

Гайтан О. М., старший викладач кафедри комп'ютерних технологій та інформаційних систем Національного університету «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»
ORCID: 0000-0002-7228-9937

Бублій В. Е., асистент кафедри комп'ютерних технологій та інформаційних систем Національного університету «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»
ORCID: 0009-0002-7748-7681

ТЕХНОЛОГІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СИСТЕМАХ РЕКРУТИНГУ ТА УПРАВЛІННЯ ПЕРСОНАЛОМ

У статті розглянуто сучасні підходи до використання штучного інтелекту (ШІ) у процесах рекрутингу та розвитку персоналу в умовах цифрової трансформації бізнесу. Проаналізовано теоретичні засади й практичні інструменти автоматизації HR-процесів, інтеграцію інтелектуальних технологій у процеси підбору, оцінювання та утримання працівників. Особливу увагу приділено використанню технологій *augmented writing* для формування описів вакансій, що підвищують релевантність і гендерну нейтральність текстів, системам автоматизованого сканування профілів кандидатів у соціальних мережах, інтелектуальним сканерам резюме, чат-ботам та системам автоматизованого вхідного тестування. Детально розглянуто використання алгоритмів машинного навчання та обробки природної мови, зокрема моделей BERT, GPT, T5, що забезпечують семантичний аналіз і класифікацію профілів кандидатів, а також моделі прогнозування успішності працівників. Проаналізовано типові етапи обробки даних, створення ембеддінгів (*vector embeddings*) профілів і застосування векторних баз даних для пошуку релевантних кандидатів, зокрема використання Milvus, Pinecone та Weaviate для реалізації семантичного пошуку. Розглянуто механізми інтеграції таких моделей у системи автоматизованого підбору персоналу, оцінювання результативності та прогнозування професійної успішності працівників. Проаналізовано метрики оцінювання ефективності (*accuracy, precision, recall, F1-score*), які використовуються для кількісного вимірювання результативності у HR-аналітиці. Доведено, що інтеграція інтелектуальних технологій сприяє скороченню часу підбору персоналу на 40–60 %, підвищенню точності відбору на 25–30 % і зниженню рівня упередженості у прийнятті рішень. Окремлено етичні ризики застосування штучного інтелекту – алгоритмічну дискримінацію, непрозорість моделей, ризики порушення приватності та обмеження даних. Запропоновано підходи до забезпечення прозорості й справедливості систем на основі *Explainable AI* та принципів GDPR. Результати дослідження мають практичне значення для розробників HR-технологій, аналітиків і менеджерів з персоналу, що впроваджують системи інтелектуальної автоматизації у рекрутингові процеси.

Ключові слова: штучний інтелект, рекрутинг, машинне навчання, HR-аналітика, *augmented writing*, чат-боти, метрики ефективності.

Haitan O. M., Bublii V. E. Artificial intelligence technologies in recruiting and staff management systems

The article examines modern approaches to the use of artificial intelligence (AI) in recruitment and staff development processes under the conditions of business digital transformation. Theoretical foundations and practical tools for the automation of HR processes are analyzed, focusing on the integration of intelligent technologies into recruitment, evaluation, and employee retention systems. Special attention is paid to augmented writing technologies for generating job descriptions that enhance linguistic relevance and gender neutrality, as well as to automated candidate profiling in social networks, intelligent resume scanners, chatbots, and AI-based preliminary testing systems. The study provides a detailed analysis of machine learning and natural language processing algorithms, including BERT, GPT, and T5 models, which enable semantic analysis and classification of candidate profiles, as well as predictive models for assessing employee success. The typical stages of data processing are examined, including the creation of embeddings (*vector representations*) of candidate profiles and the use of vector databases for semantic matching, particularly Milvus, Pinecone, and Weaviate, which ensure context-aware candidate search and ranking. Mechanisms for integrating such models into automated recruitment systems, performance evaluation tools, and employee success prediction frameworks are discussed. The paper analyzes performance metrics such as *accuracy, precision, recall, and F1-score*, used for quantitative measurement of HR analytics effectiveness. It is demonstrated that the integration of intelligent technologies can reduce recruitment time by 40–60%, increase selection accuracy by 25–30%, and lower bias in decision-making processes. Ethical challenges associated with AI use are also outlined, including algorithmic discrimination,

model opacity, data privacy risks, and data access limitations. The study proposes approaches to ensuring transparency and fairness of AI-driven systems through Explainable AI methods and compliance with GDPR principles. The findings have practical significance for HR technology developers, analysts, and resource managers implementing intelligent automation systems in recruitment and staff management processes.

Key words: artificial intelligence, recruiting, machine learning, HR analytics, augmented writing, chatbots, performance metrics.

Постановка проблеми. Цифрова трансформація бізнесу та швидкий розвиток штучного інтелекту кардинально змінюють підходи до управління людськими ресурсами. Штучний інтелект інтегрується в усі етапи життєвого циклу працівника: від рекрутингу та адаптації до побудови індивідуальних кар'єрних траєкторій і підвищення кваліфікації.

Проблема полягає у необхідності системного дослідження впливу штучного інтелекту на процеси рекрутингу та розвитку персоналу, оцінювання ефективності відповідних технологічних інструментів і формування методичних підходів до їх етичного та відповідального використання.

Аналіз досліджень та публікацій. Впровадження штучного інтелекту у сфері рекрутингу досліджується у працях вітчизняних і зарубіжних науковців, а також у звітах міжнародних аналітичних компаній. За даними аналітичних джерел (World Economic Forum, Gartner), 87% компаній вже використовують ШІ у підборі кадрів, а серед корпорацій зі списку Fortune 500 цей показник сягає 99 %. У той же час 65 % рекрутерів застосовують ШІ-інструменти для попереднього аналізу резюме та відбору кандидатів або прогнозування успішності працівників [1, 2].

За даними Gartner, частка HR-лідерів, які впроваджують або активно планують використовувати генеративний ШІ, зросла з 19% у червні 2023 року до 61% у січні 2025 року, що відображає стрімке зростання використання інтелектуальних технологій у сфері управління персоналом. Водночас лише 21% СІО приділяють увагу пом'якшенню впливу ШІ на працівників [2]. 92% компаній планують збільшити інвестиції у ШІ протягом трьох років, проте лише 1% вважають себе «зрілими» щодо повної інтеграції ШІ у бізнес-процеси [3].

Скібська К. провела SWOT-аналіз використання інструментів штучного інтелекту для ідентифікації сильних та слабких сторін його використання. Було виявлено, що використання цифрових інструментів пришвидшує процес онлайн рекрутингу на 75% [4]. За даними звіту Deloitte 2024, впровадження систем ШІ сприяє підвищенню рівня збереження персоналу у середньому на 40% [5].

Bankins S. та ін. [6] провели систематичний аналіз 104 емпіричних досліджень, який підтвердив, що штучний інтелект здатний ефективно прогнозувати необхідні навички на різних етапах кар'єрного розвитку. Він враховує як індивідуальні цілі працівників, так і організаційні потреби, що сприяє більш точному та персоналізованому підходу до побудови кар'єри.

Дослідження ІТ-компаній у регіоні Бангалор, проведене з використанням методу структурного моделювання [7] та AMOS 22.0 для аналізу даних, показало, що штучний інтелект має значний вплив на продуктивність працівників. Результати показали, що 32.8% варіації продуктивності працівників можна пояснити впливом штучного інтелекту. Отже, впровадження інтелектуальних систем у HR-процеси сприяє підвищенню ефективності персоналу. Звіти IBM і McKinsey підтверджують, що використання ШІ скорочує час рекрутингу на 40% і підвищує точність відбору персоналу на 25–30 %.

Технологічні аспекти використання ШІ у HR-сфері розглядаються у роботах багатьох вчених та дослідженнях організацій. Міжнародний інститут розвитку менеджменту (IMD) досліджує використання ШІ-програмних засобів в рекрутингу: IBM Watson, ChatGPT, HireVue, Eightfold.ai, Visier, Pymetrics, ADP DataCloud, Workday, HiredScore, Ultimate Software's UltiPro [8]. Yuan Li et al., Mashayekhi Y. et al. надають систематичний огляд алгоритмів рекомендацій у електронному рекрутингу з аналізом основних методів – колаборативної, контентної та гібридної фільтрації [9]. Черненко Н. досліджує основні технологічні можливості сучасних ШІ-платформ, які використовуються в HR, перспективи їх розвитку [10], Васьків О., Боршук І. [11], Славкова О. [12], Матвєєва Н. [13] – впровадження чат-ботів і аналітичних платформ, що дозволяють оптимізувати комунікацію між рекрутерами та кандидатами.

Питання етичності впровадження ШІ розглядають Черненко Н., Пуліна Т., Шморгун О. та ін., звертаючи увагу на ризики дискримінації, упередженості даних і необхідність підвищення прозорості моделей прийняття рішень.

Аналіз сучасних джерел свідчить про активне поширення практик використання штучного інтелекту у сфері рекрутингу та розвитку персоналу. При цьому актуальними залишаються завдання забезпечення точності моделей, формування етичних стандартів їх застосування та розроблення підходів до вимірювання ефективності інтелектуальних HR-систем.

Мета дослідження. Метою дослідження є систематизація технологій штучного інтелекту, що застосовуються на різних етапах життєвого циклу працівника, аналіз їх технічних реалізацій, метрик ефективності та етичних аспектів використання у рекрутингу, оцінюванні та розвитку персоналу.

Основний матеріал.

1. Використання технологій ШІ у написанні описів вакансій. Роль технологій штучного інтелекту у процесах підбору персоналу постійно зростає. Перший етап ефективного підбору персоналу – складання якісного та привабливого опису вакансії. Від якості тексту вакансії значною мірою залежить кількість і релевантність кандидатів, які відгукуються на пропозицію [14]. Зокрема Somers S. та Desmidt S. зазначають, що використання образної мови та текст вакансії, який більш конкретно описує позицію в оголошенні, підвищують привабливість організації, що веде до залучення більшої кількості потенційних кандидатів [15]. Інші дослідження підкреслюють, що специфікація вимог і позитивне позиціонування роботодавця в тексті значно підвищують не лише обсяг, а й релевантність відгуків, оскільки кандидати краще розуміють очікування і можуть адекватніше оцінити свою відповідність [16, 17].

Існує активна практика й дослідження застосування *augmented-writing* (технології підсиленого письма) для генерації та оптимізації текстів вакансій. Штучний інтелект допомагає створювати чіткі та орієнтовані на конкретну аудиторію тексти вакансій. Використання алгоритмів обробки природної мови (NLP) дає змогу аналізувати великі обсяги історичних даних (попередні вакансії, профілі успішних співробітників, попередні оголошення, статистику відгуків та ефективності найму тощо), щоб виявити закономірності між формулюванням вакансій та показниками успішності найнятих працівників [18]. На основі цього формуються рекомендації щодо ключових слів, структури тексту та тону комунікації і створюються тексти, що залучають більш різноманітну аудиторію. Наприклад, платформа Textio використовує NLP для аналізу ефективності формулювань та *augmented writing* для аналізу та оптимізації опису вакансій, пропонуючи покращення лексики й тону, які підвищують привабливість вакансій для ширшого кола кандидатів. У звіті Textio за 2022 рік зазначається, що такий аналіз дозволяє ідентифікувати та зменшувати мовні упередження, зокрема використання гендерно-забарвлених слів [19, 20]. Хе Дж.К. та Канг С.К. стверджують, що зменшення упередженості оголошень про роботу шляхом заміни “чоловічої мови” збільшує гендерну різноманітність кандидатів [17].

Дослідження показують, що використання ШІ при створенні вакансій скорочує час підготовки опису на 50-60 %, час на читання резюме – на 40-60%, відсіювання 35% нерелевантних заявок [21].

Vu D.H. та ін. запропонували метод NLP2FJD, який базується на технологіях глибокого навчання та NLP для підвищення точності виявлення фіктивних описів вакансій [22]. Модель використовує попередньо натреновані вектори Word2Vec для вилучення семантичних ознак із текстових даних і поєднує їх із метаданими для підвищення ефективності класифікації.

Процес створення описів вакансій із застосуванням штучного інтелекту реалізується у декілька етапів:

1. Збір даних – описів вакансій, резюме успішних працівників, оцінок продуктивності, відгуків кандидатів, показники успішності працівників (KPI, тривалість роботи, оцінки продуктивності), метрики відгуку на вакансію (CTR, заявки/дня), демографічні дані (з анонімізацією). Забезпечується інтеграція з системами ATS (Applicant Tracking System) і HRIS (Human Resources Information System) для отримання історичних даних про вакансії та результати найму.

Джерела даних: ATS/CRM (Workday, Greenhouse, Lever), історичні описи вакансій, HRIS (анонімізовані KPI), платформи вакансій (LinkedIn).

2. Попередня обробка текстів. За допомогою бібліотек NLP (spaCy, NLTK, Stanza) здійснюється токенізація, нормалізація та семантичний аналіз текстів.

3. Аналітичний модуль. За допомогою методів машинного навчання (decision trees, random forests, gradient boosting) і моделей на основі трансформерів (BERT, RoBERTa, GPT) визначаються ключові навички, вплив певних формулювань на поведінку кандидатів, досвід та риси успішних співробітників. Класифікаційні/регресійні моделі виконують аналіз факторів успіху, виявляють характеристики співробітників, що корелюють із успіхом; ці ознаки використовуються для визначення пріоритетів в описів вакансій.

Для навчання моделей попередньо виконується експертна розмітка. HR-експерти маркують ключові навички, категорії ролей, кар’єрні рівні; створюють «золоті» приклади опису вакансії для навчання/оцінки.

4. Генерація тексту. Великі мовні моделі LLM (GPT-4, Llama 3, T5, BART) створюють варіанти описів вакансій, адаптовані до заданого контексту, рівня кваліфікації та вимог компанії, на основі принципів гендерної нейтральності, стислості та зрозумілості. Генерація або підсилення тексту виконується двома шляхами: (а) шаблони + правила + статистичні підстановки; (б) модель на основі трансформерів (донавчена модель BERT, T5, GPT) або GPT-подібні LLM з промпт-інженерією для генерації природних, інклюзивних оголошень про вакансії. Комерційні продукти часто комбінують обидва підходи (дані + LLM).

Таблиця 1

Технології ШІ у написанні описів вакансій

Компонент	Опис	Технології / Інструменти
Рівень даних	Збір даних із ATS, HRIS, LinkedIn	PostgreSQL, S3, Airflow
NLP обробка	Токенізація, NER, нормалізація	spaCy, Stanza, NLTK
ML / LLM моделі	Генерація описів	BERT, T5, GPT-4, Llama 3
Розгортання	Сервісна архітектура	FastAPI, Docker, Kubernetes

5. Валідація. Результати оцінюються на основі лінгвістичних метрик (читабельність, унікальність, тональність) та бізнес-метрик (кількість відгуків, конверсія в успішні найми). Метрики дозволяють вимірювати як якість тексту, так і його бізнес-ефективність.

Таблиця 2

Метрики ефективності підсиленого письма

Метрика	Опис	Тип
Readability Index	Оцінка читабельності тексту	Лінгвістична
Diversity Ratio	Частка різноманітних кандидатів	Бізнес
Conversion-to-Hire	Конверсія відгуку → найм	Бізнес
Оцінки BLEU / ROUGE	Семантична схожість із еталоном	Модельна

Важливим аспектом залишається етична складова використання ІШ в написанні вакансій. Некоректно сформульовані вимоги або упереджені формулювання можуть відштовхнути певні групи кандидатів і знизити інклюзивність процесу найму [23]. Тому сучасні системи рекрутингу інтегрують модулі для виявлення дискримінаційних формулювань, пов'язаних із гендером, віком або соціальним статусом, для забезпечення рівності. OECD наголошує, що регулярний аудит упередженості є ключем до справедливих результатів [24].

Таблиця 3

Етичні обмеження та ризики формування опису вакансії

Обмеження / Ризики	Потенційні наслідки	Методи пом'якшення
Алгоритмічна упередженість	Виключення певних груп	Тестування упередженості, контрфактичне оцінювання
Недостатність даних	Низька точність	Розширення даних, експертна оцінка
Витік даних	Порушення GDPR	Анонімізація, шифрування

Найефективнішими вважаються гібридні підходи, які поєднують великі обсяги даних, експертну розмітку, використання великих мовних моделей з контрольованими параметрами стилю та тональності та безперервну А/В-валідацію результатів. Такий підхід дозволяє досягти оптимального балансу між автоматизацією та якістю контенту та забезпечити відповідність текстів лінгвістичним і етичним стандартам.

2. Сканування профілів кандидатів у соціальних мережах. Другим етапом використання ІШ у рекрутингу є автоматизоване виявлення кандидатів у соціальних мережах, що дозволяє охопити фахівців, які не подають заявки безпосередньо. Технології ІШ дозволяють здійснювати глибинний аналіз відкритих профілів у соціальних мережах (LinkedIn, GitHub, X) для виявлення пасивних потенційних кандидатів. Алгоритми семантичного пошуку на векторних поданнях (ембедінгах) і кластеризації допомагають ідентифікувати користувачів з відповідними компетенціями.

Смачило П. та Журавчак Л. виділяють три ключові підходи до аналізу даних із соціальних мереж: аналіз тональності текстів, тематичне моделювання та аналіз соціальних зв'язків [25]. Такі підходи дозволяють формувати рекомендаційні системи для підбору кадрів на основі публічних даних LinkedIn.

Понад 75 % кваліфікованих спеціалістів належать до пасивних кандидатів, які відкриті до нових можливостей, якщо вакансія відповідає їхнім очікуванням. 83% опитаних рекрутерів зосереджуються на пасивних кандидатах. Саме тому автоматизований моніторинг і аналітика профілів у соціальних мережах стають критично важливими для ефективного підбору персоналу (LinkedIn, 2023).

Аналіз профілів складається з таких етапів:

1. **Збір даних.** Використовуються програмні агенти для збору відкритої інформації з платформ LinkedIn, GitHub, Behance, ResearchGate, Kaggle, X. Дані включають освіту, досвід роботи, ключові навички, досягнення, активність у професійних спільнотах тощо. Для підвищення якості вибірки застосовується фільтрація даних за регіоном, галуззю, посадою та рівнем кваліфікації.

2. **Обробка та нормалізація даних.** Використовуються NLP-бібліотеки (spaCy, NLTK, Stanza) для токенизації, очищення тексту, виявлення сутностей (NER) і стандартизації назв посад та компаній. Для зменшення дублювання застосовуються евристичні та кластеризаційні алгоритми (K-Means, HDBSCAN).

3. **Створення профільних векторів і семантичний пошук.** За допомогою моделей на основі трансформерів (Sentence-BERT, OpenAI embeddings, Llama 3) формуються векторні представлення профілів, які дозволяють проводити семантичне зіставлення між вакансією та профілем кандидата. Для швидкого пошуку релевантних профілів використовуються векторні бази даних Milvus, Pinecone або Weaviate.

4. **Аналіз соціальних зв'язків.** Використовується ранжування на основі графів (наприклад, алгоритм PageRank або Node2Vec) для аналізу взаємозв'язків між кандидатами, компаніями та галузями. Це дозволяє визначати «впливових» кандидатів у певних професійних колах або знайти рекомендаційні ланцюжки.

5. **Прогнозування поведінки кандидата.** На основі історичних даних (відгуки, час відповіді, взаємодії з рекрутером) будується модель ймовірності відгуку. Згідно з даними IBM HR Analytics (2024), такі моделі можуть підвищити точність таргетованих контактів на 37%, скоротити «time-to-contact» на 42% [26].

Таблиця 4

Технології аналізу профілів кандидатів у соціальних мережах

Компонент	Опис	Технології / Інструменти
Збирання даних	Збір відкритих даних із соціальних платформ	Python, Selenium, BeautifulSoup, API
Обробка природної мови (NLP)	Аналіз текстів профілів, виявлення сутностей	spaCy, Transformers, NLTK
Семантичний пошук і зіставлення	Пошук релевантних кандидатів за змістом	Sentence-BERT, OpenAI embeddings, Milvus, Pinecone
Графова аналітика	Аналіз зв'язків і впливу	NetworkX, Neo4j, Node2Vec
Розгортання та інтеграція	Інтеграція з ATS/CRM системами	FastAPI, Airflow, AWS S3, REST API

Оцінка роботи систем III для пошуку кандидатів проводиться за сукупністю кількісних і якісних показників.

Таблиця 5

Метрики ефективності пошуку кандидатів

Метрика	Опис	Тип
Precision@K	Частка релевантних профілів серед топ-K результатів	Модельна
Recall	Частка знайдених релевантних профілів від загальної кількості	Модельна
CTR (Click-Through Rate)	Частка переходів на профіль після контакту	Бізнес
Conversion-to-Interview	Конверсія у призначене інтерв'ю	Бізнес
Time-to-Contact	Середній час від ідентифікації до контакту	Операційна

Згідно зі звітом Gartner (2024), близько 55 % компаній зі списку Fortune 500 уже інтегрували такі інструменти у свої HR-системи. За даними Deloitte (2024), автоматизовані системи III скорочують час пошуку релевантних кандидатів у середньому на 43%, а precision@10 у провідних рішеннях досягає 0.78 [27]. За даними GoIT Global (2025), семантичний пошук, що дозволяє знаходити релевантні профілі кандидатів на основі їхніх навичок, а не лише назв посад, підвищує рівень відгуків приблизно на 25%. Крім того, застосування парсерів природної мови дає змогу скоротити час розгляду кандидатур до 60% [28].

Сканування профілів кандидатів пов'язане з рядом етичних і правових викликів. Ризики виникають при використанні публічної інформації без чіткого повідомлення користувачів, а також під час класифікації за ознаками, що можуть мати соціальну чутливість (вік, стать, регіон, мова спілкування тощо).

Основними принципами є дотримання GDPR, CCPA щодо збору та збереження даних; дотримання OECD AI Guidelines; використання тільки публічної інформації з профілів; анонімізація персональних даних у системах навчання моделей; пояснюваність алгоритмів для запобігання дискримінації.

Таблиця 6

Етичні ризики при аналізі профілів кандидатів

Обмеження / Ризики	Потенційні наслідки	Методи пом'якшення
Порушення приватності	Використання особистих даних без згоди	Збір лише публічної інформації, анонімізація, дотримання GDPR/CCPA
Алгоритмічна упередженість	Нерівність у відборі кандидатів за ознаками статі, віку чи мови	Аудит справедливості, зменшення упереджень, перевірка балансування даних
Відсутність пояснюваності	Недовіра до результатів автоматизованого відбору	Пояснюваний штучний інтелект, прозорість критеріїв відбору
Невірна інтерпретація даних	Хибні оцінки або віднесення до невірної категорії	Верифікація профілю, участь людини у циклі прийняття рішень (human-in-the-loop)
Викривлення соціальних зв'язків	Надмірне використання graph-аналізу може порушувати приватність третіх осіб	Обмеження глибини обходу графа, деідентифікація вузлів

Дослідження OECD (2023) підкреслює, що понад 60% компаній, які застосовують AI-аналітику для рекрутингу, впровадили внутрішні політики щодо ведення аудиторського журналу та зменшення упереженості.

3. Автоматизований відбір резюме. Автоматизований відбір резюме є одним основних напрямів застосування ШІ у рекрутингу. Традиційно цей процес потребував значних часових ресурсів HR-фахівців, які вручну переглядали сотні заявок. ШІ-рішення дозволяють автоматично обробляти текстові документи, виявляючи релевантних кандидатів. Дослідження IBM (2022) доводять, що використання систем машинного аналізу резюме скорочує час на попередній відбір до 75% [29]. ШІ дозволяє аналізувати великі обсяги резюме, оцінюючи відповідність досвіду та навичок вимогам.

Основним технологічним інструментом є обробка природної мови (NLP), що дає змогу системі розпізнавати ключові слова, контекст і смислові зв'язки між досвідом кандидата та описом вакансії. Методологія передбачає парсинг документів, вилучення ключових полів (навички, освіта, досвід), нормалізацію назв і семантичне порівняння з описом вакансії. Основні етапи включають:

1. Парсинг і структуризація даних. Здійснюється автоматичне зчитування інформації з файлів різних форматів (PDF, DOCX) з подальшим перетворенням неструктурованого тексту у впорядковані дані. Система виокремлює ключові поля – особисті дані, освіту, досвід роботи, навички, сертифікати тощо.

2. Векторизація та семантичне представлення тексту. Для перетворення текстової інформації у числове представлення використовуються векторизаційні методи (Word2Vec, Sentence Transformers), які формують багатовимірні вектори, що відображають семантичну близькість між поняттями.

3. Контекстуальне моделювання та аналіз змісту. На цьому етапі застосовуються попередньо навчені мовні моделі – BERT, RoBERTa, DistilBERT, а також, які дають змогу відображати текстові елементи у багатовимірному семантичному просторі та виявляти смислові зв'язки між поняттями. Використання цих моделей забезпечує точніше вилучення релевантної інформації про навички, досвід і компетенції кандидата.

4. Оцінювання релевантності кандидатів. На цьому етапі використовуються тонко налаштовані моделі BERT, RoBERTa або GPT, які здійснюють класифікацію резюме за ступенем відповідності опису вакансії.

Додатково використовуються системи виявлення неявних ознак компетентності. Вони визначають приховані навички та поведінкові характеристики (наприклад, лідерство, комунікабельність, аналітичне мислення) на основі контексту опису досвіду чи досягнень. Для цього можуть застосовуватись моделі LLM або спеціалізовані класифікатори м'яких навичок.

Комбінування текстових і метаданих (наприклад, дата останньої роботи, освіта, галузь, тип контракту) дає змогу побудувати гібридні моделі, що враховують як зміст, так і структуру резюме.

Інтеграція з ATS (Workday, Greenhouse) здійснюється через REST API.

Таблиця 7

Технології автоматизованого аналізу та скринінгу резюме

Компонент	Опис	Технології / Інструменти
Попередня обробка тексту	Парсинг PDF/DOCX, очищення тексту, токенизація	spaCy, NLTK, regex, Apache Tika
Векторизація тексту	Формування семантичних векторів для резюме та вакансій	Word2Vec, Sentence-BERT, BERT, RoBERTa, DistilBERT
Семантичний пошук	Пошук релевантних кандидатів за векторним представленням	ElasticSearch, FAISS, Pinecone
Ранжування / Оцінка релевантності	Класифікація та ранжування кандидатів за відповідністю вакансії	cosine similarity, XGBoost, fine-tuned BERT / RoBERTa / GPT
Виявлення неявних компетентностей	Аналіз прихованих навичок та поведінкових характеристик	fine-tuned GPT / LLM, класифікатори soft skills
Інтеграція з HR/ATS системами	Синхронізація даних, автоматична передача результатів	Greenhouse API, BambooHR API, Workday REST API
DevOps / Підтримка моделей	Розгортання моделей, відстеження експериментів, масштабованість	FastAPI, MLflow, Docker, PostgreSQL

Згідно з дослідженням LinkedIn, автоматизація скринінгу скорочує час на обробку заявок у середньому на 70–80 %, а точність відповідності кандидатів вимогам вакансії зростає до 85 % [30]. Крім того, використання багатомовних моделей (Multilingual BERT) підвищує точність обробки міжнародних резюме.

Оцінка ефективності проводиться за метриками accuracy, F1-score, NDCG та бізнес-показниками (скорочення часу перегляду, підвищення точності відбору). Застосовуються тести на справедливість системи.

Таблиця 8

Метрики ефективності систем скринінгу

Метрика	Опис	Тип
Accuracy	Загальна точність класифікації резюме за релевантністю	Модельна
F1-score	Гармонійне середнє між precision і recall – збалансована оцінка моделі	Модельна
NDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain)	Показник якості ранжування кандидатів у пошуковій видачі	Модельна
Disparate Impact Ratio	Відношення рівня позитивних рішень між групами (тест на дискримінацію)	Етична
Equality of Opportunity	Перевірка рівності шансів для кандидатів різних груп	Етична
Processing Time	Середній час обробки одного резюме	Операційна
Shortlist Precision	Частка кандидатів, які дійшли до етапу інтерв'ю	Бізнес
Time-to-Hire Reduction	Зменшення тривалості процесу найму після впровадження системи	Бізнес

Етичні аспекти зосереджені на мінімізації алгоритмічних упереджень, пояснюваності моделей і прозорості процесу прийняття рішень. Використання автоматизованих систем відбору регулюється вимогами щодо недискримінаційного доступу до зайнятості (EU AI Act, 2024).

Моделі, які прогнозують успішність кандидатів, несуть ризик підсилення історичних упереджень, закладених у навчальні дані. Це підкреслює важливість розвитку механізмів пояснюваності та пом'якшення упередженості для забезпечення прозорості й справедливості алгоритмічних рішень.

Таблиця 9

Етичні ризики при автоматизованому відборі резюме

Ризик	Потенційний наслідок	Механізм контролю
Упередженість моделі	Виключення кваліфікованих кандидатів	Анонімізація даних, аудит справедливості моделі
Неповні або некоректні дані	Помилкове ранжування	Перевірка достовірності полів
Низька якість текстів резюме	Втрата релевантної інформації	Використання NER і корекції контексту

У великих компаніях для обробки резюме часто застосовуються системи відстеження кандидатів (ATS), які, аналізуючи дані про попередні найми, формують профілі «ідеальних» кандидатів для компанії. Однак така практика може відтворювати наявні упередження, якщо попередні рішення рекрутерів були необ'єктивні. Показовим є випадок Amazon, де штучний інтелект, що використовувався для добору персоналу, виявив упередження проти жінок [31].

Дослідження Вашингтонського університету показало, що ШІ-інструменти відбору кандидатів часто проявляють упередження: 85% випадків – на користь імен, асоційованих із білою расою, 52% – із чоловічою статтю. Найбільше дискримінаційне відставання спостерігається серед темношкірих чоловіків [32].

4. Персоналізовані взаємодії з кандидатами в чат-ботах. Чат-боти на базі штучного інтелекту змінюють підхід до комунікації з кандидатами, забезпечуючи цілодобову підтримку, швидке надання інформації та персоналізовану взаємодію [33]. За даними Deloitte (2023), використання чат-ботів у рекрутингу підвищує рівень задоволеності кандидатів на 35% [34].

Робота чат-бота складається з модулів: розпізнавання намірів (intent detection), витяг сутностей (entity recognition), управління діалогом (dialogue manager) та генерація відповідей (response generation).

Процес побудови чат-бота для HR-комунікацій складається з таких етапів:

1. **Аналіз сценаріїв спілкування.** Визначаються ключові етапи взаємодії – реєстрація, заповнення анкети, співбесіда, зворотний зв'язок.

2. **Навчання моделі.** Використовуються попередньо навчені мовні моделі (GPT-4, Claude, Gemini) із доменною адаптацією до HR-комунікацій.

3. **Інтеграція з Telegram, Messenger та корпоративними порталами**

4. **Інтеграція з ATS/CRM.** Чат-бот отримує дані з профілів кандидатів і вакансій для контекстної персоналізації.

Для персоналізації використовується контекст користувача, історія взаємодій і дані з ATS. Для генерації природних відповідей застосовуються моделі GPT-4 або Llama 3. Для забезпечення точності та гнучкості використовується комбінація логіки на основі правил і LLM.

Таблиця 10

Технології побудови чат-бота для HR-комунікацій

Компонент	Опис	Технології / Інструменти
NLP & та визначення намірів	Аналіз повідомлень користувачів, розпізнавання намірів і сутностей	GPT-4 API, Llama 3, Dialogflow, spaCy, Transformers
Управління діалогом	Побудова сценаріїв спілкування, управління діалогами	Rasa Core, FastAPI, LangChain
Генерація відповідей	Формування природних персоналізованих відповідей	GPT-4 API, Claude, Llama 3
Планування та організація інтерв'ю	Автоматичне планування зустрічей і співбесід	Google Calendar API, Calendly
Аналіз настроїв	Аналіз емоційного тону спілкування	MonkeyLearn, IBM Watson Tone Analyzer
Інтеграційний рівень	Зв'язок із HR-системами, CRM, календарями	HRFlow.ai, Webhooks, REST API
Аналітика та моніторинг	Збір метрик взаємодії, журналювання, аналітика	PostgreSQL, Grafana, MLflow
Розгортання та безпека	Масштабування, оркестрація, безпека даних	Docker, Kubernetes, Redis, HTTPS, GDPR Compliance

Оцінка ефективності чат-ботів включає метрики response time, resolution rate, escalation rate, CSAT (customer satisfaction), precision intent recognition. Для порівняння рівня залучення кандидатів. проводиться А/В тестування.

Таблиця 11

Метрики ефективності побудови чат-бота для HR-комунікацій

Метрика	Опис	Тип
Response Time	Середній час відповіді чат-бота	Операційна
Resolution Rate	Частка вирішених запитів без участі рекрутера	Бізнес
Escalation Rate	Частка випадків, переданих людині	Операційна
CSAT (Customer Satisfaction)	Рівень задоволеності кандидатів	Бізнес
Intent Recognition Precision	Точність класифікації намірів	Модельна

В середньому компанії, які впровадили персоналізовані чат-боти, скоротили тривалість рекрутингового циклу до 40% і підвищили рівень задоволеності кандидатів на 60%. Системи, що враховують культурні й мовні відмінності, демонструють на 25% вищу ефективність у міжнародних командах [35].

Етичні аспекти передбачають прозоре інформування кандидатів про взаємодію з ботом, захист персональних даних і недопущення дискримінаційних або упереджених відповідей. Система повинна гарантувати можливість переходу до живого рекрутера при складних питаннях.

Таблиця 12

Етичні ризики при використанні чат-ботів для HR-комунікацій

Ризик	Потенційний наслідок	Механізм контролю
Відсутність прозорості	Недовіра кандидатів	Повідомлення про використання ШІ, право на контакт із менеджером
Помилки генерації	Некоректна інформація	Налаштування температури, інтеграція людини в цикл (human-in-the-loop)
Захист даних	Витік персональної інформації	Шифрування, відповідність GDPR

5. Автоматизація створення та оцінювання тестових завдань. Наступним етапом застосування штучного інтелекту у сфері рекрутингу є автоматизація тестування. Технології ШІ активно впроваджуються у створення, адаптацію та перевірку тестових завдань, що дозволяє стандартизувати оцінювання кандидатів.

Це особливо актуально під час масового найму або оцінювання фахівців технічних спеціальностей. Згідно з дослідженням Harvard Business Review (2023), автоматизоване тестування скорочує час оцінки на 50% і підвищує точність відбору [41].

Методологія включає автоматичне формування завдань на основі опису вакансії, параметризацію складності, генерацію вхідних даних і автоматичну перевірку результатів. Для технічних ролей використовуються системи sandbox-тестування, а для аналітичних і soft-skills – моделі оцінювання відкритих відповідей на основі NLP. Реалізація системи передбачає кілька етапів:

1. **Формування банку компетенцій.** Визначення переліку знань і навичок, що відповідають посаді.
2. **Генерація тестових завдань.** ШІ-моделі здатні автоматично створювати тестові питання різного рівня складності – від базових до аналітичних кейсів. Мовні моделі (GPT-4, Claude, Llama 3) формують варіанти тестів різних типів (multiple choice, coding task, case).на основі опису вакансії, компетенцій і вимог до рівня кандидата. Використовується параметризація сценаріїв, що дозволяє генерувати унікальні варіанти запитань та уникати повторів. Для підвищення точності застосовуються бібліотеки EvalGen, OpenAI Evals, а також підходи адаптивного навчання (Adaptive Testing).
3. **Адаптація складності.** Використання алгоритмів Reinforcement Learning або Item Response Theory (IRT) для підбору рівня завдань залежно від відповідей кандидата.
4. **Оцінювання результатів.** Перевірка відповідей здійснюється автоматично за допомогою NLP-моделей або алгоритмів аналізу коду. Для кодових завдань використовуються інструменти unit testing, static code analysis; для текстових – семантичне порівняння за метриками BERTScore, ROUGE, BLEU з еталонними рішеннями. Для тестів м'яких навичок застосовується аналіз текстових і відео відповідей за допомогою комп'ютерного зору (визначення емоцій) аналіз настроїв. Застосовуються ML-моделі для автоматичного скорингу відповідей і виявлення плагіату (Moss, Turnitin API).
5. **Аналітика.** Розрахунок індексів компетентності та передача результатів до ATS.

Таблиця 13

Технології автоматизації тестування

Компонент	Опис	Технології / Інструменти
Рівень даних	Зберігання тестів і результатів	PostgreSQL, Docker, Airflow
Генерація	Автоматичне створення тестових завдань	GPT-4, Llama 3, EvalGen
Адаптивність	Адаптація складності завдань у реальному часі	Reinforcement Learning, IRT
Оцінювання	Оцінювання відповідей і коду	BERTScore, Unit Testing, Static Code Analysis
Інтеграція	Зв'язок з HR-платформами	FastAPI, REST API, Codility / HackerRank
Моніторинг	Контроль якості та експериментів	MLflow, TensorBoard

Оцінка якості тестів базується на кореляції автоматизованої оцінки з оцінкою експерта, completion rate, predictive validity (зв'язок результатів тесту з майбутньою продуктивністю). Використовується безперервне калібрування моделей на основі історичних результатів.

Таблиця 14

Метрики ефективності тестових систем

Метрика	Опис	Тип
Inter-rater Reliability	Узгодженість автоматичної та експертної оцінки	Модельна
Completion Rate	Частка завершених тестів	Операційна
Predictive Validity	Кореляція результатів тесту з майбутньою продуктивністю	Бізнес
Processing Time	Середній час оцінювання	Операційна
Accuracy Scoring	Точність автоматизованої перевірки	Модельна

За даними Deloitte (2024), автоматизовані системи оцінювання дозволяють зменшити навантаження на рекрутерів на 60 %, а точність співставлення результатів із людською оцінкою становить до 90 % [27].

Етичні аспекти включають рівний доступ до тестів, запобігання шахрайству, прозорість критеріїв оцінки, конфіденційність результатів. Кандидати повинні бути поінформовані про використання ШІ в оцінюванні.

Етичні ризики при використанні тестових систем

Ризик	Потенційний наслідок	Механізм контролю
Упередженість алгоритму	Помилкове оцінювання	Fairness audit, XAI-моделі
Генерація помилкових завдань	Невідповідність вакансії	Експертна валідація
Конфіденційність даних	Порушення GDPR	Анонімізація, контроль доступу

6. Інтелектуальні платформи розвитку кар'єри. Сучасні корпорації активно інтегрують AI-платформи для розвитку персоналу. Так, IBM використовує платформу Watson Career Coach, яка ґрунтується на NLP та машинному навчанні, для підтримки професійного розвитку співробітників. Система аналізує профілі працівників, зокрема їхні навички, досвід роботи та кар'єрні амбіції, формує персоналізовані рекомендації щодо кар'єрних можливостей, визначає прогалини в навичках та рекомендує відповідні навчальні програми, а також сприяє менторству, з'єднуючи співробітників із наставниками, що мають спільні професійні інтереси [29].

Платформа Oracle Dynamic Skills від Oracle використовує алгоритми штучного інтелекту та машинного навчання для персоналізованого планування кар'єри та підвищення кваліфікації співробітників. Інтегруючись із системою управління персоналом Oracle HCM, платформа проводить аналіз прогалин у навичках, порівнюючи поточні компетенції працівників із вимогами посад. Система пропонує індивідуальні навчальні програми, а також використовує віртуальних кар'єрних консультантів для надання інтерактивних порад. Однією з основних можливостей є візуалізація можливих кар'єрних траєкторій, що дозволяє співробітникам оцінити різні варіанти професійного розвитку та визначити необхідні для досягнення цілей компетенції [39].

Платформи на основі ШІ, як Flex Experiences від Unilever, аналізують профілі співробітників, прогнозують ринкові тренди та формують індивідуальні шляхи розвитку, включаючи рекомендації курсів і менторства. Flex Experiences використовує штучний інтелект для сприяння внутрішній мобільності талантів через короткострокові проекти, надає персоналізовані рекомендації щодо тимчасових завдань в різних департаментах і підрозділах, сприяючи розширенню компетенцій і підвищенню адаптивності працівників [40].

Для візуалізації та прогнозування кар'єрних шляхів використовуються дендрограми та кар'єрні дерева, допомагаючи людям приймати обґрунтовані рішення щодо своєї кар'єри. Shivakumar A et al. [42] розглядають ієрархічну модель прогнозування кар'єри з використанням дендрограм та алгоритму випадкового лісу. Результати подаються у вигляді дендрограм для класифікації кар'єрних шляхів та представлення зв'язків між ними.

Крім дендрограм для прогнозування кар'єри застосовуються різні методи машинного навчання, зокрема дерева рішень, кластеризація, глибоке навчання тощо. Машинне навчання дозволяє передбачати майбутні позиції на основі історичних даних. Наприклад, алгоритми random forest використовуються для кластеризації кар'єрних шляхів із точністю до 89% у тестових вибірках.

7. Алгоритмічні підходи до систем електронного рекрутингу. Ключові алгоритмічні підходи до побудови рекомендаційних систем рекрутингу визначають основу сучасних AI-платформ. Традиційні алгоритмічні підходи до систем електронного рекрутингу використовують колаборативну фільтрацію, контентно-орієнтовані та гібридні методи.

Yuan Li та ін. запропонували комбінований підхід для рекомендацій вакансій, що поєднує TextCNN і collaborative filtering. TextCNN аналізує ключові навички та прогнозує рівень заробітної плати, а колаборативна фільтрація підвищує точність підбору вакансій. Метод перевершує кожен з компонентів окремо, особливо на неповних даних.

Bothmer & Schlippe представили Skill Scanner, систему рекомендацій вакансій на основі ШІ та NLP, яка автоматично порівнює, кластеризує та рекомендує навички. Вона використовує Sentence-BERT для векторизації навичок, UMAP і DBSCAN для зменшення розмірності та видалення аномалій, а K-середні для кластеризації. Система допомагає роботодавцям, кандидатам і навчальним закладам приймати обґрунтовані рішення щодо навичок на основі аналізу оголошень, резюме та навчальних програм.

Wang Qing He запропонував інтелектуальну систему рекомендацій для працевлаштування випускників, що поєднує оптимізований алгоритм K-means кластеризації та алгоритм SimRank. Оптимізація K-means здійснюється через вибір центрів кластерів за принципом максимізації мінімальної відстані та мінімальної дисперсії. На думку автора, модель забезпечує вищу точність кластеризації, швидкість обробки даних порівняно з традиційними алгоритмами.

Подібні гібридні моделі, як зазначає Ankita Bhosale, демонструють підвищену точність рекомендацій у порівнянні з класичними методами.

Висновки. Штучний інтелект поступово формує нову парадигму управління людськими ресурсами, перетворюючи HR з адміністративної функції на аналітичну та стратегічну. ШІ-технології дозволяють оптимізувати процеси рекрутингу, підвищення кваліфікації, внутрішньої мобільності та утримання талантів.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з питаннями етики, захисту даних, прозорості алгоритмів та розвитку безбар'єрних ІІІ-рішень у сфері HR, а також передбачають інтеграцію пояснюваного штучного інтелекту та етичного аудиту в усі етапи життєвого циклу працівника для підвищення довіри до систем штучного інтелекту в HR.

Список використаних джерел:

1. World Economic Forum. Future of Jobs Report 2025. URL: https://reports.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_Report_2025.pdf
2. Gartner. Artificial Intelligence in HR. URL: <https://www.gartner.com/en/human-resources/topics/artificial-intelligence-in-hr>
3. McKinsey. Superagency in the Workplace: Empowering People to Unlock AI's Full Potential at Work. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/tech-and-ai/our-insights/superagency-in-the-workplace-empowering-people-to-unlock-ais-full-potential-at-work>
4. Скібська К. Використання інструментів штучного інтелекту в рекрутингу. *Галицький економічний вісник*. 2023. Т. 84. № 4. С. 114–121. DOI: https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk_tntu2023.04.114
5. Deloitte. 2024 Global Human Capital Trends. URL: <https://www.deloitte.com/lv/en/about/press-room/deloitte-2024-global-human-capital-trends.html>
6. Банкінс С., Джоосс С., Рестубог С. Л. Д., Марроне М., Окампо А. К., Шосс М. Навігація кар'єрними етапами в епоху штучного інтелекту: систематичний міждисциплінарний огляд і порядок денний для подальших досліджень. *Journal of Vocational Behavior*. 2024. Том 153. Стаття № 104011. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2024.104011>
7. Лаксмі М., Ліла М. X. A Study on Impact of Artificial Intelligence on Employee's Performance. *European Economic Letters*. 2023. Т. 13, № 4. С. 1248–1255. ISSN 2323-5233. URL: <http://eelet.org.uk>
8. IMD. (2024). AI in HR: How artificial intelligence is transforming human resources. URL: <https://www.imd.org/blog/digital-transformation/ai-in-hr/>
9. Машаєхі Ю., Лі Н., Канг Б., Ліффіт Д., Де Бі Т. A challenge-based survey of e-recruitment recommendation systems. *ACM Computing Surveys*. 2022. arXiv:2209.05112. DOI: <https://doi.org/10.1145/3659942>
10. Черненко Н. Штучний інтелект в управлінні персоналом. *Таврійський науковий вісник. Серія: Економіка*. 2022. № 12. С. 76–83. DOI: <https://doi.org/10.32851/2708-0366/2022.12.11>
11. Васьків О. М., Борщук І. В. Роль ChatGPT в автоматизації завдань HR-індустрії. *Бізнес Інформ*. 2024. № 1. С. 418–425. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-1-418-425>
12. Slavkova O. Future HR trends: use of modern technologies. *Ukrainian Journal of Applied Economics and Technology*. 2024. Vol. 9, № 1. С. 277–281. DOI: <https://doi.org/10.36887/2415-8453-2024-1-47>
13. Матвеева Н. М. Впровадження чат-ботів в HR-практику будівельного підприємства. *Комунальне господарство міст*. 2022. № 5(172). С. 17–21. DOI: <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2022-5-172-17-21>
14. Bogen M., Rieke A. Help Wanted: An Examination of Hiring Algorithms: Equity and Bias. Upturn Report. 2018. URL: <https://www.upturn.org/reports/2018/hiring-algorithms/>
15. Somers S., Desmidt S. Increasing the Effectiveness of Job Advertisements: How the Use of Imagery Language Impacts Perceived Organizational Attractiveness. *Review of Public Personnel Administration*. 2024. DOI: <https://doi.org/10.1177/0734371X241304686>
16. Roberson Q. M., Collins Ch. J., Oreg Sh. The Effects of Recruitment Message Specificity on Applicant Attraction to Organizations. URL: <https://ecommons.cornell.edu/server/api/core/bitstreams/d5534d13-d136-455c-947e-320facc7ed5f/content>
17. He J. C., Kang S. K. Debiasing job ads by replacing masculine language increases gender diversity of applicant pools. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*. 2025. 122(7), e2409854122. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.2409854122>
18. Otani N., Bhutani N., Hruschka E. Natural Language Processing for Human Resources: A Survey. *Proceedings of the 2025 Conference of the Nations of the Americas Chapter of the ACL: Human Language Technologies (Industry Track)*. April 30, 2025. P. 583–597.
19. Textio. Language bias in performance feedback. Аналітичний звіт. 2022. URL: <https://textio.com/feedback-bias-2022>
20. Textio. Diversity, Equity, Inclusion & Belonging – 2023 Report. URL: <https://textio.com/hubfs/2023-Textio-DEIB-Report.pdf>
21. Robotdreams. Кружиліна Д. Як AI змінює рекрутинг і що з цим робити HR? URL: <https://robotdreams.cc/uk/blog/739-yak-ai-zminyuye-rekrutynh-i-shcho-z-tsym-robyty-hr>
22. Vu D. H., Nguyen K., Tran K. T., Vo B., Le T. Improving fake job description detection using deep learning-based NLP techniques. *Journal of Information and Telecommunication*. 2024. 9(1). P. 113–125. DOI: <https://doi.org/10.1080/24751839.2024.2387380>
23. Heath A. J., Carlsson M., Agerström J. What adds to job ads? The impact of equality and diversity information on organizational attraction in minority and majority ethnic groups. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*. 2024. 96(4). P. 872–896. DOI: <https://doi.org/10.1111/joop.12454>

-
24. OECD. Artificial Intelligence and Labour Market Matching. Report. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/01/artificial-intelligence-and-labour-market-matching_1e1c9ab6/2b440821-en.pdf
25. Смачило П., Журавчак Л. Особливості рекомендаційного алгоритму на основі аналізу методів добування даних з соціальних мереж. *Вісник НУ «Львівська політехніка»*. 2024. № 116. С. 116–127. DOI: <https://doi.org/10.23939/sisn2023.14.114>
26. Шморгун О. А. Аналіз впливу штучного інтелекту на процес рекрутингу персоналу підприємства. *Економіка транспортного комплексу*. 2025. Вип. 45. С. 57–69. DOI: 10.30977/ЕТК.2225-2304.2025.45.57
27. Deloitte. 2024 Global Human Capital Trends. URL: <https://image.marketing.deloitte.de/lib/fe31117075640474771d75/m/1/96cf5d94-ee17-40a7-beca-f4e5e8f8ae72.pdf>
28. GoIT Global. AI в HR: як штучний інтелект змінює рекрутинг. URL: <https://goit.global.ua/blog/ai-v-hr/>
29. IBM Watson Career Coach. URL: <https://www.afmtalentmanagement.co.uk/ibm-watson-career-coach>
30. LinkedIn. Підсумки 2024 року TalentTech. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/підсумки-2024-року-talentc-tech-tpu7f>
31. Haitan O., Snytko I. Integrated Platforms for Automating Personal Financial Accounting Based on Chatbots and Cloud Technologies. *Systems and Technologies*. 2025. 69(1). P. 58–70. DOI: <https://doi.org/10.32782/2521-6643-2025-1-69.7>
32. The Interview Guys. 83 % of Companies Will Use AI Resume Screening by 2025 (Despite 67 % Acknowledging Bias Concerns). *The Interview Guys Blog*. 2025, October 15. URL: <https://blog.theinterviewguys.com/83-of-companies-will-use-ai-resume-screening-by-2025-despite-67-acknowledging-bias-concerns/>
33. Haitan O. Gender Balance Ensuring in IT field: Ukrainian Study Case. *Proceedings of IEEE 17th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*. Lviv, 2022. P. 288–291. DOI: 10.1109/CSIT56902.2022.10000577
34. Deloitte. Chatbots in HR. 2023. URL: <http://www.deloitte.com/insights/chatbots-in-hr-2023>
35. ChattyHiring. Boosting HR productivity in hiring with AI technology. *ChattyHiring Blog*. 2024, May 8. URL: <https://chattyhiring.com/2024/05/08/>
36. Matvieieva N. Features of Chatbot Implementation in Construction HR Practice. *Communal Economy of Cities*. 2022. 5(172). P. 17–21.
37. OECD. Fostering a Culture of Integrity in Ukraine. URL: https://www.oecd.org/uk/publications/5f7daca7-uk/full-report/fostering-a-culture-of-integrity-in-ukraine_6d5ecb27.html
38. IMD. AI in HR: How Artificial Intelligence is Transforming Human Resources. URL: <https://www.imd.org/blog/digital-transformation/ai-in-hr/>
39. Oracle. Announcing Oracle's 2024 HCM Product Priorities. URL: <https://blogs.oracle.com/fusioninsider/announcing-oracles-2024-hcm-product-priorities>
40. Unilever launches new AI-powered talent marketplace. *ESM Magazine*. 2019. № 77033. URL: <https://www.esmmagazine.com/technology/unilever-launches-new-ai-powered-talent-marketplace-77033> esmmagazine.com+1
41. Transforming Talent Acquisition Through the Power of Automation and Artificial Intelligence. *Harvard Business Review*. 2023. URL: <https://hbr.org/sponsored/2023/08/transforming-talent-acquisition-through-the-power-of-automation-and-artificial-intelligence> hbr.org+1
42. Shivakumar A., Sunilkumar S., Srushti, Suhas M., Dr. Veena R.S. Career Prediction Model. *IJARIE*, Vol 9, Issue 3, 2023. URL: https://ijarie.com/AdminUploadPdf/Career_prediction_model_ijarie20432.pdf
43. Hamouche S., Rofa N., Parent-Lamarche A. Systematic bibliometric review of artificial intelligence in human resource development. *European Journal of Training and Development*. 2023. DOI: <https://doi.org/10.1108/EJTD-10-2023-0152>
44. Wang, Q. (2024). *College Employment Recommendation Based on Improved K-Means Clustering and SimRank Algorithm in College Employment Management*. IEEE Access, PP, 1–1. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3450965>

References:

1. World Economic Forum. (2025). *Future of Jobs Report 2025*. Retrieved from: https://reports.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_Report_2025.pdf
2. Gartner. (2024). *Artificial Intelligence in HR*. Retrieved from: <https://www.gartner.com/en/human-resources/topics/artificial-intelligence-in-hr>
3. McKinsey & Company. (2024). *Superagency in the Workplace: Empowering People to Unlock AI's Full Potential at Work*. Retrieved from: <https://www.mckinsey.com/capabilities/tech-and-ai/our-insights/superagency-in-the-workplace-empowering-people-to-unlock-ais-full-potential-at-work>
4. Skibska, K. (2023). The use of artificial intelligence tools in recruitment. *Galician Economic Journal*, 84(4), 114–121. https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk_tntu2023.04.114
5. Deloitte. (2024). *Global Human Capital Trends 2024*. Retrieved from: <https://www.deloitte.com/lv/en/about/press-room/deloitte-2024-global-human-capital-trends.html>

-
6. Banks, S., Jooss, S., Restubog, S. L. D., Marrone, M., Ocampo, A. C., & Shoss, M. (2024). Navigating career stages in the age of artificial intelligence: A systematic interdisciplinary review and agenda for future research. *Journal of Vocational Behavior*, 153, 104011. <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2024.104011>
 7. Laxmi, M., & Leela, M. H. (2023). A Study on Impact of Artificial Intelligence on Employee's Performance. *European Economic Letters*, 13(4), 1248–1255. ISSN 2323-5233. Retrieved from: <http://eelet.org.uk>
 8. IMD. (2024). AI in HR: How artificial intelligence is transforming human resources. Retrieved from: <https://www.imd.org/blog/digital-transformation/ai-in-hr/>
 9. Mashayekhi, Y., Li, N., Kang, B., Lijffijt, J., & De Bie, T. (2022). A challenge-based survey of e-recruitment recommendation systems. *ACM Computing Surveys*. arXiv:2209.05112. <https://doi.org/10.1145/3659942>
 10. Chernenko, N. (2022). Artificial intelligence in personnel management. *Taurian Scientific Bulletin. Series: Economics*, (12), 76–83. <https://doi.org/10.32851/2708-0366/2022.12.11>
 11. Vaskiv, O. M., & Borshchuk, I. V. (2024). The role of ChatGPT in automating HR tasks. *Business Inform*, 1, 418–425. <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-1-418-425>
 12. Slavkova, O. (2024). Future HR trends: use of modern technologies. *Ukrainian Journal of Applied Economics and Technology*, 9(1), 277–281. <https://doi.org/10.36887/2415-8453-2024-1-47>
 13. Matvieieva, N. M. (2022). Implementation of chatbots in the HR practice of construction companies. *Municipal Economy of Cities*, 5(172), 17–21. <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2022-5-172-17-21>
 14. Bogen, M., & Rieke, A. (2018). *Help Wanted: An Examination of Hiring Algorithms: Equity and Bias*. Upturn. Retrieved from: <https://www.upturn.org/reports/2018/hiring-algorithms/>
 15. Somers, S., & Desmidt, S. (2024). Increasing the effectiveness of job advertisements: how the use of imagery language impacts perceived organizational attractiveness. *Review of Public Personnel Administration*. <https://doi.org/10.1177/0734371X241304686>
 16. Roberson, Q. M., Collins, C. J., & Oreg, S. (2024). The effects of recruitment message specificity on applicant attraction to organizations. Retrieved from: <https://ecommons.cornell.edu/server/api/core/bitstreams/d5534d13-d136-455c-947e-320facc7ed5f/content>
 17. He, J. C., & Kang, S. K. (2025). Debiasing job ads by replacing masculine language increases gender diversity of applicant pools. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, 122(7), e2409854122. <https://doi.org/10.1073/pnas.2409854122>
 18. Otani, N., Bhutani, N., & Hruschka, E. (2025). Natural Language Processing for Human Resources: A Survey. In *Proceedings of the 2025 Conference of the Nations of the Americas Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Industry Track)* (pp. 583–597).
 19. Textio. (2022). *Language bias in performance feedback*. Retrieved from: <https://textio.com/feedback-bias-2022>
 20. Textio. (2023). *Diversity, Equity, Inclusion & Belonging – 2023 Report*. Retrieved from: <https://textio.com/hubfs/2023-Textio-DEIB-Report.pdf>
 21. Robotdreams. Kruzhylina, D. (2024). 1000 resumes in 2 minutes: How AI changes recruiting and what HR should do about it. RobotDreams Blog. Retrieved from: <https://robotdreams.cc/uk/blog/739-yak-ai-zminyuye-rekrutynh-i-shcho-z-tsym-robyty-hr>
 22. Vu, D. H., Nguyen, K., Tran, K. T., Vo, B., & Le, T. (2024). Improving fake job description detection using deep learning-based NLP techniques. *Journal of Information and Telecommunication*, 9(1), 113–125. <https://doi.org/10.1080/24751839.2024.2387380>
 23. Heath, A. J., Carlsson, M., & Agerström, J. (2024). What adds to job ads? The impact of equality and diversity information on organizational attraction in minority and majority ethnic groups. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 96(4), 872–896. <https://doi.org/10.1111/joop.12454>
 24. OECD. (2023). *Artificial Intelligence and Labour Market Matching*. Retrieved from: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/01/artificial-intelligence-and-labour-market-matching_1e1c9ab6/2b440821-en.pdf
 25. Smachylo, P., & Zhuravchak, L. (2024). Features of a recommendation algorithm based on data mining methods from social networks. *Bulletin of Lviv Polytechnic National University*, (116), 116–127. <https://doi.org/10.23939/sisn2023.14.114>
 26. Shmorgun, O. A. (2025). Analysis of the impact of artificial intelligence on the personnel recruitment process. *Economy of the Transport Complex*, 45, 57–69. <https://doi.org/10.30977/ETK.2225-2304.2025.45.57>
 27. Deloitte. 2024 Global Human Capital Trends. Retrieved from: <https://image.marketing.deloitte.de/lib/fe31117075640474771d75/m/1/96cf5d94-ee17-40a7-beca-f4e5e8f8ae72.pdf>
 28. GoIT Global. (2025). *AI in HR: How artificial intelligence is transforming recruitment*. Retrieved from: <https://goit.global/ua/blog/ai-v-hr/>
 29. IBM. (2023). *Watson Career Coach*. Retrieved from: <https://www.afmtalentmanagement.co.uk/ibm-watson-career-coach>
 30. LinkedIn TalentTech. (2024). *Year in Review 2024*. Retrieved from: <https://www.linkedin.com/pulse/підсумки-2024-поку-talenc-tech-tpu7f>
-

-
31. Haitan, O., & Snytko, I. (2025). Integrated platforms for automating personal financial accounting based on chatbots and cloud technologies. *Systems and Technologies*, 69(1), 58–70. <https://doi.org/10.32782/2521-6643-2025-1-69.7>
32. The Interview Guys. 83 % of Companies Will Use AI Resume Screening by 2025 (Despite 67 % Acknowledging Bias Concerns). *The Interview Guys Blog*. 2025, October 15. Retrieved from: <https://blog.theinterviewguys.com/83-of-companies-will-use-ai-resume-screening-by-2025-despite-67-acknowledging-bias-concerns/>
33. Haitan, O. (2022). Gender balance ensuring in IT field: Ukrainian study case. In *Proceedings of IEEE 17th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)* (pp. 288–291). Lviv. <https://doi.org/10.1109/CSIT56902.2022.10000577>
34. Deloitte. (2023). *Chatbots in HR*. Retrieved from: <http://www.deloitte.com/insights/chatbots-in-hr-2023>
35. ChattyHiring. Boosting HR productivity in hiring with AI technology. *ChattyHiring Blog*. 2024, May 8. Retrieved from: <https://chattyhiring.com/2024/05/08/>
36. Matvieieva, N. M. (2022). Features of chatbot implementation in construction HR practice. *Communal Economy of Cities*, 5(172), 17–21.
37. OECD. (2023). *Fostering a Culture of Integrity in Ukraine*. Retrieved from: https://www.oecd.org/uk/publications/5f7daca7-uk/full-report/fostering-a-culture-of-integrity-in-ukraine_6d5ecb27.html
38. IMD. AI in HR: How Artificial Intelligence is Transforming Human Resources. Retrieved from: <https://www.imd.org/blog/digital-transformation/ai-in-hr/>
39. Oracle. (2024). *Announcing Oracle's 2024 HCM Product Priorities*. Retrieved from: <https://blogs.oracle.com/fusioninsider/announcing-oracles-2024-hcm-product-priorities>
40. Unilever launches new AI-powered talent marketplace. (2019). *ESM Magazine*. Retrieved from: <https://www.esmmagazine.com/technology/unilever-launches-new-ai-powered-talent-marketplace-77033>
41. Transforming Talent Acquisition Through the Power of Automation and Artificial Intelligence. (2023). *Harvard Business Review*. Retrieved from: <https://hbr.org/sponsored/2023/08/transforming-talent-acquisition-through-the-power-of-automation-and-artificial-intelligence>
42. Shivakumar, A., Sunilkumar, S., Srushti, Suhas, M., & Veena, R. S. (2023). *Career Prediction Model*. IJARIE, 9(3). Retrieved from: https://ijarie.com/AdminUploadPdf/Career_prediction_model_ijarie20432.pdf
43. Hamouche, S., Rofa, N., & Parent-Lamarche, A. (2023). Systematic bibliometric review of artificial intelligence in human resource development: insights for HRD researchers, practitioners, and policymakers. *European Journal of Training and Development*. <https://doi.org/10.1108/EJTD-10-2023-0152>
44. Wang, Q. (2024). *College Employment Recommendation Based on Improved K-Means Clustering and SimRank Algorithm in College Employment Management*. IEEE Access, PP, 1–1. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3450965>

Дата надходження статті: 03.11.2025

Дата прийняття статті: 17.11.2025

Опубліковано: 30.12.2025