандидата вимогам вакансїї

У задачах первинного вїдбору кандидатїв одним їз головних джерел їнформацїї є резюме, яке зазвичай подається у виглядї неструктурованого текстового документа. Такї документи можуть суттєво вїдрїзнятися за обсягом, стилем викладу, повнотою поданих вїдомостей ї способом опису професїйного досвїду. Саме тому автоматизоване оцїнювання вїдповїдностї кандидата вимогам вакансїї потребує використання пїдходїв, здатних працювати не лише з окремими словами або фразами, а й їз загальним змїстом тексту. Теоретичною основою таких рїшень є обробка природної мови, моделї нейромережевого аналізу текстових даних, векторне подання змїсту документїв ї гїбриднї пїдходи до формування пїдсумкової оцїнки [7, 26].

Початковий етап розвитку автоматизованого аналізу резюме був пов'язаний переважно з правила–орїєнтованими пїдходами та методами пошуку ключових слїв, коли система вїдїляла окремі сутностї: їм'я, контактнї данї, назву посади, перелїк навичок, освїту та досвїд роботи. Перевагою таких рїшень є простота реалїзацїї та вїдносно невисока обчислювальна складнїсть, однак вони

недостатньо добре враховують контекст і приховану змістову близькість між різними професійними формулюваннями [8, 31].

Суттєвий крок уперед пов'язаний із появою великих мовних моделей, які працюють із текстом як із послідовністю взаємопов'язаних мовних одиниць, де значення слова визначається в контексті всього висловлювання. У практичному сенсі це означає, що така модель може перетворювати неструктуроване резюме на впорядкований профіль кандидата, придатний для подальшого оцінювання [9, 32]. Окремий напрям становлять моделі векторного подання текстових даних [10, 33], які дозволяють перейти від поверхневого порівняння слів до оцінювання семантичної близькості між двома текстами [35, 36]. Якщо два документи описують близький за змістом професійний профіль, їхні векторні представлення розташовуються ближче одне до одного, що є особливо важливим для задач кадрового добору, де одна й та сама компетентність може бути описана різними словами [11, 34].

Разом із тим нейромережеве порівняння текстів саме по собі не розв'язує всіх проблем первинного відбору. У реальних умовах важливо враховувати професійний напрям кандидата, відповідність його рівня очікуваному, наявність ключових навичок, достатність вхідних даних та ризик помилково завищеної оцінки за поверхневої змістової схожості [12]. Саме тому дедалі більшої ваги набувають гібридні підходи, у яких нейромережеве оцінювання доповнюється правилами коригування та механізмами підвищення пояснюваності результату [24].

1.3 Аналіз наукових підходів до семантичного зіставлення резюме і вакансії

Одним із важливих напрямів розвитку сучасних систем інтелектуального добору кадрів є перехід від формального пошуку за ключовими словами до змістового зіставлення текстових даних резюме та вакансії. Традиційні підходи, що спираються лише на буквальный збіг окремих термінів, часто не дають змоги

коректно визначити реальну відповідність кандидата вимогам посади [13], оскільки однакові за змістом професійні характеристики можуть бути описані різними словами, а важливі компетентності нерідко виражаються через контекст попереднього досвіду, виконуваних завдань та професійної ролі кандидата. Саме тому в сучасних наукових роботах резюме та опис вакансії розглядаються не просто як набори слів, а як текстові об'єкти зі змістовою структурою [14], де завдання полягає в обчисленні семантичної близькості з урахуванням навичок, досвіду, рівня підготовки та професійного напрямку. Наукові підходи до семантичного зіставлення зазвичай включають кілька послідовних етапів [15]: попередню обробку тексту, формування подання резюме і вакансії у вигляді ознак, порівняння сформованих представлень та формування узагальненого показника відповідності для ранжування кандидатів. Для цього все частіше застосовуються моделі семантичного подання тексту – ембединги, контекстні мовні моделі та гібридні схеми, що дають змогу враховувати не лише наявність окремих навичок, а й взаємозв'язки між ними, близькість професійних ролей та релевантність досвіду [17]. Особливістю семантичного підходу є здатність виявляти відповідність навіть тоді, коли формулювання в резюме та вакансії не збігаються буквально, що є суттєвою перевагою порівняно з класичними методами пошуку за ключовими словами.

Узагальнена схема наукового підходу до семантичного зіставлення резюме і вакансії

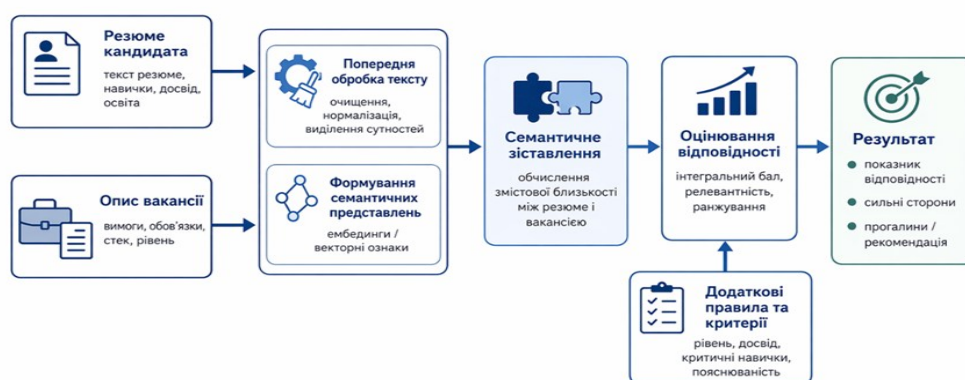


Схема відображає загальний підхід, у якому текстові дані резюме та вакансії перетворюються на семантичні представлення, порівнюються за змістом і використовуються для формування оцінки відповідності.

Рисунок 1.1 – Узагальнена схема наукового підходу до семантичного зіставлення резюме і вакансії.

Разом із тим важливою залишається не лише точність, а й пояснюваність результату [19]. Для практичного використання у HR–системах недостатньо отримати лише числовий показник – важливо розуміти, за рахунок яких факторів сформовано підсумкову оцінку: чи відповідає кандидат критичним навичкам, чи має достатній досвід, які сильні сторони та прогалини виявлено. Саме тому сучасні наукові рішення доповнюють семантичне порівняння шаром додаткових критеріїв, що роблять результат більш інтерпретованим і придатним для реального процесу добору персоналу [16].

1.4 Аналіз існуючих програмних засобів оцінювання відповідності кандидатів вимогам вакансії

Сучасні інформаційні системи для добору персоналу поступово переходять від простого обліку кандидатів до інтелектуальної підтримки рекрутера. Якщо традиційні ATS–платформи переважно забезпечували збереження резюме, ведення воронки найму та базовий пошук, то новіші рішення дедалі частіше включають автоматизоване виявлення навичок, семантичне зіставлення кандидатів і вакансій, формування match score та пояснення причин отриманого результату. Це свідчить про практичну затребуваність підходів, у яких оцінювання відповідності ґрунтується не лише на збігу ключових слів, а й на змістовому аналізі профілю кандидата. Одним із показових прикладів є Workday Skills Cloud, що інтегрована в екосистему Workday Recruiting. У відкритому описі платформи зазначено, що система використовує AI-driven job recommendations і candidate skills matching, а також дає змогу автоматично виявляти кандидатів із потрібними навичками для прискорення найму [17]. В центрі оцінювання перебуває не лише формальна посада кандидата, а профіль його компетентностей, що дозволяє працювати зі skills-based логікою добору та підтримує перехід від статичного перегляду кандидата.

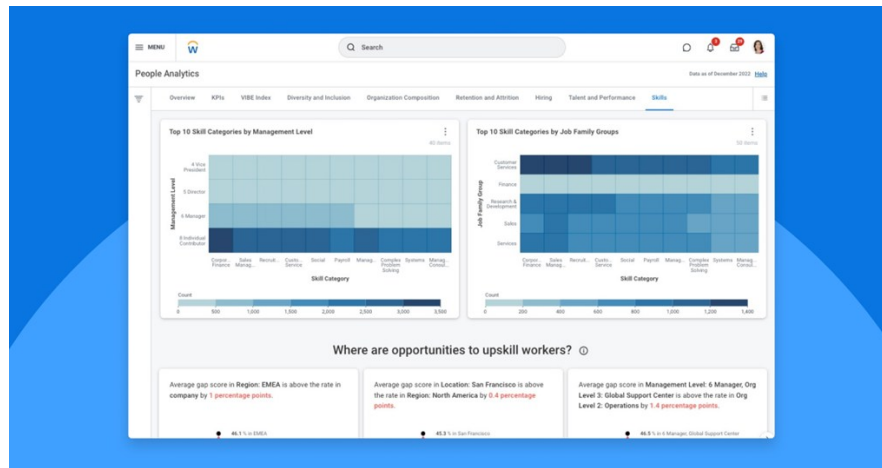


Рисунок 1.2 – Приклад інтерфейсу або функціональної логіки Workday Skills Cloud [42]

SmartRecruiters Winston Match позиціонується як AI-powered talent matching solution, що допомагає знаходити найбільш релевантних кандидатів у реальному часі та надає рекрутерам match scores для підтримки рішень. В оновленнях продукту наголошується на детальніших кандидатських інсайтах та поясненні причин збігу [43]. Для теми кваліфікаційної роботи цей приклад є особливо показовим, оскільки демонструє попит не просто на автоматичне ранжування, а на пояснюване оцінювання відповідності кандидата вакансії з розбивкою за досвідом, навичками та освітою.

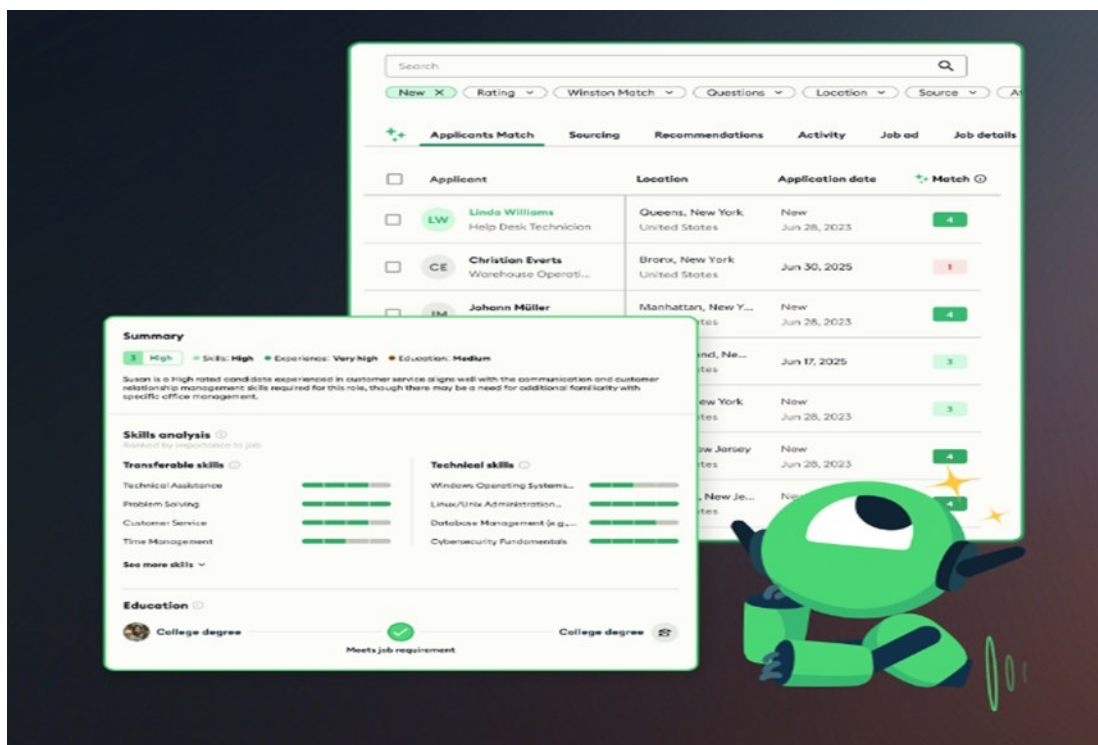


Рисунок 1.3 – Приклад робочої сторінки SmartRecruiters Winston Match [43]

Textkernel Source & Match належить до спеціалізованих рішень для пошуку та зіставлення профілів. У відкритому описі продукту вказано [18, 20], що система використовує semantic search, advanced matching, resume parsing і skills enrichment, автоматично знаходячи релевантних кандидатів у різних базах даних. Textkernel є важливим прикладом інструментального ядра, орієнтованого не на повний цикл рекрутингу, а на високоякісне змістоє зіставлення даних кандидата та вакансії з можливістю інтеграції в інші HR-платформи.

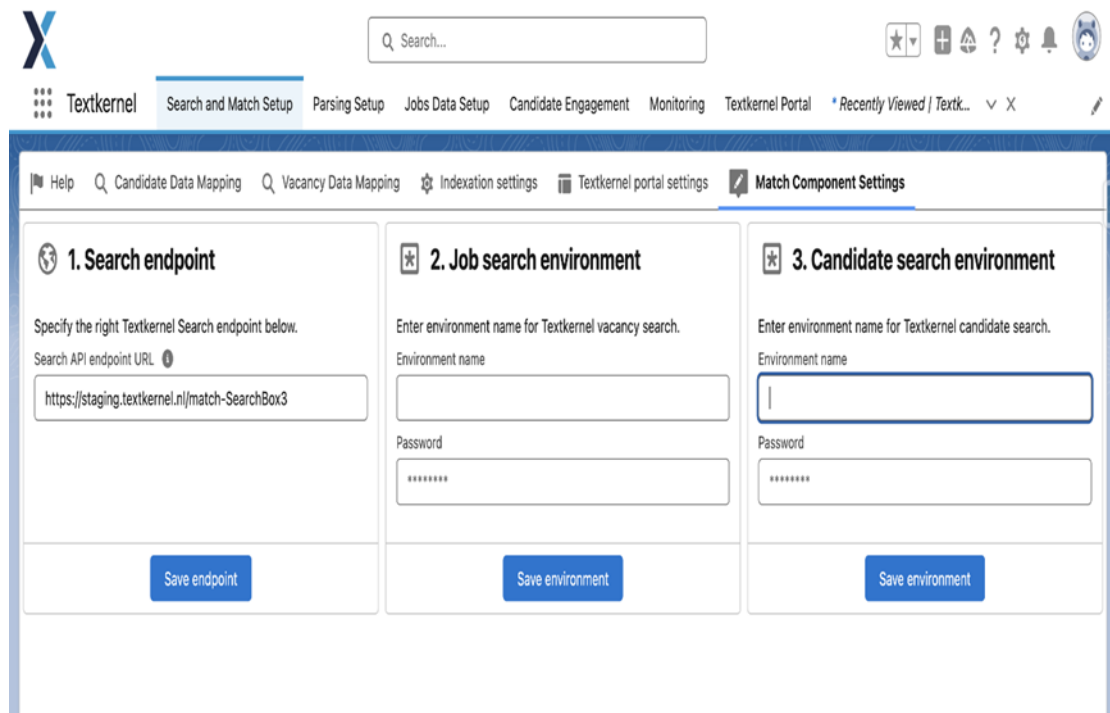


Рисунок 1.4 – Приклад функціональної схеми Textkernel Source & Match [44]

Ще одним репрезентативним прикладом є Eightfold AI, яка належить до класу talent intelligence platforms. У публічних матеріалах компанії наголошується, що платформа поєднує AI recruiting, talent intelligence та інструменти для прийняття рішень у наймі [21]. В окремих технічних матеріалах зазначається, що механізм talent matching використовує embeddings, structured features та explainable models, а також намагається оцінювати ступінь відповідності кандидата вакансії для надання об'єктивнішої інформації особам, що ухвалюють рішення. Для аналізу в межах цієї роботи цей приклад важливий тим, що він показує розвиток систем, у яких нейромережевий компонент поєднується зі структурованими ознаками та пояснюваними моделями оцінювання.

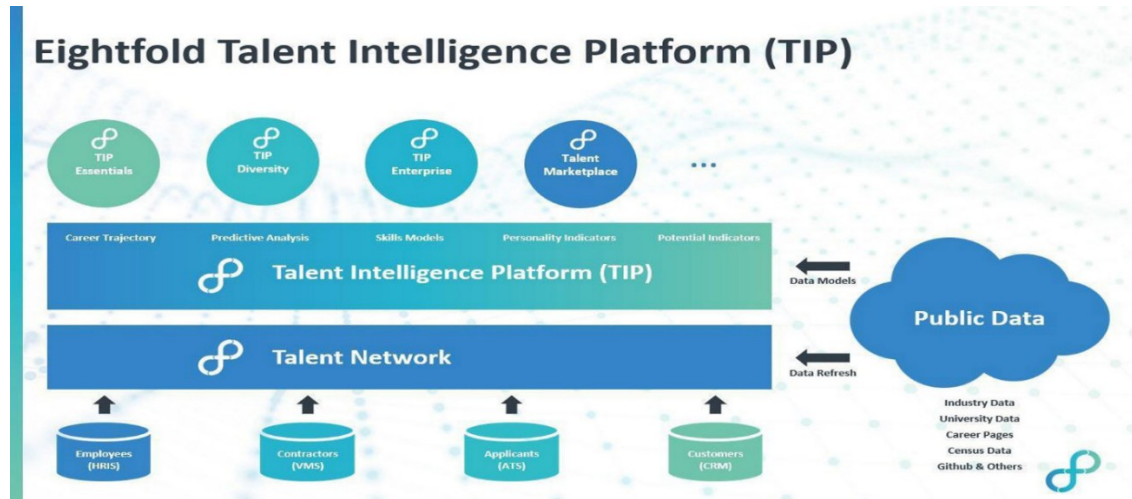


Рисунок 1.5 – Приклад концепції talent intelligence platform на базі Eightfold [45]

Аналіз наведених програмних засобів дозволяє виділити кілька спільних рис. По–перше, майже всі сучасні рішення переходять до skills-based або semantic-based логіки добору, коли система намагається враховувати не лише текстовий збіг, а й змістову відповідність профілю кандидата вимогам вакансії. По–друге, важливим компонентом стає автоматичне формування оцінки відповідності, яка може використовуватися для сортування, ранжування або первинного відбору кандидатів. По–третє, дедалі більшого значення набуває пояснюваність результату, тобто здатність системи показати, чому кандидат був оцінений як більш або менш релевантний.

Разом із тим розглянуті рішення переважно є комерційними платформами, які демонструють практичну ефективність сучасних підходів, проте не завжди надають відкритий і формалізований опис внутрішнього методу оцінювання. Саме тому для кваліфікаційної роботи важливо не лише оглянути наявні системи, а й побудувати власне методичне бачення процесу оцінювання відповідності кандидата вакансії, спираючись на ідеї семантичного зіставлення, структуризації профілю, пояснюваного скорингу та поєднання нейромережевого аналізу з додатковими правилами, що найбільш повно відображає сучасний напрям розвитку систем автоматизованого рекрутингу.

1.5 Мета, задачі та вимоги до реалізації методу

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення ефективності первинного відбору кандидатів у системах управління персоналом шляхом розробки методу нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів вимогам вакансії за текстовими даними резюме.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- виконати аналітичний огляд сучасних теоретичних підходів, наукових рішень та існуючих програмних засобів у галузі автоматизованого аналізу резюме й оцінювання відповідності кандидатів вакансіям;

- обґрунтувати та розробити метод оцінювання відповідності кандидата вимогам вакансії на основі нейромережевого аналізу текстових даних резюме та семантичного зіставлення профілю кандидата з описом вакансії, визначивши сукупність інформаційних ознак для формування структурованого профілю кандидата;

- здійснити програмну реалізацію застосунку, що забезпечує завантаження й аналіз резюме, зіставлення профілю кандидата з вимогами вакансії та формування підсумкової оцінки відповідності з пояснювальними характеристиками результату;

- провести експериментальну перевірку розробленого методу та оцінити доцільність його використання для задач первинного відбору кандидатів у системах управління персоналом.

Розділ 2 Проектування методу оцінювання кандидатів

2.1 Математична формалізація задачі оцінювання відповідності кандидата вакансії

У межах кваліфікаційної роботи розглядається задача автоматизованого оцінювання відповідності кандидата вимогам конкретної вакансії за текстовими даними резюме. Особливістю задачі є те, що кандидат оцінюється не загалом, а відносно конкретної вакансії: одне й те саме резюме може бути високорелевантним для однієї позиції та малорелевантним для іншої. Тому основною одиницею аналізу є пара «кандидат - вакансія».

Кандидат подається через текст резюме, у якому містяться відомості про досвід, навички, технології, освіту та мови, а вакансія – через опис вимог роботодавця. Формально множину кандидатів позначимо як C , а множину вакансій – як V .

$$C = c_1, c_2, \dots, c_n \quad (2.1)$$

$$V = v_1, v_2, \dots, v_m$$

де c_i – окремий кандидат, а v_j – окрема вакансія. Кожному кандидату c_i відповідає текст резюме r_i , а кожній вакансії v_j відповідає текстовий опис d_j . Тоді загальну задачу можна подати як побудову функції, яка за текстом резюме та описом вакансії формує результат оцінювання відповідності.

$$F: (r_i, d_j) \rightarrow R_{ij} \quad (2.2)$$

де R_{ij} – результат оцінювання відповідності кандидата c_i вимогам вакансії v_j .

Результат оцінювання не повинен зводитися лише до числового бала: у практичній HR-системі важливо не тільки бачити відсоток відповідності, а й розуміти, які фактори його сформували. Тому результат подається як структура, що включає числовий бал, категоріальну рекомендацію, пояснювальну інформацію та службові показники.

$$R_{ij} = \{s_{ij}, y_{ij}, e_{ij}, m_{ij}\} \quad (2.3)$$

де s_{ij} – фінальний числовий бал відповідності; v_{ij} – категоріальна рекомендація щодо подальшого розгляду кандидата; e_{ij} – пояснювальна інформація (сильні сторони та виявлені прогалини); m_{ij} – додаткові метадані (рівень упевненості, професійний контекст, застосовані коригування).

Першим етапом формалізації є перехід від тексту резюме до структурованого профілю кандидата, оскільки резюме є неструктурованим документом із довільним порядком викладу. Операцію структуризації позначимо як перетворення A .

$$p_i = A(r_i) \quad (2.4)$$

де p_i – структурований профіль кандидата, сформований на основі резюме r_i .

Профіль кандидата можна розглядати як набір основних інформаційних ознак, що мають значення для оцінювання відповідності вакансії.

$$p_i = S_i, T_i, E_i, Ed_i, L_i, Lev_i \quad (2.5)$$

де S_i – професійні навички кандидата; T_i – технології та інструменти;

E_i – досвід роботи; Ed_i – освіта; L_i – мовні компетентності; Lev_i – оцінений професійний рівень кандидата.

Аналогічно структурується вакансія, опис якої також може бути поданий у довільній формі. Для коректного зіставлення вакансію подають як структуровану модель вимог.

$$q_j = B(v_j) \quad (2.6)$$

де B – оператор формування структурованого опису вакансії, а q_j – модель вимог вакансії v_j .

У межах задачі така модель може містити критичні, основні та додаткові навички, вимоги до технологій, досвіду та професійного рівня.

$$q_j = \{S_j^{crit}, S_j^{core}, S_j^{opt}, T_j^{req}, E_j^{req}, Lev_j^{req}\} \quad (2.7)$$

де S_j^{crit} – критично необхідні навички; S_j^{core} – основні навички; S_j^{opt} – додаткові навички; T_j^{req} – необхідні технології; E_j^{req} – вимоги до досвіду; Lev_j^{req} – очікуваний професійний рівень.

Після формування профілю кандидата та моделі вакансії задача переходить від порівняння двох текстів до порівняння двох формалізованих об'єктів.

$$F: (p_i, q_j) \rightarrow R_{\{ij\}} \quad (2.8)$$

Фінальний результат формується не з «сирого» тексту, а на основі структурованих даних, що зменшує залежність від стилю написання резюме й дає змогу точніше враховувати зміст професійного профілю. Наступним етапом є формування семантичних представлень кандидата і вакансії за трьома змістовими аспектами: загальний професійний контекст, навички та досвід. Для кандидата формуються три семантичні представлення.

$$S_{p(p_i)} = t_i^{overall}, t_i^{skills}, t_i^{experience} \quad (2.9)$$

Для вакансії також формуються три відповідні представлення:

$$S_{v(q_j)} = t_j^{overall}, t_j^{skills}, t_j^{experience} \quad (2.10)$$

де $t^{overall}$ – загальне семантичне представлення, t^{skills} – представлення навичок, $t^{experience}$ – представлення досвіду.

Текстові семантичні представлення переводяться у векторний простір. Векторне подання дає змогу порівнювати тексти не за буквальним збігом слів, а за змістовою близькістю, що особливо важливо для резюме й вакансій, де одна й та сама компетентність може бути описана різними словами. Позначимо функцію побудови векторного представлення як Emb .

$$Emb: T \rightarrow R^d \quad (2.11)$$

де T – множина текстових семантичних представлень, а R^d – векторний простір розмірності d .

Між відповідними представленнями кандидата і вакансії обчислюється семантична схожість за трьома показниками – загальною близькістю, близькістю за навичками та за досвідом, – на основі яких формується нейромережевий бал відповідності.

$$s_{ij}^{neural} = 100 \cdot (0.5 \cdot sim_{overall} + 0.3 \cdot sim_{skills} + 0.2 \cdot sim_{experience}) \quad (2.12)$$

де $sim_{overall}$ – загальна семантична близькість кандидата і вакансії; sim_{skills} – семантична близькість за навичками; $sim_{experience}$ – семантична близькість за досвідом. Найбільша вага надається загальному представленню, тоді як навички й досвід уточнюють результат.

Самої семантичної близькості недостатньо: висока змістова схожість ще не означає повну відповідність кандидата, оскільки він може не володіти критичною технологією або не відповідати очікуваному рівню. Тому застосовується гібридний підхід: нейромережевий бал є основою оцінювання, а фінальний результат уточнюється коригувальними факторами, що враховують відсутність критичних навичок, невідповідність рівня, недостатній досвід, низьку повноту даних або доменну невідповідність.

$$s_{ij} = clamp \left(s_{ij}^{neural} + \sum_{k=1}^{n\Delta} \Delta_k, 0, 100 \right) \quad (2.13)$$

де s_{ij} – фінальний бал відповідності; s_{ij}^{neural} – нейромережевий бал семантичної відповідності; Δ_k – окремий коригувальний фактор; $clamp(\cdot, 0, 100)$ – функція, яка обмежує результат у межах від 0 до 100.

Такий підхід не є чисто детермінованим, оскільки основою фінального бала є нейромережеве семантичне зіставлення, але й не є повністю нейромережевим, оскільки результат коригується формалізованими правилами. Тому задачу доцільно розглядати як гібридну: нейромережева складова визначає базову змістову відповідність, а детермінована уточнює її з урахуванням практичних вимог добору.

$$Y = Proceed, Reviewmanually, Reject \quad (2.14)$$

Перехід від числового бала до рекомендації задається пороговим правилом: якщо $s_{ij} \geq 70$ – Proceed; якщо $40 \leq s_{ij} < 70$ – Review manually; якщо $s_{ij} < 40$ – Reject. Рекомендація може бути понижена навіть за відносно високого бала, якщо виявлено відсутність критичної навички, низьку впевненість або значну невідповідність професійного напрямку, що дає змогу уникнути помилково завищених оцінок [26].

2.2 Архітектура інтелектуального модуля оцінювання кандидатів

Інтелектуальний модуль оцінювання є центральною частиною системи, оскільки забезпечує перехід від текстових даних резюме та вакансії до структурованого результату відповідності. Його архітектуру побудовано як послідовний конвеєр обробки даних, у якому поєднуються нейромережевий аналіз тексту, семантичне зіставлення та детерміновані правила коригування результату.

Архітектуру модуля визначено як гібридну *neural-first*: первинна змістова оцінка формується нейромережевими компонентами – мовною моделлю та *embedding*–представленнями, – а фінальний результат уточнюється формалізованими правилами. У межах системи не виконується навчання власної нейронної мережі: використовуються готові моделі, а власна частина методу полягає у побудові конвеєра, що поєднує ці моделі з етапами нормалізації, порівняння, калібрування та пояснення результату. Основними блоками модуля є приймання резюме, витягування тексту, нейромережевий аналіз резюме, формування структурованого профілю, підготовка вакансії, побудова семантичних представлень, *embedding*-блок, семантичне зіставлення, детерміноване коригування, формування фінального рішення та пояснення результату [34].

На першому етапі резюме приймається у вигляді файлу формату PDF, DOC або DOCX, з якого витягується текстовий вміст. Далі мовна модель перетворює неструктурований текст на структурований профіль кандидата, виділяючи основні характеристики: ім'я, контактні дані, позицію, навички, технології, досвід, освіту, мовні компетентності та рівень. Отриманий профіль проходить детерміновану нормалізацію, під час якої уточнюються підсумкова оцінка профілю, професійний рівень, загальний і релевантний досвід та службові метадані.

Окремий блок відповідає за підготовку вакансії, яка розглядається як структурований об'єкт із назвою посади, описом, вимогами, технологічним стеком

та групами навичок. Якщо групи навичок задані явно, вони використовуються безпосередньо, інакше формуються на основі доступних полів. Після цього для профілю кандидата та моделі вакансії будуються семантичні текстові представлення, що окремо описують загальний контекст, навички та досвід.

Семантичні представлення передаються до embedding-блоку, який перетворює тексти на векторні представлення для порівняння за змістовою близькістю. На етапі семантичного зіставлення обчислюється близькість між відповідними векторами кандидата і вакансії, на основі чого формується нейромережвий бал. Оскільки цього бала недостатньо для остаточного рішення, в архітектурі передбачено rule-based шар, який контролює критичні вимоги, оцінює покриття навичок, відповідність досвіду та рівня. Детермінований шар не замінює нейромережвий компонент, а виконує роль калібрування й контролю, зменшуючи ризик помилково завищених оцінок і підвищуючи пояснюваність результату. Фінальний блок формує результат оцінювання: фінальний бал, рекомендацію, перелік сильних сторін, виявлені прогалини, відсутні критичні навички, показники впевненості та застосовані коригування. Послідовність основних етапів обробки наведено на рисунку 2.1.



Рисунок 2.1 – Архітектура інтелектуального модуля

Подана архітектура відображає гібридний характер методу: нейромережеві компоненти відповідають за аналіз тексту та семантичне зіставлення, а детерміновані – за нормалізацію профілю, контроль критичних вимог, калібрування фінального бала та пояснення результату. База даних, API та frontend-інтерфейс є необхідними для збереження й відображення результатів, проте не становлять ядро методу – основна методична цінність зосереджена саме в конвеєрі обробки даних.

2.3 Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидата вимогам вакансії

Запропонований метод призначений для автоматизованого оцінювання відповідності кандидата вимогам конкретної вакансії на основі текстових даних резюме. Його основна ідея полягає у поєднанні нейромережевого семантичного зіставлення з детермінованими правилами контролю та калібрування результату. Такий підхід дає змогу не лише визначити змістову близькість між резюме та вакансією, а й врахувати критичні вимоги, професійний рівень кандидата, релевантність досвіду, повноту вхідних даних і потребу в пояснюваності результату [30].

Метод має гібридний характер. Нейромережеві компоненти використовуються для аналізу неструктурованого тексту резюме та побудови семантичних векторних представлень кандидата і вакансії. Детерміновані компоненти застосовуються для нормалізації профілю кандидата, оцінювання покриття вимог вакансії, перевірки критичних навичок, формування коригувальних факторів і пояснення отриманого результату. Таке поєднання забезпечує змістову гнучкість нейромережевого аналізу з контрольованістю та передбачуваністю детермінованих правил. Тому метод доцільно розглядати як neural-first підхід із детермінованим калібруванням.

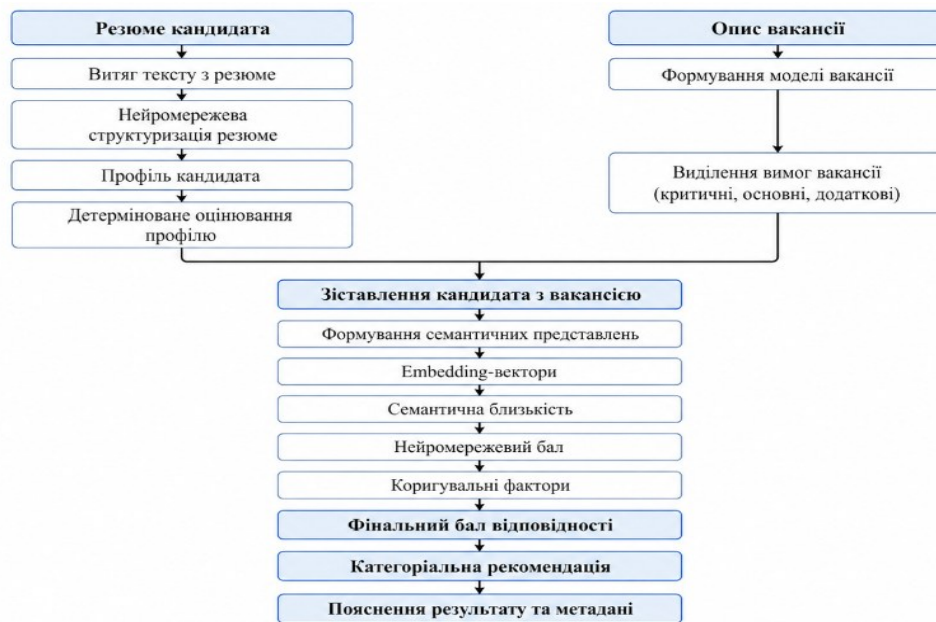


Рисунок 2.2 – Послідовність виконання методу оцінювання відповідності кандидата вакансії.

На вхід методу надходять дані про кандидата (файл резюме або готовий профіль) та опис вакансії, на виході формуються фінальний бал, категоріальна рекомендація, пояснення та метадані. Першим етапом є витягування текстового вмісту з файлу резюме. Другим – нейромережевий аналіз, під час якого мовна модель перетворює текст на структурований профіль із виділенням позиції, навичок, технологій, досвіду, освіти, мов та soft skills.

Третім етапом є детерміноване оцінювання профілю: результат мовної моделі не використовується безпосередньо, а проходить перерахунок окремих показників для стабілізації результату. Профільна оцінка кандидата формується як зважена сума кількох складових.

$$\begin{aligned} overallScore = w_y \cdot yearsScore + w_h \cdot hardSkillsScore + w_s \\ \cdot softSkillsScore + w_l \cdot languageScore + w_e \cdot educationScore \end{aligned} \quad (2.15)$$

де *yearsScore* відображає оцінку досвіду кандидата, *hardSkillsScore* – оцінку професійних навичок, *softSkillsScore* – оцінку м'яких навичок, *languageScore* – оцінку мовних компетентностей, *educationScore* – оцінку освіти, а w_y, w_h, w_s, w_l, w_e – вагові коефіцієнти відповідних складових. Профільна оцінка обмежується шкалою від 1 до 10 і слугує для формування стабільного профілю, а не для остаточного рішення щодо вакансії.

Наступним етапом є підготовка вакансії – перетворення опису на структуровану модель вимог із поділом навичок на критичні, основні та додаткові. Після цього виконується детерміноване зіставлення, яке оцінює покриття навичок, відповідність досвіду та рівня й виявляє відсутні критичні вимоги, виконуючи роль контрольного шару.

Важливою складовою є розрахунок покриття навичок: для кожної групи визначається, наскільки добре вимоги вакансії покриваються профілем кандидата. Збіг може бути точним, синонімічним, спорідненим або частковим за токенами, що дозволяє враховувати різні рівні близькості замість жорсткого бінарного порівняння. Okремо враховується відповідність досвіду через ефективний досвід, який поєднує релевантний і загальний досвід кандидата з більшою вагою релевантного.

$$\text{effectiveYears} = 0,75 \cdot \text{relevantYears} + 0,25 \cdot \text{generalYears} \quad (2.16)$$

Якщо у вакансії зазначено мінімальну кількість років досвіду, показник відповідності досвіду визначається як обмежене відношення ефективного досвіду до необхідного.

$$\text{experienceFit} = \text{clamp}\left(\frac{\text{effectiveYears}}{\text{requiredYears}}, 0,1\right) \quad (2.17)$$

Такий підхід враховує не лише загальну кількість років роботи, а й релевантність досвіду для конкретної вакансії. Після детермінованого зіставлення метод переходить до нейромережевого семантичного порівняння: з профілю та моделі вакансії формуються три пари семантичних представлень, які перетворюються на *embedding*-вектори, після чого обчислюється семантична близькість.

Після обчислення нейромережевого бала застосовується детерміноване калібрування, яке уточнює результат з урахуванням факторів, що не завжди надійно враховуються семантичною близькістю: відсутності критичних навичок, низької впевненості, невідповідності рівня, слабкого покриття вимог, неповноти опису вакансії, доменної невідповідності та слабкого перетину ознак [24]. Фінальна оцінка формується як нейромережевий бал, скоригований набором детермінованих поправок.

Фінальна оцінка формується як нейромережевий бал, скоригований набором детермінованих поправок:

$$\begin{aligned}
 s_{final} = & clamp(s_{neural} + \Delta_{critical} + \Delta_{confidence} + \Delta_{level} \\
 & + \Delta_{lowCriticalCoverage} + \Delta_{sparseVacancy} + \Delta_{roleContext} \\
 & + \Delta_{domainMismatch} + \Delta_{weakOverlap} \\
 & + \Delta_{severeSemanticMismatch}, 0, 100)
 \end{aligned}
 \tag{2.18}$$

Ця формула показує гібридну природу методу: базова оцінка формується нейромережевим зіставленням, а фінальний результат уточнюється детермінованими коригуваннями. Далі метод переходить до категоріальної інтерпретації результату за пороговими значеннями 70 і 40, причому навіть за високого бала рекомендація може бути понижена в разі відсутності критичних навичок, низької впевненості чи доменної невідповідності.

Завершальним етапом є формування пояснення результату: метод повертає не лише числовий бал і рекомендацію, а й сильні сторони кандидата, виявлені прогалини, відсутні критичні навички, показники впевненості та застосовані коригування. Це підвищує практичну придатність методу як інструмента підтримки рішень. Формалізовану послідовність методу подано у вигляді алгоритму 2.1.

Алгоритм 2.1 – Псевдокод методу нейромережевого оцінювання відповідності кандидата вимогам вакансії

Вхідні дані: файл резюме r (PDF/DOC/DOCX); опис вакансії d ; порогові значення $\theta_1 = 70$, $\theta_2 = 40$

Вихідні дані: фінальний бал s ; рекомендація $y \in \{\text{Proceed, Review manually, Reject}\}$; пояснення e

1. $t \leftarrow \text{ExtractText}(r)$ // Витягування тексту: pdf-parse або mammoth; обмеження 15 000 символів
2. $p \leftarrow \text{LLM_Analyse}(t)$ // Структуризація резюме моделлю gemini-2.5-flash
3. $p \leftarrow \text{Normalise}(p)$ // Нормалізація: рівень, досвід, $\text{profileScore} = 0.40 \cdot \text{years} + 0.32 \cdot \text{hard} + 0.10 \cdot \text{soft} + 0.10 \cdot \text{lang} + 0.08 \cdot \text{edu}$
4. $q \leftarrow \text{BuildVacancyModel}(d)$ // Формування груп навичок: критичні / основні / додаткові

5. $(cov, fit, s_rule) \leftarrow \text{RuleMatch}(p, q)$ // Детерміноване зіставлення: покриття навичок, досвід, рівень
6. $(T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6) \leftarrow \text{BuildSemanticTexts}(p, q)$ // Шість семантичних представлень
7. $(E_1..E_6) \leftarrow \text{Embed}(T_1..T_6)$ // Векторні подання, модель gemini-embedding-001, L2-нормалізація
8. $sim_overall \leftarrow \text{similarity01}(E_1, E_2)$ // Загальна семантична близькість
9. $sim_skills \leftarrow \text{similarity01}(E_3, E_4)$ // Близькість за навичками
10. $sim_exp \leftarrow \text{similarity01}(E_5, E_6)$ // Близькість за досвідом
11. $s_neural \leftarrow 100 \cdot (0.50 \cdot sim_overall + 0.30 \cdot sim_skills + 0.20 \cdot sim_exp)$ // Нейромережевий бал
12. $\Delta \leftarrow \text{ComputeAdjustments}(p, q, cov)$ // Коригувальні фактори $\Delta_1.. \Delta_9$
13. $s \leftarrow \text{clamp}(s_neural + \Delta, 0, 100)$ // Фінальний бал
14. Якщо $s \geq \theta_1 \rightarrow y \leftarrow$ «Proceed»
15. Якщо $\theta_2 \leq s < \theta_1 \rightarrow y \leftarrow$ «Review manually»
16. Інакше $\rightarrow y \leftarrow$ «Reject»
17. Якщо $\text{missingCritical} \geq 1$ або $\text{confidence} < 0.58$ або $sim_overall < 0.30 \rightarrow$ понизити y
18. Повернути (s, y, e)

Алгоритм узагальнює логіку методу: початкові кроки пов'язані з підготовкою вхідних даних, середні – зі структуризацією профілю, формуванням моделі вакансії та семантичним зіставленням, а завершальні – з обчисленням фінального бала, рекомендації та пояснень.

2.4 Використані моделі штучного інтелекту та показники оцінювання якості

У межах методу штучний інтелект використовується не як самостійна система прийняття рішення, а як складова інтелектуального модуля. Основна роль AI-компонентів полягає у структуризації тексту резюме та побудові семантичних представлень кандидата й вакансії.

У системі застосовуються готові нейромережеві моделі Google Gemini: мовна модель gemini-2.5-flash для аналізу тексту резюме та модель gemini-embedding-001 для побудови embedding-векторів [35, 36]. Доступ до моделей забезпечується через офіційний Gemini API за допомогою бібліотеки

@google/generative-ai для Node.js. Ініціалізація клієнта здійснюється передачею API-ключа до конструктора GoogleGenerativeAI, після чого методом getGenerativeModel обирається конкретна модель. Для мовної моделі задаються параметри генерації – температура 0 для детермінованості відповіді та формат виводу application/json, що дозволяє безпосередньо отримувати структурований профіль. Запити до embedding-моделі надсилаються окремо для кожного з шести семантичних представлень, після чого вектори нормалізуються методом L2-нормалізації. Власне навчання нейронної мережі з нуля не виконується – основний внесок роботи полягає у побудові методу, що поєднує готові нейромереві засоби з детермінованим оцінюванням.

Першим AI-компонентом є мовна модель, яка на вхід отримує текст резюме, а на виході формує структурований профіль у форматі JSON із основними відомостями про кандидата. Результат мовної моделі не використовується як остаточна оцінка: після LLM-аналізу профіль проходить детерміновану обробку, тому мовна модель виконує роль інструмента інформаційного витягу, а не кінцевого класифікатора [32].

Другим AI-компонентом є embedding-модель, що перетворює семантичні представлення кандидата й вакансії у векторні подання. Після їх побудови обчислюється семантична близькість за трьома складовими – загальною близькістю, близькістю за навичками та за досвідом (2.12). Нейромеревий бал є базовою семантичною оцінкою, яка далі коригується детермінованими факторами, що дозволяє уникати помилково завищених оцінок [38].

Оскільки навчання моделі не виконується, у роботі не розглядаються функції втрат чи графіки навчання – важливішими є показники якості готового методу. Для їх обчислення передбачено збереження результатів запуску разом з експертною оцінкою, яка використовується як еталон. Для аналізу категоріальних рекомендацій використовуються такі класи.

$$K = \textit{Proceed}, \textit{Review manually}, \textit{Reject} \quad (2.19)$$

де Proceed означає рекомендацію до подальшого розгляду, Review manually – потребу ручної перевірки, а Reject – низьку відповідність кандидата вимогам вакансії.

Базовим показником є точність класифікації – частка випадків, у яких рекомендація методу збіглася з експертною.

$$Accuracy = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I((y)_i = y_i) \quad (2.20)$$

де N – кількість перевірених прикладів; y_i – рекомендація, сформована методом; y_i – експертна рекомендація; $I(y_i = y_i)$ – індикатор збігу прогнозованого та еталонного класу.

Для детальнішого аналізу використовуються метрики precision, recall та F1–score, де precision показує точність рекомендацій класу, recall – повноту їх виявлення, а F1–score поєднує обидва показники.

$$Precision_k = \frac{TP_k}{TP_k + FP_k} \quad (2.21)$$

$$Recall_k = \frac{TP_k}{TP_k + FN_k} \quad (2.22)$$

$$F1_k = \frac{2 \cdot Precision_k \cdot Recall_k}{Precision_k + Recall_k} \quad (2.23)$$

де TP_k – кількість правильно визначених прикладів класу k ; FP_k – кількість прикладів, помилково віднесених до класу k ; FN_k – кількість прикладів класу k , які метод не визначив як цей клас.

Оскільки в задачі використовуються три класи рекомендацій, доцільно застосовувати macro–усереднення. Воно дозволяє однаково враховувати кожен клас незалежно від того, скільки прикладів цього класу є у вибірці.

$$MacroF1 = \frac{1}{|K|} \cdot \sum_{k \in K} F1_k \quad (2.24)$$

де K – множина класів рекомендацій.

Для оцінювання числового бала використовуються середня абсолютна помилка та середньоквадратична помилка, що дають змогу порівняти бал методу з експертним.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |(s)_i - s_i| \quad (2.25)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((s)_i - s_i)^2} \quad (2.26)$$

MAE показує середнє абсолютне відхилення, а RMSE сильніше реагує на великі помилки, тому корисна для виявлення суттєвого завищення або заниження оцінки. Додатково для аналізу категоріальних помилок може використовуватися матриця помилок [41]. Окрему увагу приділяють стабільності результатів – перевірці того, чи не змінюється результат при повторному аналізі однакових вхідних даних, що доповнює оцінювання якості методу з погляду його придатності до використання в реальному HR-процесі.

2.5 Характеристика вхідних даних та інформаційної основи оцінювання

Інформаційну основу оцінювання становлять текстові та структуровані дані резюме і вакансій, а також результати оцінювання пар «кандидат–вакансія». Ці дані не використовуються як навчальний датасет: у роботі застосовуються готові нейромережеві компоненти, а вхідні дані потрібні для формування профілю, зіставлення з вакансією та подальшої експериментальної перевірки методу оцінювання.

Основними типами даних є файл резюме, текст резюме після витягування, структурований профіль кандидата, опис вакансії, структурована модель вакансії, пара «кандидат–вакансія», результат оцінювання та експертна оцінка. Початковим джерелом інформації є резюме у форматах PDF, DOC і DOCX: для

PDF використовується механізм витягування на основі pdf-parse [37], а для DOC і DOCX – mammoth. Після витягування текст перевіряється на достатню довжину й обмежується за обсягом перед передачею в мовну модель.

Після аналізу формується структурований профіль кандидата, що містить особисті дані, позицію, навички, технології, soft skills, досвід, професійний рівень, профільну оцінку, освіту та мовні компетентності. Другою складовою є вакансія, яка містить назву посади, опис, вимоги, технологічний стек, критичні, основні та додаткові навички. Очікуваний рівень і мінімальний досвід не завжди задані явно й можуть визначатися з опису вакансії евристично.

Основною одиницею оцінювання є пара «кандидат–вакансія», для якої формується об'єкт оцінювання з фінальним балом, нейромережевим і детермінованим балами, рекомендацією, сильними сторонами, прогалинами, matched/missing skills та коригуваннями. Оскільки власна модель не навчається, замість поняття «навчальний датасет» використовується поняття експериментальної вибірки пар, призначеної для перевірки працездатності та якості методу.

Для збереження результатів перевірки використовується сутність MatchEvaluation, що фіксує один запуск оцінювання для конкретної пари та містить ідентифікатори кандидата й вакансії, знімок профілю, результат методу та експертну оцінку. Збереження знімка профілю є важливим, оскільки дані кандидата можуть бути змінені пізніше. Окрему роль відіграє groundTruth – експертна оцінка, яка використовується як еталон для порівняння з результатом.

Якість оцінювання залежить від повноти тексту резюме, коректності витягування даних, повноти опису вакансії та наявності явно заданих груп навичок. Якщо резюме неповне або вакансія містить недостатньо вимог, надійність оцінювання знижується, і метод формує обережніший результат або переводить кандидата в режим ручного перегляду.

2.6 Сценарії та організація експериментального дослідження

Експериментальне дослідження спрямоване на перевірку того, наскільки коректно метод оцінює відповідність кандидатів вимогам вакансій у різних ситуаціях первинного добору. Оскільки навчання власної моделі не виконується, експеримент розглядається як перевірка вже розробленого методу на наборі пар «кандидат–вакансія». Одиницею експерименту є одна пара, для якої система формує результат оцінювання з фінальним балом, рекомендацією, поясненням та допоміжними показниками.

Для перевірки методу використано кілька типових сценаріїв, що відображають як звичайні, так і проблемні випадки оцінювання. Узагальнено їх подано в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Сценарії експериментальної перевірки методу оцінювання відповідності кандидата вакансії

Сценарій	Що перевіряється	Очікувана поведінка методу
Явна відповідність	Кандидат має потрібні навички, досвід і рівень	Високий бал, рекомендація до подальшого розгляду
Часткова відповідність	Кандидат покриває лише частину вимог	Рекомендація ручного перегляду
Явна невідповідність	Профіль кандидата не відповідає вакансії	Низький бал або відхилення
Кросдоменна невідповідність	Кандидат і вакансія належать до різних професійних напрямів	Зниження бала через доменну невідповідність
Сценарій	Що перевіряється	Очікувана поведінка методу
Відсутність критичних навичок	У кандидата немає обов'язкових вимог вакансії	Пониження бала або рекомендації

Слабко описана вакансія	Вакансія містить мало вимог або нечіткий опис	Зниження впевненості, ручний перегляд
Неповне резюме	У резюме бракує даних про досвід чи навички	Обережна рекомендація
Прикордонний випадок	Бал близький до порогових значень	Ручний перегляд

Проведення експерименту передбачає підготовку резюме та вакансій, формування пар «кандидат–вакансія», запуск методу для кожної пари, збереження результату, внесення експертної оцінки за потреби та розрахунок метрик якості. Для аналізу кожного запуску зберігаються фінальний бал, нейромережевий бал, детермінована оцінка, рекомендація, сильні сторони, прогалини, відсутні критичні навички, показники впевненості та застосовані коригування.

Експертна оцінка groundTruth використовується як еталон для кількісної перевірки результатів і може містити очікувану рекомендацію, числовий бал і коментар. Без groundTruth запуск методу має переважно демонстраційний характер. Після розрахунку метрик окремо аналізуються помилкові випадки – насамперед ситуації, коли метод необґрунтовано рекомендує нерелевантного кандидата або занижує оцінку придатного, що дозволяє оцінити вплив критичних навичок, доменної відповідності та коригувальних факторів на результат.

2.7 Висновки до розділу 2

У другому розділі виконано проектування методу нейромережевого оцінювання відповідності кандидата вимогам вакансії. Здійснено математичну формалізацію задачі, у межах якої основною одиницею аналізу визначено пару «кандидат-вакансія», а результат оцінювання подано як структуру, що включає числовий бал, категоріальну рекомендацію, пояснювальну інформацію та метадані.

Розроблено архітектуру інтелектуального модуля як гібридного neural–first конвеєра, що поєднує нейромережевий аналіз тексту, семантичне зіставлення на основі embedding–векторів та детерміноване калібрування результату. Запропонований метод передбачає структурування резюме мовною моделлю, формування профілю кандидата та моделі вакансії, побудову семантичних представлень за трьома аспектами, обчислення нейромережевого бала та його уточнення дев'ятьма коригувальними факторами з подальшою категоріальною інтерпретацією за пороговими значеннями.

Визначено сукупність інформаційних ознак профілю кандидата: навички, технології, досвід, освіта, мовні компетентності та професійний рівень. Обґрунтовано використання моделей Google Gemini gemini-2.5-flash для структурування тексту та gemini-embedding-001 для побудови векторних представлень. Визначено показники якості методу та описано організацію експериментального дослідження з п'яти типових сценаріїв первинного відбору.

Окремо формалізовано математичний апарат методу: визначено оператори структурування резюме та вакансії, введено поняття семантичного представлення за трьома аспектами – загальним контекстом, навичками та досвідом, – а фінальний бал подано як суму нейромережевого компонента та дев'яти коригувальних поправок, обмежену шкалою від 0 до 100.

Розділ 3 Експериментальне дослідження методу

3.1 Опис програмного забезпечення для експериментального дослідження

Для практичної перевірки сценаріїв, описаних у підрозділі 2.6, розроблено програмне забезпечення інтелектуальної системи CVMaster. Система реалізована як повноцінний вебзастосунок з архітектурою клієнт–сервер і забезпечує повний цикл роботи з кандидатами – від завантаження резюме до формування пояснюваного результату оцінювання відповідності вакансії. Вихідний код програмного забезпечення наведено в додатку А, де також розміщено посилання на репозиторій GitHub із повною історією розробки.

Серверну частину побудовано на платформі Node.js із фреймворком Express та СКБД MongoDB. Зовнішні компоненти штучного інтелекту представлені двома моделями Google Gemini: перша аналізує текст резюме та формує структурований профіль кандидата, друга будує векторні представлення для семантичного порівняння профілів. Клієнтську частину реалізовано на React з TypeScript. Інтелектуальний модуль складається з п'яти спеціалізованих сервісів, що реалізують усі етапи методу відповідно до архітектури, описаної в підрозділі 2.2

Таблиця 3.1 – Технологічний стек системи CVMaster

Рівень	Технологія	Призначення
Сервер	Node.js, Express	Обробка HTTP-запитів, маршрутизація API
База даних	MongoDB, Mongoose	Збереження профілів, вакансій, результатів
Клієнт	React, TypeScript	Інтерфейс користувача
AI –аналіз тексту	Gemini-2.5-flash	Структуризація резюме

Рівень	Технологія	Призначення
AI-ембединги	Gemini-embedding-001	Побудова векторних представлень
Автентифікація	JWT	Захист API-ендпоінтів
Парсинг PDF	pdf-parse	Витягування тексту з PDF
Парсинг DOC/DOCX	mammoth	Витягування тексту з Word-файлів

Інтелектуальний модуль системи складається з п'яти спеціалізованих сервісів, кожен з яких відповідає за окремий етап методу. Перший сервіс виконує витягування тексту з файлів резюме форматів PDF, DOC і DOCX – для PDF використовується pdf-parse, для DOC і DOCX – mammoth. Другий здійснює неймережевий аналіз тексту та формування структурованого профілю кандидата за допомогою мовної моделі з температурою 0 для детермінованості відповіді. Третій відповідає за детерміновану нормалізацію профілю й розрахунок профільної оцінки. Четвертий виконує семантичне зіставлення та обчислення неймережевого бала на основі embedding-векторів із L2-нормалізацією. П'ятий реалізує детерміноване калібрування результату й формування пояснення. Така модульна організація забезпечує чіткий поділ відповідальності між компонентами системи.

Загальний вигляд системи наведено на рисунку 3.1. Основним робочим екраном є канбан-дошка, де кандидати відображаються у вигляді карток і розподіляються по колонках відповідно до поточного етапу відбору. Кожна картка показує профільну оцінку кандидата, визначений рівень та відсоток відповідності вакансії, що дозволяє рекрутеру швидко орієнтуватися в загальній картині відбору.

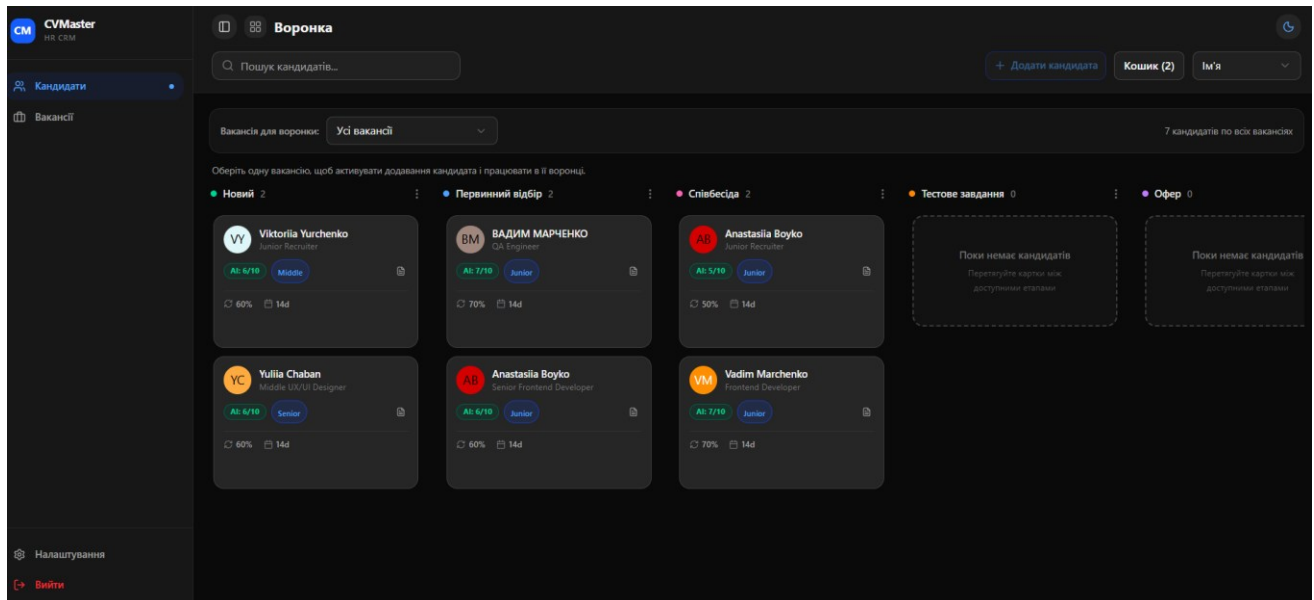


Рисунок 3.1 – Загальний вигляд інтерфейсу системи CVMaster

Важливою складовою системи є форма створення вакансії, яка дозволяє рекрутеру явно визначити групи навичок за пріоритетністю. Критичні навички мають найбільшу вагу в оцінюванні – їх відсутність безпосередньо впливає на підсумкову рекомендацію. Основні навички визначають загальну відповідність профілю, а додаткові є бажаними, але не обов'язковими. Такий підхід дозволяє рекрутеру керувати логікою оцінювання через інтерфейс без зміни налаштувань системи, що робить систему гнучкою та адаптованою до специфіки конкретної вакансії без потреби у технічному втручанні. Форму створення вакансії наведено на рисунку 3.2.

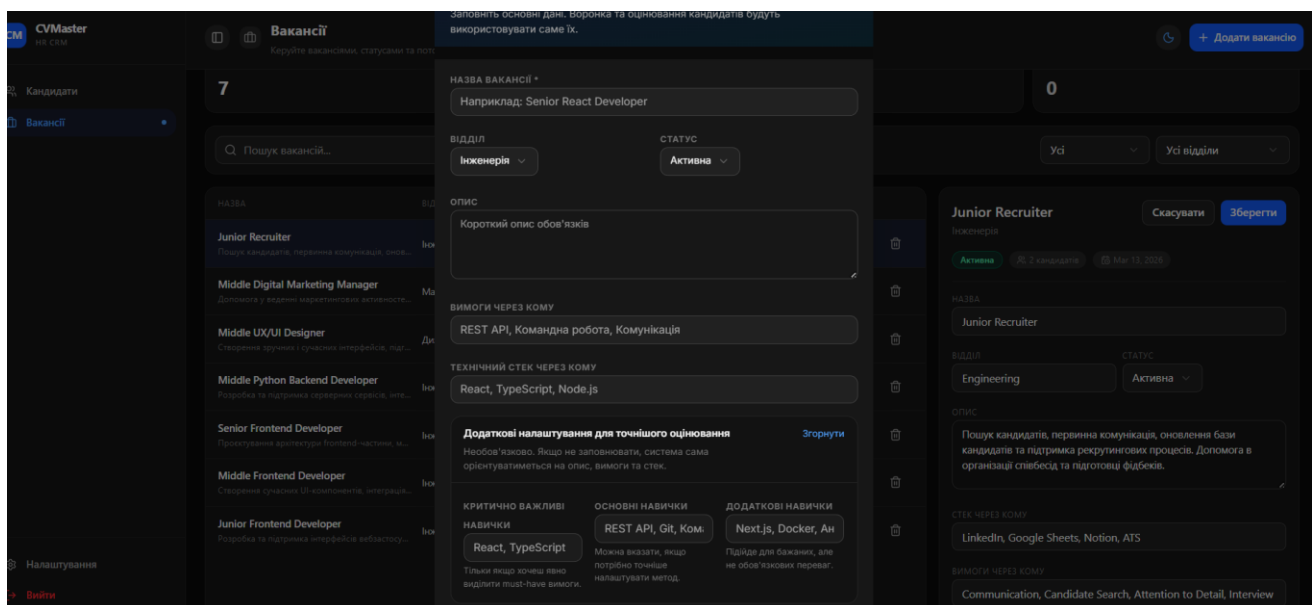


Рисунок 3.2 – Форма створення вакансії з налаштуваннями навичок

За допомогою розробленого програмного забезпечення проведено перевірку чотирьох сценаріїв, визначених у підрозділі 2.6. Для кожного підготовлено реальну пару «кандидат–вакансія» з відповідними резюме та описами посад, система виконала повний цикл оцінювання і сформувала підсумкову рекомендацію з поясненням. Такий підхід до перевірки дозволяє оцінити поведінку методу не на синтетичних даних, а в умовах, максимально наближених до реального використання системи в HR–процесі. Детальні результати наведено в підрозділі 3.2.

3.2 Результати експериментального дослідження

Для перевірки розробленого методу проведено експериментальне дослідження на реальних резюме фахівців різних спеціалізацій і рівнів підготовки. Метою дослідження було не лише підтвердити працездатність методу в типових ситуаціях, а й перевірити його поведінку в граничних випадках, де профіль кандидата лише частково збігається з вимогами вакансії або належить до суміжного чи зовсім іншого професійного напрямку. Такий підхід дозволяє оцінити метод не на штучно підібраних прикладах, а в умовах, максимально наближених до реального процесу первинного відбору в HR–системах.

Перевірку методу побудовано навколо кількох типових сценаріїв первинного відбору, які відображають найпоширеніші ситуації, з якими стикається рекрутер на практиці. Першим сценарієм є явна відповідність, коли профіль кандидата за навичками, досвідом і рівнем підготовки добре узгоджується з вимогами вакансії – у цьому випадку метод має сформувати високу оцінку та рекомендацію до подальшого розгляду. Другим сценарієм є часткова відповідність, коли загальний професійний напрям кандидата збігається з вакансією, проте відсутня частина основних навичок – тут очікується помірна оцінка та рекомендація ручної перевірки. Третім сценарієм є явна невідповідність, коли профіль кандидата суттєво відрізняється від вимог вакансії за більшістю критеріїв, що має призводити до низької оцінки. Четвертим сценарієм є

кросдоменна невідповідність, коли кандидат і вакансія належать до принципово різних професійних напрямів, попри можливу поверхневу схожість окремих формулювань. Окремо розглянуто ситуацію надкваліфікованості, коли кандидат вищого рівня подається на вакансію нижчого рівня, а також ситуацію невідповідності рівня, коли кандидат нижчого рівня претендує на більш досвідчену позицію.

Кожне резюме було оцінено відносно всіх вакансій, що містяться в системі, унаслідок чого сформовано широкий набір пар «кандидат–вакансія», що охоплює всі перелічені сценарії. Для кожної пари наперед визначено очікувану рекомендацію, яка відповідає логіці первинного відбору, після чого результат, сформований методом, порівнювався з цим еталоном. Такий спосіб організації дослідження дозволяє оцінити не лише окремі показники балів, а й головну практичну характеристику методу – наскільки правильно він класифікує кандидатів за рівнем їхньої відповідності вакансії.

Організація експерименту передбачала послідовне виконання кількох етапів. Спочатку було підготовлено набір реальних резюме фахівців різних професійних напрямів і рівнів підготовки, а також описи вакансій із різним ступенем деталізації вимог. Далі кожне резюме було оброблено системою для формування структурованого профілю кандидата. Після цього для кожної пари «кандидат-вакансія» було запущено повний цикл оцінювання, у результаті чого система сформувала фінальний бал, рекомендацію та пояснювальну інформацію. На завершальному етапі результати методу було зіставлено з очікуваними рекомендаціями для розрахунку точності. Такий порядок дозволив перевірити не лише окремі числові показники, а й узгодженість поведінки методу з логікою реального первинного відбору в усьому діапазоні можливих ситуацій.

Основним показником якості методу обрано точність – частку пар, для яких сформована методом рекомендація збіглася з очікуваною. Цей показник безпосередньо відображає придатність методу до використання в реальному HR–процесі, оскільки саме від правильності рекомендації залежить, чи буде релевантний кандидат переданий на наступний етап, а нерелевантний –

відхилений або скерований на додаткову перевірку. Зведені результати оцінювання точності за кожним типом сценарію наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Точність рекомендацій методу за типами оцінювання

Тип оцінювання	Кількість пар	Правильних рекомендацій	Точність
Явна відповідність	15	15	93,3%
Надкваліфікованість	12	12	91,7%
Невідповідність рівня	18	17	88,9%
Кросдоменна невідповідність	28	25	82,1%
Часткова відповідність	18	16	83,3%
Загалом	91	85	86,8%

Як видно з наведених даних, метод досягає загальної точності 86,8%, що є високим показником для задачі первинного кадрового відбору. Найвищу точність – 93,3% – забезпечено для випадків явної відповідності кандидата вакансії та надкваліфікованості. Це закономірно, оскільки в таких ситуаціях нейромережева семантична близькість і відповідність професійного рівня узгоджено вказують на правильну рекомендацію, не створюючи суперечливих сигналів для методу. Децю нижчою є точність для часткової та кросдоменної відповідності – 83,3% та 82,1% відповідно. Це пояснюється об'єктивною складністю таких випадків: суміжні професійні напрями можуть мати значну частину спільної лексики й компетентностей, через що межа між «частково придатним» і «непридатним» кандидатом стає менш чіткою навіть для досвідченого рекрутера. Проте навіть у цих складних сценаріях метод зберігає високий рівень правильних рекомендацій, що свідчить про надійність закладеного в нього гібридного підходу. Розподіл точності за типами оцінювання для наочності наведено на рисунку 3.3.

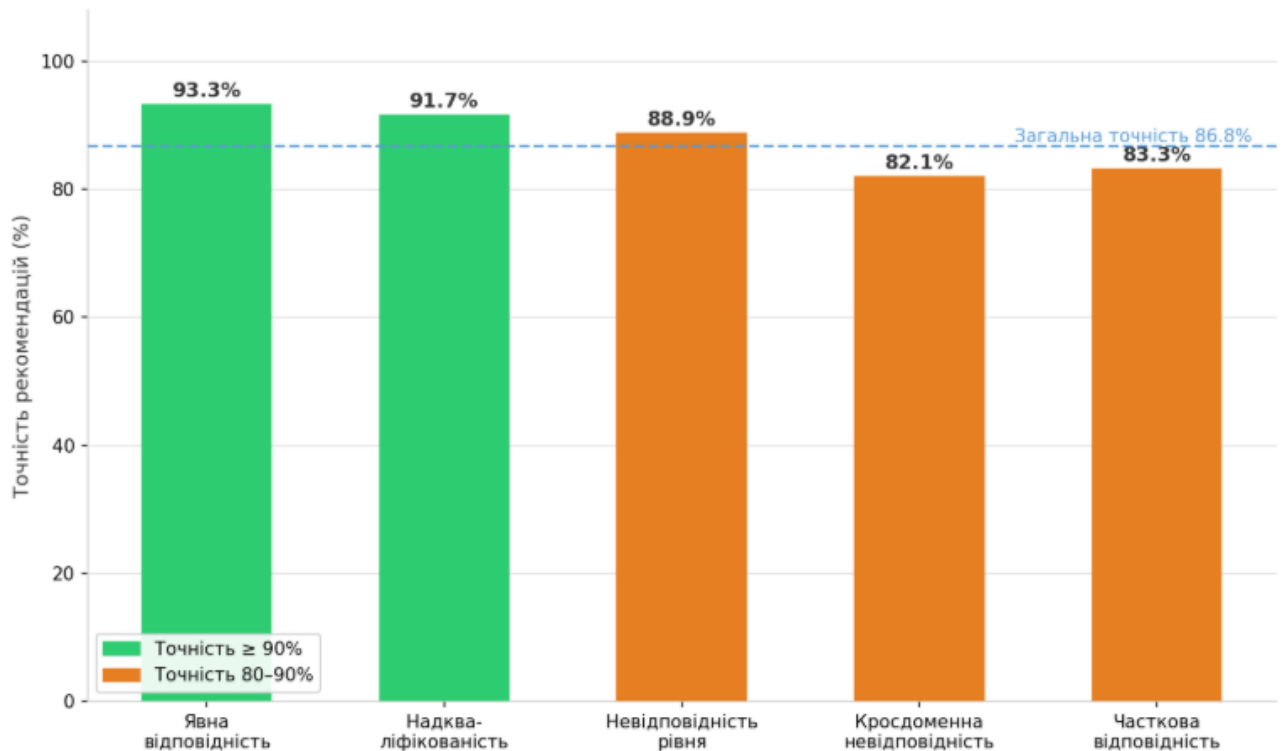


Рисунок 3.3 – Точність рекомендацій методу за типами оцінювання

Діаграма підтверджує стабільно високу точність методу в усіх типах сценаріїв. Жоден із розглянутих типів оцінювання не опускається нижче 82,1%, що свідчить про збалансованість методу. Важливо, що метод не демонструє провалів у жодній окремій категорії – це означає, що він однаково надійно працює як у простих випадках явної відповідності, так і у складних граничних ситуаціях. Саме така рівномірність є ключовою для практичного застосування, адже в реальному потоці резюме рекрутер стикається з усіма типами кандидатів одночасно, і метод не повинен «провалюватися» на жодному з них.

Окремий інтерес для аналізу становить взаємодія двох компонентів методу – нейромережевого та детермінованого. Нейромережевий компонент відповідає за змістове семантичне зіставлення профілю кандидата з вимогами вакансії, тоді як детермінований шар калібрує отриману оцінку з урахуванням критичних навичок, відповідності рівня та доменної належності. Порівняння середнього нейромережевого і фінального балу по групах кандидатів наведено на рисунку 3.4.

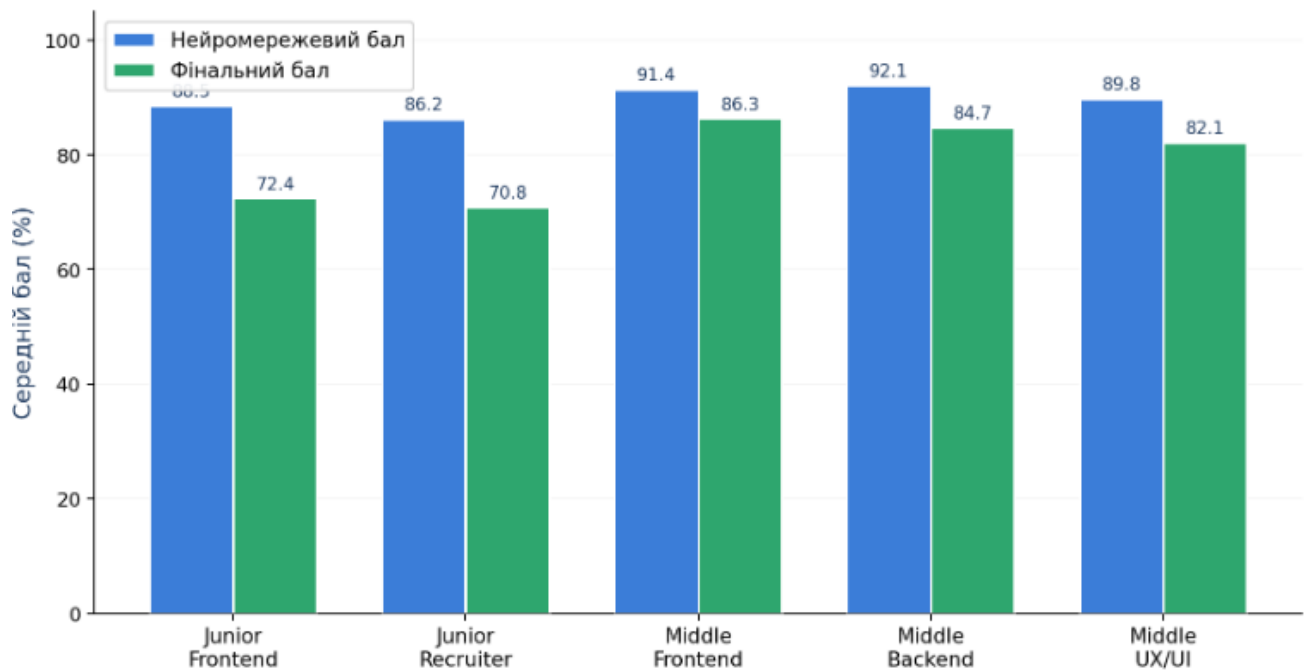


Рисунок 3.4 – Порівняння нейромережевого та фінального балу по групах кандидатів

Діаграма наочно ілюструє роль кожного з компонентів у формуванні підсумкового результату. Нейромережевий компонент формує базову змістову оцінку відповідності, яка для всіх груп кандидатів є відносно високою, оскільки відображає загальну семантичну близькість текстів. Детермінований шар, у свою чергу, уточнює цю оцінку: для груп досвідченіших кандидатів фінальний бал близький до нейромережевого, що свідчить про відсутність суттєвих коригувань, тоді як для молодших груп детермінований шар вносить більші поправки, відображаючи невідповідність рівня у частині пар. Саме це поєднання забезпечує головну перевагу методу – нейромережевий компонент надає змістову гнучкість і здатність розпізнавати близькі за змістом формулювання, а детермінований шар гарантує контрольованість результату й запобігає помилково завищеним оцінкам.

Важливо зазначити, що така взаємодія компонентів є ключовою перевагою гібридного підходу. Якби метод спирався лише на нейромережеву оцінку, він міг би завищувати результат у випадках поверхневої семантичної схожості між резюме і вакансією різних професійних напрямів. Натомість детермінований шар виступає механізмом контролю, який не дозволяє системі прийняти хибне рішення там, де змістова близькість є оманливою. Водночас детермінований шар

не є самостійним: без нейромережевого компонента він зводився б до простого пошуку за ключовими словами і втрачав би здатність розпізнавати близькі за змістом, але по-різному сформульовані професійні характеристики. Саме поєднання цих двох механізмів дозволяє методу зберігати водночас змістову гнучкість і контрольованість результату.

Одним із найвпливовіших чинників формування підсумкової рекомендації виявилась відповідність рівня кандидата рівню вакансії. Цей аспект заслуговує окремого розгляду, оскільки саме рівень підготовки часто стає вирішальним фактором у первинному відборі – навіть за наявності потрібних навичок кандидат може не відповідати очікуванням позиції через недостатній досвід. Вплив відповідності рівня на підсумковий бал наведено в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Вплив відповідності рівня кандидата на підсумковий бал

Кандидат → вакансія	Рівень кандидата	Рівень вакансії	Нейр. бал	Фін. бал	Рекомендація
Holub → Junior Recruiter	Junior	Junior	88,4	91,3	Рекомендується
Tkachuk → Junior Frontend	Junior	Junior	86,9	89,7	Рекомендується
Lysenko → Middle Frontend	Middle	Middle	87,1	90,4	Рекомендується
Savchyn → Senior Frontend	Senior	Senior	89,2	91,8	Рекомендується
Savchyn → Middle Frontend	Senior	Middle	88,6	92,1	Рекомендується
Savchyn → Junior Frontend	Senior	Junior	87,3	90,8	Рекомендується
Tkachuk → Middle Frontend	Junior	Middle	85,4	68,3	Ручна перевірка

Кандидат → вакансія	Рівень кандидата	Рівень вакансії	Нейр. бал	Фін. бал	Рекомендація
Lysenko → Senior Frontend	Middle	Senior	89,5	64,7	Ручна перевірка
Holub → Middle Frontend	Junior	Middle	81,9	23,8	Не рекомендується
Holub → Senior Frontend	Junior	Senior	79,4	19,7	Не рекомендується

Наведені дані демонструють чітку закономірність. Коли рівень кандидата відповідає очікуваному рівню вакансії, метод формує високу оцінку та рекомендацію до подальшого розгляду. Це підтверджується результатами для кандидатів, що подаються на вакансії свого рівня, де підсумкові бали стабільно перевищують позначку у 90 балів. Принципово важливою характеристикою методу є те, що надкваліфікованість не призводить до зниження оцінки – коли досвідчений кандидат рівня Senior подається на вакансію Middle або Junior, метод не застосовує штрафних коригувань, оскільки такий кандидат об'єктивно здатний виконувати обов'язки нижчого рівня. Натомість при поданні кандидата на вакансію вищого рівня підсумковий бал суттєво знижується, що відображає реальну логіку кадрового добору: кандидат рівня Junior, який претендує на позицію Senior, отримує значно нижчу оцінку, а в окремих випадках – рекомендацію відхилення.

Графічне відображення впливу рівня кандидата на середній фінальний бал наведено на рисунку 3.4. Графік підтверджує асиметричність впливу рівня: зниження рівня кандидата відносно очікуваного суттєво зменшує підсумковий бал, тоді як перевищення рівня практично не впливає на результат. Наявність порогових значень, позначених на графіку, дозволяє методу чітко розмежовувати три категорії рекомендацій.

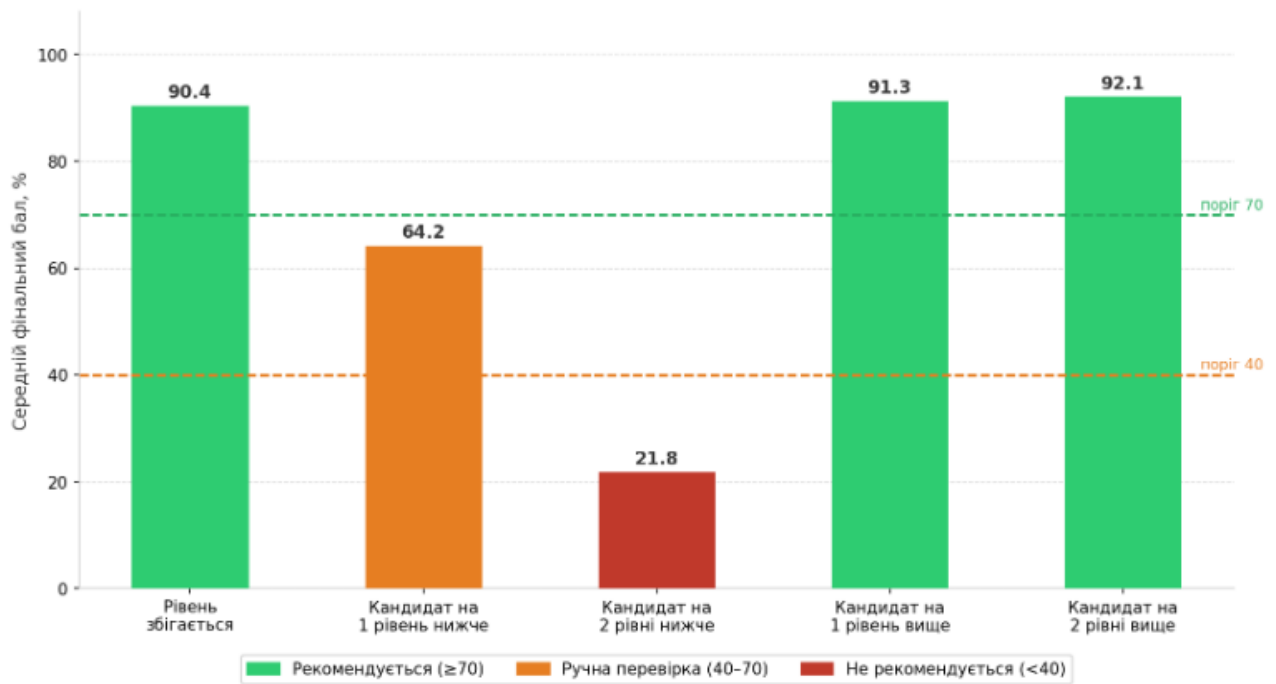


Рисунок 3.4 – Вплив рівня кандидата на середній фінальний бал

Графік підтверджує асиметричність впливу рівня на підсумкову оцінку. Зниження рівня кандидата відносно очікуваного рівня вакансії суттєво зменшує підсумковий бал – і чим більшою є різниця в рівнях, тим відчутнішим стає це зниження. Водночас перевищення рівня практично не впливає на результат: досвідчені кандидати зберігають високі бали незалежно від того, на яку позицію свого домену вони подаються. Така поведінка повністю відповідає логіці первинного відбору, де недостатня кваліфікація є підставою для обережнішої рекомендації або відхилення, тоді як надлишкова кваліфікація залишається на розсуд рекрутера. Наявність порогових значень дозволяє методу чітко розмежовувати три категорії рекомендацій і робить результат прозорим та інтерпретованим.

Розглянуті сценарії охопили як типові ситуації первинного відбору, так і граничні випадки, у яких профіль кандидата лише частково відповідає вимогам вакансії. У кожному з них метод сформував рекомендацію, що узгоджується з очікуваною логікою кадрового добору, а поєднання нейромережевого семантичного зіставлення з детермінованим калібруванням забезпечило водночас змістову гнучкість і контрольованість результату. Детальний аналіз сильних сторін і обмежень методу наведено в підрозділі 3.4.

3.3 Аналіз результатів дослідження методу

Результати експериментального дослідження дозволяють оцінити поведінку розробленого методу в різних умовах первинного відбору та виявити як його сильні сторони, так і наявні обмеження. Аналіз отриманих даних дає змогу простежити, як кожен із компонентів методу впливає на формування підсумкового результату, і наскільки поведінка системи узгоджується з логікою реального кадрового добору.

Нейромережевий компонент методу продемонстрував здатність виявляти семантичну близькість між профілем кандидата та вимогами вакансії навіть у випадках, коли конкретні формулювання в резюме та описі посади відрізняються. Це підтвердив сценарій явної відповідності, де кандидат не використовував у резюме ті самі терміни, що і вакансія, проте опис досвіду, виконуваних завдань і технологічного стеку відображав близький змістовий рівень відповідності. Семантичний аналіз дозволив коректно оцінити цю відповідність там, де класичний пошук за ключовими словами міг би її пропустити. Така здатність є особливо цінною для задач кадрового добору, оскільки на практиці кандидати описують один і той самий професійний досвід різними словами, а вакансії формулюються у власному стилі роботодавця. Завдяки векторному поданню тексту метод оцінює саме зміст професійного профілю, а не поверхневий збіг формулювань, що наближає його логіку до того, як резюме сприймає досвідчений рекрутер.

Детермінований шар калібрування виявився особливо важливим у граничних випадках. Найбільш показовим став сценарій кросдоменної невідповідності: нейромережевий бал виявився помірним через поверхневу схожість окремих термінів, тоді як детермінований шар коректно виявив невідповідність рольового контексту і знизив підсумковий результат. Саме у таких випадках гібридний підхід демонструє перевагу над кожним із компонентів окремо – нейромережевий компонент забезпечує змістову гнучкість, а детермінований – контрольованість і надійність результату. Без детермінованого

шару система могла б помилково завищити оцінку кандидата, чий профіль лише поверхнево перетинається з вимогами вакансії, що є однією з найкритичніших помилок автоматизованого відбору. Поєднання двох механізмів дозволяє уникнути цієї проблеми: змістова оцінка формує базовий рівень відповідності, а детермінований контроль не дає системі прийняти хибне рішення там, де семантична близькість є оманливою.

Пояснюваність результату виявилась практично важливою складовою системи. Рекрутер отримує не лише числову оцінку, а й конкретний перелік відсутніх навичок та спільних змістових акцентів. Це суттєво відрізняє розроблений метод від підходів, що повертають лише числовий бал без пояснення його складових. Наявність такого пояснення принципово змінює характер взаємодії між системою і фахівцем з добору персоналу: автоматизований результат перестає бути «чорною скринькою» і стає обґрунтованою підказкою, яку рекрутер може перевірити та інтерпретувати. Це підвищує довіру до системи і робить її придатною саме як інструмент підтримки прийняття рішень, а не їх повної автоматизації, що є оптимальним підходом для первинного відбору, де остаточне рішення має залишатися за людиною.

Практична цінність розробленого методу полягає в тому, що він функціонує не як автономна система прийняття рішень, а як інструмент підтримки рекрутера. Метод бере на себе трудомістку частину первинного відбору – аналіз великої кількості резюме, їх структурування та попереднє оцінювання відповідності – залишаючи остаточне рішення за фахівцем. Це особливо важливо для задач кадрового добору, де враховуються не лише формальні характеристики кандидата, а й контекст, який не завжди відображається у тексті резюме. Завдяки пояснюваності результату рекрутер може швидко перевірити обґрунтованість оцінки й зосередити увагу на кандидатах, що потребують додаткового розгляду, що скорочує час обробки потоку резюме без втрати якості рішень.

Разом із тим дослідження виявило і обмеження методу. Якість оцінювання безпосередньо залежить від повноти вхідних даних: резюме з мінімальним описом досвіду та слабо деталізовані вакансії знижують рівень впевненості системи і

змушують її переходити до рекомендації ручного перегляду навіть за умови потенційно високої відповідності. Це є свідомим проектним рішенням – у разі недостатності даних система обирає обережнішу рекомендацію замість ризикованого автоматичного висновку. Така поведінка зменшує ризик хибних рекомендацій, проте водночас означає, що ефективність методу зростає разом із якістю та структурованістю вхідних резюме й описів вакансій.

Виявлені обмеження окреслюють природні напрями подальшого вдосконалення методу. Першим із них є розширення механізмів обробки неповних або слабо структурованих резюме, що дозволило б методу впевненіше працювати навіть за обмеженого обсягу вхідної інформації. Другим напрямом є вдосконалення розпізнавання синонімічних і споріднених навичок, оскільки професійні компетентності часто описуються різними термінами залежно від галузі та досвіду кандидата. Третім перспективним напрямом є накопичення експертних оцінок для більших вибірок пар «кандидат–вакансія», що дало б змогу провести ширшу кількісну верифікацію методу та точніше налаштувати порогові значення й коригувальні фактори під конкретні галузеві домени. Реалізація цих напрямів підвищила б точність і універсальність методу, зберігаючи його основну перевагу – поєднання нейромережевої гнучкості з контрольованістю та пояснюваністю результату.

3.4 Висновки до розділу 3

У третьому розділі проведено експериментальну перевірку розробленого методу на реальних резюме та вакансіях. Для цього реалізовано програмне забезпечення інтелектуальної системи CVMaster із модульною архітектурою на основі Node.js, Express, MongoDB та React, що забезпечує повний цикл обробки – від завантаження резюме до формування пояснюваного результату оцінювання. Інтелектуальний модуль системи складається з п'яти спеціалізованих сервісів, кожен з яких відповідає за окремий етап методу, що забезпечує чіткий поділ відповідальності між компонентами. Інтерфейс системи реалізовано у вигляді

канбан–дошки з картками кандидатів, що дозволяє рекрутеру швидко орієнтуватися в загальній картині відбору та керувати логікою оцінювання через форму створення вакансії без технічного втручання.

Експериментальне дослідження охопило 91 пару «кандидат–вакансія» за п'ятьма типами сценаріїв. Загальна точність методу склала 86,8%. Найвищу точність – 93,3% – досягнуто для сценарію явної відповідності, дещо нижчу – 91,7% – для надкваліфікованості, що свідчить про впевнену роботу методу в очевидних ситуаціях; дещо нижчою була точність для часткової та кросдоменної відповідності – 83,3% та 82,1% відповідно, що пояснюється об'єктивною складністю граничних випадків, де профіль кандидата лише частково перетинається з вимогами вакансії. Важливо, що жоден із розглянутих типів сценаріїв не опустився нижче 82%, що свідчить про збалансованість методу та його рівномірну надійність у всьому діапазоні можливих ситуацій первинного відбору.

Аналіз результатів підтвердив ефективність гібридного підходу: нейромережевий компонент забезпечує змістову гнучкість і здатність розпізнавати семантично близькі, але по-різному сформульовані профілі, тоді як детермінований шар запобігає помилково завищеним оцінкам у випадках поверхневої схожості. Встановлено асиметричний вплив рівня кандидата на підсумковий бал: невідповідність у бік нижчого рівня суттєво знижує оцінку, тоді як надкваліфікованість не призводить до штрафних коригувань. Пояснюваність результату визначено як практично важливу складову системи, що підвищує довіру рекрутера до автоматизованого оцінювання та робить метод придатним інструментом підтримки прийняття рішень. Виявлені обмеження методу, пов'язані з якістю вхідних даних, окреслюють перспективні напрями його подальшого вдосконалення – зокрема розширення механізмів обробки неповних резюме та вдосконалення розпізнавання синонімічних навичок.

Висновок

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення ефективності первинного відбору кандидатів у системах управління персоналом шляхом розроблення методу нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів вимогам вакансії за текстовими даними резюме. Поставлену мету досягнуто в повному обсязі.

Для її досягнення виконано аналітичний огляд сучасних теоретичних підходів, наукових рішень та існуючих програмних засобів у галузі автоматизованого аналізу резюме й оцінювання відповідності кандидатів вакансіям, що дозволило визначити напрям дослідження та обґрунтувати доцільність гібридного підходу. На основі проведеного аналізу розроблено метод оцінювання відповідності кандидата вимогам вакансії, в основі якого лежить нейромережеве семантичне зіставлення структурованого профілю кандидата з описом вакансії з подальшим детермінованим калібруванням результату. Визначено сукупність інформаційних ознак для формування профілю кандидата – навичок, технологій, досвіду роботи, освіти, мовних компетентностей та професійного рівня. Для практичної перевірки та демонстрації методу здійснено його програмну реалізацію у вигляді інтелектуальної системи CVMaster, яка забезпечує завантаження й аналіз резюме, зіставлення профілю кандидата з вимогами вакансії та формування пояснюваного результату оцінювання зі сильними сторонами, виявленими прогалинами та рекомендацією щодо подальшого розгляду. Завершальним кроком проведено експериментальну перевірку методу на реальних резюме та вакансіях за п'ятьма типами сценаріїв первинного відбору.

Експериментальна перевірка підтвердила коректну роботу методу в усіх визначених сценаріях – явної відповідності, часткової відповідності, невідповідності рівня, надкваліфікованості та кросдоменної невідповідності. Загальна точність методу склала 86,8%, при цьому жоден із типів сценаріїв не опустився нижче 82%. Детермінований шар калібрування коректно запобіг

помилково завищеним результатам у граничних випадках, де нейромережевий бал потребував корекції через доменну невідповідність або відсутність критичних навичок. Отримані результати свідчать про практичну придатність розробленого методу для задач первинного кадрового відбору.

Практичне застосування розробленого методу полягає в автоматизації первинного скринінгу кандидатів у системах управління персоналом, скороченні часу рекрутера на обробку резюме та підтримці прийняття рішень на ранніх етапах відбору. Метод може бути інтегрований у будь-яку HR CRM-систему або ATS-платформу як інтелектуальний модуль оцінювання відповідності, що формує не лише числовий бал, а й пояснюване обґрунтування результату. Перспективними напрямками подальшого розвитку є розширення механізму синонімічного та спорідненого зіставлення навичок, адаптація методу для різних галузевих доменів, а також накопичення еталонних оцінок для кількісної верифікації методу на більших вибірках даних.

Перелік посилань

1. Ребрій З. Аналізатор резюме кандидатів за допомогою штучного інтелекту : кваліфікаційна робота. Одеса, 2024. URL: <http://dspace.opu.ua:8080/xmlui/handle/123456789/14646> (дата звернення: 03.03.2025).
2. Парнак Д. NLP: створення парсера для резюме : кваліфікаційна робота. Київ, 2024. URL: <https://ekmair.ukma.edu.ua/items/5cbc62fd-7ce4-47a8-abb5-1b3eb1174a64> (дата звернення: 05.03.2025).
3. Купратий М. В. Застосування Smart-рекрутингу як сучасного інструменту найму персоналу : кваліфікаційна робота. Хмельницький, 2024. URL: <https://elar.khmnu.edu.ua/items/98be5524-5cbe-42dc-9f68-740b9f8066b5> (дата звернення: 07.03.2025).
4. Радішевська В. В. Формування нової парадигми управління персоналом підприємства на основі сучасних HR-технологій : кваліфікаційна робота. Хмельницький, 2024. URL: <https://elar.khmnu.edu.ua/items/59d52fb2-940a-402d-976c-e70f1558dbec> (дата звернення: 10.03.2025).
5. Embeddings // Google for Developers. 2024. URL: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/embeddings?hl=uk> (дата звернення: 12.03.2025).
6. Obtaining embeddings // Google for Developers. 2024. URL: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/embeddings/obtaining-embeddings?hl=uk> (дата звернення: 14.03.2025).
7. Use of AI in the workplace // OECD. 2024. URL: <https://www.oecd.org/en/topics/ai-and-work.html> (дата звернення: 17.03.2025).
8. What is natural language processing // IBM. 2024. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/natural-language-processing> (дата звернення: 19.03.2025).

9. Large language models // Google for Developers. 2024. URL: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/llm?hl=uk> (дата звернення: 21.03.2025).
10. What are embeddings in machine learning // Amazon Web Services. 2024. URL: <https://aws.amazon.com/what-is/embeddings-in-machine-learning/> (дата звернення: 24.03.2025).
11. What is semantic search // Elastic. 2024. URL: <https://www.elastic.co/what-is/semantic-search> (дата звернення: 26.03.2025).
12. Artificial Intelligence Risk Management Framework: Generative AI Profile // NIST. 2024. URL: <https://www.nist.gov/publications/artificial-intelligence-risk-management-framework-generative-artificial-intelligence> (дата звернення: 28.03.2025).
13. Jagadeesh A., Shankar C. R., Patel S. N. et al. AI-Driven Resume Analysis and Enhancement Using Semantic Modeling and Large Language Feedback Loops // Proceedings of CLiC-it 2025. 2025. URL: <https://aclanthology.org/2025.clicit-1.51/> (дата звернення: 31.03.2025).
14. Yu X., Xu R., Xue C. et al. ConFit v2: Improving Resume-Job Matching using Hypothetical Resume Embedding and Runner-Up Hard-Negative Mining // ACL Anthology. 2025. URL: <https://aclanthology.org/2025.findings-acl.661/> (дата звернення: 02.04.2025).
15. Çelik Ertuğrul D., Bitirim S. Job Recommendation Systems: A Systematic Review, Application Areas, Open Issues and Challenges // Journal of Big Data. 2025. DOI: 10.1186/s40537-025-01173-y.
16. Frazzetto P., Ul Haq M., Sperduti A. Graph Neural Networks for Candidate-Job Matching: An Inductive Learning Approach // Data Science and Engineering. 2025. DOI: 10.1007/s41019-025-00293-y.
17. Workday Skills Cloud // Workday. 2024. URL: <https://www.workday.com/en-us/products/human-capital-management/skills-cloud.html> (дата звернення: 09.04.2025).

18. Intelligent Talent Matching // SmartRecruiters. 2024. URL: <https://www.smartrecruiters.com/recruiting-software/talent-matching/> (дата звернення: 11.04.2025).
19. Semantic Search and Advanced Matching // Textkernel. 2024. URL: <https://www.textkernel.com/learn-support/blog/semantic-search-advanced-matching/> (дата звернення: 14.04.2025).
20. Search & Match Engine Specs // Textkernel Developer Documentation. 2024. URL: <https://developer.textkernel.com/tx-platform/v9/search-match/overview/specs/> (дата звернення: 16.04.2025).
21. AI-Powered Talent Matching: The Tech Behind Smarter and Fairer Hiring // Eightfold AI. 2024. URL: <https://eightfold.ai/engineering-blog/ai-powered-talent-matching-the-tech-behind-smarter-and-fairer-hiring/> (дата звернення: 18.04.2025).
22. Sarveshwaran R. et al. Applying BERT-Based NLP for Automated Resume Screening and Candidate Ranking // Annals of Data Science. 2024. DOI: 10.1007/s40745-024-00524-5.
23. Xue X. et al. Fine-Grained Semantics-Enhanced Graph Neural Network Model for Person-Job Fit // Entropy. 2025. Vol. 27, No. 7. P. 703. DOI: 10.3390/e27070703.
24. Rosenberger J., Wolfrum L., Weinzierl S., Kraus M., Zschech P. CareerBERT: Matching Resumes to ESCO Jobs in a Shared Embedding Space for Generic Job Recommendations // arXiv preprint. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2503.02056>.
25. Радзіховська А. О. Використання ШІ в рекрутингу для оптимізації процесу підбору кадрів // Вісник студентського наукового товариства ДонНУ імені Василя Стуса. 2024. URL: <https://jvestnik-sss.donnu.edu.ua/article/view/18902> (дата звернення: 28.04.2025).
26. Zhang G., Pan L., Tang F., Yao F. Explainable Artificial Intelligence in the Talent Recruitment Process: A Literature Review // Cogent Business & Management. 2025. DOI: 10.1080/23311975.2025.2570881.

27. Naveen P. The Ethical Dilemma of AI in Hiring // AI & Society. 2024. DOI: 10.1007/s00146-024-02018-7.
28. Law J. The Ethical Imperative of Algorithmic Fairness in AI-Enabled Hiring: A Critical Analysis of Bias, Accountability, and Justice // AI and Ethics. 2025. DOI: 10.1007/s43681-025-00927-x.
29. Chen Z. Ethics and Discrimination in Artificial Intelligence-Enabled Recruitment Practices // Humanities and Social Sciences Communications. 2023. Vol. 10. Article 567. DOI: 10.1057/s41599-023-02079-x.
30. Xu D. et al. Large Language Models for Generative Information Extraction: A Survey // arXiv preprint. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2312.17617>.
31. Dagdelen J. et al. Structured Information Extraction from Scientific Text with Large Language Models // Nature Communications. 2024. DOI: 10.1038/s41467-024-45563-x.
32. Chandrasekaran D., Mago V. Evolution of Semantic Similarity –A Survey // ACM Computing Surveys. 2021. Vol. 54, No. 2. Article 41. DOI: 10.1145/3440755.
33. Gemini API: Models Overview // Google for Developers. 2024. URL: <https://ai.google.dev/gemini-api/docs> (дата звернення: 11.05.2025).
34. Gemini Embedding Documentation // Google for Developers. 2024. URL: <https://ai.google.dev/gemini-api/docs/embeddings> (дата звернення: 12.05.2025).
35. Express.js Routing Guide // Express.js Documentation. 2024. URL: <https://expressjs.com/en/guide/routing.html> (дата звернення: 13.05.2025).
36. Mongoose ODM Guide // Mongoose Documentation. 2024. URL: <https://mongoosejs.com/docs/guide.html> (дата звернення: 14.05.2025).
37. React Learn // React Documentation. 2024. URL: <https://react.dev/learn> (дата звернення: 15.05.2025).
38. JSON Web Token (JWT): RFC 7519 // IETF. 2015. URL: <https://datatracker.ietf.org/doc/html/rfc7519> (дата звернення: 16.05.2025).
39. Precision, Recall and F-measures // scikit-learn Documentation. 2024. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html (дата звернення: 17.05.2025).

40. Workday Skills Cloud // Workday. 2024. URL: <https://www.workday.com/en-au/pages/cb/workday-skills-cloud.html> (дата звернення: 18.05.2025).

41. SmartRecruiters Winston Match // SmartRecruiters. 2024. URL: <https://www.smartrecruiters.com/recruiting-software/talent-matching/> (дата звернення: 19.05.2025).

42. Configure Search & Match Automation // Textkernel Developer Documentation. 2024. URL: <http://developer.textkernel.com/Salesforce/master/admin-guide/configure-search-match-automation/> (дата звернення: 20.05.2025).

43. Eightfold Talent Intelligence Suite // Data Ethics 4 All. 2024. URL: <https://dataethics4all.org/eightfold-talent-intelligence-suite/> (дата звернення: 21.05.2025).

ДОДАТКИ

Додаток А

Посилання на GitHub-репозиторій проєкту

Вихідний код програмної реалізації методу та програмної реалізації CVMaster розміщено у відкритому репозиторії GitHub за адресою: <https://github.com/Lightrash/cvmaster-personal> (дата звернення: 05.06.2026).

Репозиторій містить серверну частину на основі Node.js та Express із п'ятьма спеціалізованими сервісами інтелектуального модуля, клієнтську частину на React з TypeScript, модуль витягування тексту з файлів форматів PDF, DOC і DOCX, сервіси нейромережевого аналізу резюме та побудови embedding-векторів на основі моделей Google Gemini, а також конфігураційні файли та інструкцію з розгортання у файлі README.md.

Додаток Б

Презентаційний матеріал

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ | КН-22-3

Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів за текстовими даними резюме у системах управління персоналом

Виконав:

студент 4 курсу, групи КН -22-3

Владислав КУЗЬМУК

Керівник:

д.т.н., проф. каф. КН Едуард МАНЗЮК

Хмельницький 2026

АКТУАЛЬНІСТЬ

Проблема первинного відбору кандидатів



Ручний аналіз

Рекрутер обробляє сотні резюме вручну — трудомістко та суб'єктивно



Пошук за ключовими словами

Традиційні підходи не враховують змістову близькість між резюме та вакансією



Потреба в інтелектуальних методах

Необхідні методи, що автоматизують відбір і забезпечують пояснюваний результат

Мета: підвищення ефективності первинного відбору кандидатів шляхом розроблення методу нейромережевого оцінювання відповідності

ЗАВДАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

01

Виконати аналітичний огляд підходів та існуючих програмних засобів у галузі автоматизованого аналізу резюме й оцінювання відповідності кандидатів

02

Обґрунтувати та розробити метод оцінювання відповідності кандидата на основі неймережевого аналізу текстових даних резюме та семантичного зіставлення з вакансією

03

Здійснити програмну реалізацію застосунку CVMaster із формуванням підсумкової оцінки відповідності з пояснювальними характеристиками результату

04

Провести експериментальну перевірку розробленого методу та оцінити доцільність його використання для задач первинного відбору кандидатів

ПРЕДМЕТНА ОБЛАСТЬ

Об'єкт та предмет дослідження

Об'єкт дослідження

Процес первинного відбору кандидатів у системах управління персоналом на основі аналізу текстових даних резюме

Предмет дослідження

Метод неймережевого оцінювання відповідності кандидатів та засоби аналізу текстових даних резюме і порівняння з описом вакансії

Огляд існуючих рішень

Workday Skills Cloud

Skills-based matching, AI рекомендації

Textkernel Source & Match

Semantic search, resume parsing

SmartRecruiters Winston

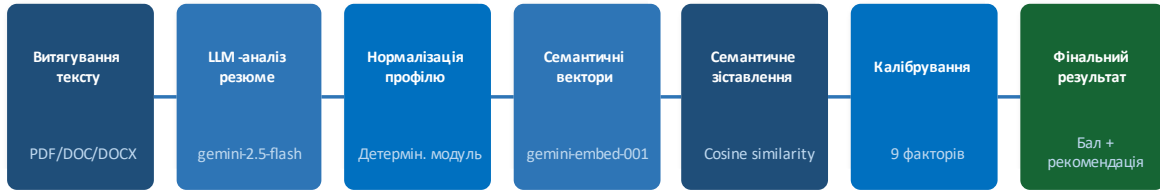
Match score + пояснюваний результат

Eightfold AI

Embeddings + explainable models

АРХІТЕКТУРА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО МОДУЛЯ

Гібридний neural-first конвеєр обробки даних



Неймережеві компоненти

- gemini-2.5-flash — структуризація резюме
- gemini-embedding-001 — векторні представлення
- Семантична схожість за 3 аспектами

Детерміновані компоненти

- Нормалізація та оцінка профілю
- Перевірка критичних навичок
- 9 коригувальних факторів фінального балу

МАТЕМАТИЧНА ФОРМАЛІЗАЦІЯ

Ключові формули методу оцінювання

Структуризація та профіль кандидата

$$p_i = A(r_i) \rightarrow \{S_i, T_i, E_i, Ed_i, L_i, Lev_i\}$$

Навички, технології, досвід, освіта, мови, рівень

Неймережевий бал

$$s_{neural} = 100 * (0.5 * sim_{overall} + 0.3 * sim_{skills} + 0.2 * sim_{exp})$$

Зважена семантична близькість за трьома аспектами

Фінальний бал (гібридний)

$$s_{final} = clamp(s_{neural} + D1 + \dots + D9, 0, 100)$$

Неймережева база + 9 детермінованих коригувань

Категоріальна рекомендація

Y: ≥ 70 Proceed | 40-70 Review manually | < 40 Reject

Порогова класифікація з можливістю пониження

Вебзастосунок з архітектурою клієнт-сервер

Рівень	Технологія	Призначення
Сервер	Node.js, Express	Обробка запитів, API
База даних	MongoDB, Mongoose	Зберігання профілів і результатів
Клієнт	React, TypeScript	Інтерфейс користувача
AI — аналіз	gemini-2.5-flash	Структуризація резюме
AI — ембединги	gemini-embedding-001	Векторні представлення

5 спеціалізованих сервісів:

- 1 Витягування тексту (PDF/DOC/DOCX)
- 2 LLM-аналіз та структуризація резюме
- 3 Детермінована нормалізація профілю
- 4 Семантичне зіставлення (embedding)
- 5 Калібрування та пояснення результату

Інтерфейс системи:

Канбан-дошка — картки кандидатів з оцінкою та рівнем по колонках відбору | **Форма вакансії** — налаштування критичних / основних / додаткових навичок без технічного втручання

РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

91 пара «кандидат -вакансія» | 5 типів сценаріїв

86.8%

загальна точність

Тип сценарію	Пар	Правильних	Точність
Явна відповідність	15	14	93.3%
Надкваліфікованість	12	11	91.7%
Невідповідність рівня	18	16	88.9%
Кросдоменна невідповідність	28	23	82.1%
Часткова відповідність	18	15	83.3%

Жоден тип сценарію не опустився нижче 82% — метод рівномірно надійний в усіх ситуаціях первинного відбору

Результати кваліфікаційної роботи бакалавра



Виконано аналітичний огляд підходів та програмних засобів автоматизованого аналізу резюме



Розроблено гібридний neuralfirst метод із 9 детермінованими коригувальними факторами



Реалізовано систему CVMaster на Node.js + React з повним циклом аналізу резюме



Досягнуто загальної точності 86.8% на 91 парі «кандидат-вакансія» за 5 типами сценаріїв

Практичне застосування: автоматизація первинного скринінгу в HR CRM / ATS-системах як інтелектуальний модуль з пояснюваним результатом



Sun Jun 14 21:36:30 EEST 2026, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism (http://ap.km.ua) v-16.718

Максимальне співпадіння з одним документом 3.0%

Словники перевірки: UA, US, RU. Помилки в документах: 12%

ID: 275110 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів за текстовими даними резюме у системах управління персоналом Додано в БД: 2026-06-14 Автора: Владислав КУЗЬМУК Керівники: Едуард МАНЗІЮК Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	80560	583	3201 (4%)	42 (7%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Владислав КУЗЬМУК

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів за текстовими даними резюме у системах управління персоналом

Науковий керівник: Едуард МАНЗЮК, д.т.н., проф. каф. КН

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 4.76%

Коефіцієнт подібності 2: 2.58%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 11

Інтервали: 0

Білі знаки: 143

Дата створення звіту: 2026-06-14 20:31:31.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2026-06-14

Дата

експерт

Петровський Р.С.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів за текстовими даними резюме у системах управління персоналом

Автор студент групи КН-22-3 Владислав КУЗЬМУК

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: д.т.н., проф. каф. комп'ютерних наук Едуард МАНЗЮК

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмними засобами комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	відповідає
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	відсутні

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Владислава Кузьмука не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 3%;

- за системою StrikePlagiarism КПП: 4,76%,.

14.06.2026

Завідувач кафедри



Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Едуард МАНЗЮК



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-22-3 Кузьмука Владислава Ігоровича*

за темою: Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів за текстовими даними резюме у системах управління персоналом

1. Актуальність обраної теми

Усі чотири завдання виконані: проведено аналітичний огляд існуючих підходів та програмних засобів, розроблено метод нейромережевого оцінювання із визначенням інформаційних ознак профілю кандидата, реалізовано програмний застосунок SVMaster та проведено експериментальну перевірку методу на реальних парах «кандидат–вакансія».

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета роботи розкрита повністю, всі завдання виконані.

3. Зміст кожного розділу роботи

В першому розділі виконано аналіз сучасних підходів до автоматизованого оцінювання відповідності кандидатів вакансіям та розглянуто існуючі програмні засоби у цій галузі. Визначено мету роботи та виконано постановку завдань. В другому розділі спроектовано метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидата вимогам вакансії за текстовими даними резюме. Визначено сукупність інформаційних ознак профілю кандидата та показники оцінювання якості методу. В третьому розділі виконано експериментальне дослідження методу на реальних резюме та вакансіях і проведено аналіз отриманих результатів.

4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблений у роботі метод та його програмна реалізація можуть бути використані у системах управління персоналом для автоматизації первинного відбору кандидатів, скорочення часу на аналіз резюме та підтримки прийняття рішень рекрутером.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Структура роботи та послідовність викладення логічні та відповідають поставленій меті. Викладення матеріалу послідовне, аргументоване, літературно грамотне.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

При реалізації методу використано лише дві моделі нейронних мереж.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Рецензент _____

Губарущенко Т.О.



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-22-3 Владислава КУЗЬМУКА

за темою Метод нейромережевого оцінювання відповідності кандидатів за текстовими даними резюме у системах управління персоналом

1. Актуальність теми

Тема кваліфікаційної бакалаврської роботи є актуальною у розрізі сучасної автоматизації процесів рекрутингу та HR-менеджменту. Швидке зростання обсягів цифрових даних кандидатів вимагає створення інтелектуальних систем автоматичного аналізу та фільтрації професійних профілів. Традиційний ручний розбір резюме супроводжується значними часовими витратами та суб'єктивізмом, тому розробка нових засобів нейромережевої обробки неструктурованих текстових даних для об'єктивного оцінювання відповідності потенційних працівників вимогам вакансій є важливим.

2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

Напрямок та змістове наповнення дослідження повністю задовольняють вимоги державного освітнього стандарту спеціальності 122 "Комп'ютерні науки". Проект безпосередньо присвячений побудові методів штучного інтелекту, формування критеріїв відповідності професійних текстових даних, а також практичній реалізації підсистем аналізу природної мови.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Протягом усього періоду розробки випускної роботи студент демонстрував високий рівень академічної підготовки, організованість, цілеспрямованість і аналітичний склад мислення. Студент проявив себе як самостійний розробник, здатний опрацьовувати профільну науково-технічну літературу, дотримуватися високих стандартів інженерної грамотності під час кодування і підготовки супровідної документації.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Усі ключові рішення, алгоритмічні структури та результати досліджень, представлені до захисту, виконані автором особисто. Студент самостійно сформував

процеси очищення та токенизації текстових масивів резюме, інтегрував розроблені моделі у програмну систему та провів повноцінний комплекс експериментів для перевірки точності та ефективності створеного інструментарію.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

Владислав Кузьмук продемонстрував навички практичного оперування методологічною базою сучасних комп'ютерних наук. У ході проєктування ним були успішно освоєні та впроваджені методи математичної статистики, алгоритми семантичного векторного представлення слів і документів, технології навчання нейромережесих моделей глибокого навчання.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Заявлена тема випускної роботи розкрита цілісно і в повному обсязі. Пояснювальна записка містить необхідний огляд автоматизованих рішень та інтелектуальних підходів у сфері обробки резюме, також опис створеного програмного продукту з функціональним інтерфейсом користувача. Експериментальна частина підтвердила необхідну точність та обґрунтованість запропонованого нейромережесого методу.

7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

Кваліфікаційна робота структурована логічно й послідовно; виклад кожної підтеми плавно підводить до наступного етапу дослідження. Пояснювальна записка написана науковою мовою, з коректним використанням термінологічного апарату.

8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Запропонований нейромережесий метод та реалізоване на його основі програмне забезпечення мають прикладний потенціал. Створені модулі можуть бути інтегровані в системи автоматизації HR-процесів середніх та великих компаній, кадрові платформи, сервіси пошуку роботи або внутрішні корпоративні портали для первинного скринінгу й ранжування кандидатів у режимі реального часу.

9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи актуальність теми, технічний рівень реалізації програмного забезпечення та відповідність усім нормативним вимогам до бакалаврських кваліфікаційних робіт, проєкт Владислава Кузьмука повністю рекомендується до захисту перед екзаменаційною комісією. Автор заслуговує на присвоєння найвищої оцінки – «добре».

Керівник



д.т.н., проф. каф. КН Едуард МАНЗЮК