

В. Ю. МОЙСЕЄВ, А. О. ЛИСЕНКО, І. В. ШУБА**РОЗРОБКА ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ВІДЕО-ІНТЕРВ'Ю
ДЛЯ АСИНХРОННОГО РЕКРУТИНГУ**

Стаття присвячена розробці та оцінці ефективності інтелектуальної системи для асинхронного відео-інтерв'ю, спрямованої на забезпечення об'єктивного оцінювання кандидатів та значне зменшення часових витрат рекрутерів. Використовуючи поєднання передових технологій штучного інтелекту, система аналізує відповіді кандидатів на основі великої мовної моделі GPT-4o від OpenAI для оцінки змісту та логіки відповідей, а також здійснює розпізнавання емоційної складової за допомогою нейронної мережі DeepFace, що аналізує невербальну поведінку кандидата. Таке поєднання технологій дозволяє не тільки автоматизувати процеси рекрутингу, але й підвищити об'єктивність і точність кадрових рішень. В результаті впровадження цієї системи компанії можуть значно знизити витрати часу і ресурсів на оцінку кандидатів, одночасно покращуючи якість відбору. У статті розглядаються основні функціональні та нефункціональні вимоги до системи, а також технічний стек, який використовується для її реалізації. Проведене експериментальне дослідження показує, що асинхронний формат відео-інтерв'ю дозволяє рекрутерам швидко отримувати структуровану аналітику без необхідності переглядати всі відеозаписи, що значно прискорює процес прийняття кадрових рішень. Результати тестування демонструють високу точність як в розпізнаванні емоцій, так і в оцінці змістовних відповідей кандидатів, що підвищує ефективність відбору і знижує ризики суб'єктивних помилок.

Ключові слова: асинхронний рекрутинг, асинхронне відеоінтерв'ю, DeepFace, GPT-4o, OpenAI API, розпізнавання емоцій, комп'ютерний зір, обробка природної мови, штучний інтелект, оцінювання кандидатів, об'єктивна оцінка, автоматизація HR-процесів, машинне навчання, оптимізація рекрутингу, аналіз невербальної поведінки, семантичний аналіз.

V. MOISEEV, A. LYSENKO, I. SHUBA**DEVELOPMENT AND EVALUATION OF THE EFFECTIVENESS OF AN INTELLIGENT VIDEO
INTERVIEW SYSTEM FOR ASYNCHRONOUS RECRUITMENT**

The article is focused on the development and evaluation of an intellectual system for asynchronous video interviews aimed at providing objective candidate assessments and significantly reducing the time costs for recruiters. By combining advanced artificial intelligence technologies, the system analyzes candidates' responses using the GPT-4o language model from OpenAI for content and logic evaluation, while also performing emotional recognition through the DeepFace neural network, which analyzes candidates' nonverbal behavior. This combination of technologies enables not only the automation of recruitment processes but also enhances the objectivity and accuracy of hiring decisions. As a result, the implementation of this system allows companies to substantially reduce time and resource expenditures for candidate evaluation, while improving the quality of recruitment. The article discusses the main functional and non-functional requirements of the system, as well as the technical stack used for its implementation. Experimental research demonstrates that the asynchronous video interview format enables recruiters to quickly access structured analytics without the need to review all video recordings, significantly speeding up the decision-making process. Test results show high accuracy in both emotional recognition and content evaluation of candidates' responses, which increases the efficiency of recruitment and reduces the risks of subjective errors.

Keywords: asynchronous recruiting, asynchronous video interview, DeepFace, GPT-4o, OpenAI API, emotion recognition, computer vision, natural language processing, artificial intelligence, candidate evaluation, objective assessment, HR automation, machine learning, recruitment optimization, nonverbal behavior analysis, semantic analysis.

Вступ. У сучасних умовах ринок праці вимагає від компаній швидких, точних та об'єктивних кадрових рішень. Традиційні живі співбесіди часто піддаються суб'єктивному впливу, що знижує якість відбору та призводить до втрати часу і ресурсів [1]. Цифрові технології трансформують традиційні методи підбору персоналу, зокрема активно впроваджуються відеоінтерв'ю як інноваційний інструмент оцінки кандидатів. Асинхронні відеоінтерв'ю стають перспективним інструментом, що дозволяє проводити оцінювання кандидатів без жорстких часових обмежень, при цьому автоматизувати та уніфікувати процес аналізу [2–9]. Асинхронні інтерв'ю – це якісний цифровий метод дослідження, в якому учасники відповідають на запитання, що ставляться їм через інформаційно-комунікаційні технології (ІКТ) та онлайн-платформи, такі як електронна пошта, аудіо, відео, соціальні мережі, додатки, онлайн-форуми та чати. Вони надають учасникам можливість обмірковувати запитання інтерв'ю та відповісти на них протягом узгодженого періоду часу [10].

У контексті розвитку технологій асинхронного відеоінтерв'ю на ринку існує кілька відомих рішень, які пропонують автоматизацію процесу оцінювання

кандидатів. Серед найбільш популярних конкурентів можна виділити платформи HireVue, Spark Hire, VidCruiter, MyInterview, а також ряд локальних та нішевих продуктів. Ці системи мають різний функціонал, але загалом вони прагнуть оптимізувати процес рекрутингу за допомогою відео, що записується кандидатами в зручний для них час [11].

HireVue – одна з найпоширеніших платформ, яка використовує штучний інтелект для аналізу як текстової інформації, так і невербальної поведінки кандидата. Вона застосовує алгоритми розпізнавання мови, оцінки міміки та тональності голосу. Spark Hire більше фокусується на організації відеоспівбесід, дозволяючи проводити як асинхронні, так і живі інтерв'ю з інтеграцією у різні HR-системи. VidCruiter пропонує комплексний набір інструментів, включно з автоматичною оцінкою, плануванням та аналітикою [12].

Однак при всіх перевагах ці системи мають певні недоліки, які обмежують їхню ефективність і зручність. По-перше, більшість існуючих рішень недостатньо глибоко аналізують зміст відповідей [13]. Часто їх алгоритми зосереджені на виявленні ключових слів або простих патернів у тексті, що не дає змоги

© В. Ю. Мойсєєв, А. О. Лисенко, І. В. Шуба, 2025

адекватно оцінити логіку, повноту чи контекст висловлювань кандидата. Через це автоматизована оцінка може бути поверхневою або неточною.

В роботі [14] авторами запропоновано 3D-систему віртуального інтерв'ювання Мауа, здатну генерувати релевантні та різноманітні додаткові питання на основі раніше поставлених питань та відповідей на них, використовуючи знання з глибоких попередньо навчених мовних моделей. Емпіричні результати показують, що followQG генерує питання, які люди оцінюють як високоякісні, досягаючи 77% релевантності.

Алгоритми III також використовуються в розробленому інноваційному боті для проведення співбесід [15], який вирішує питання готовності до співбесіди та стандартизованої оцінки. Система в першу чергу слугує практичною платформою для кандидатів, які шукають більш кількісний підхід до підготовки до співбесіди, а також може допомогти організаціям стандартизувати оцінку співбесід, потенційно переклавши початковий відбір кандидатів на автономних ботів, здатних оцінювати профілі кандидатів на конкретні посади. Використовуючи генеративні технології штучного інтелекту, комплексний банк питань та фреймворк WebRTC, ця платформа імітує реалістичний досвід співбесіди, покращуючи підготовку до співбесіди. Проте функціональність інтерв'ю має такі ключові недоліки, як відсутній аналіз невербальних відеосигналів (міміка, погляд, поза), банк запитань статичний і швидко втрачає актуальність, а взаємодія відчутно «AI-led» без природної ескалації до людини та налаштованих сценаріїв емпатійної комунікації.

Ще одним недоліком вищезазначених продуктів є відсутність гнучкості у налаштуванні критеріїв оцінювання. Більшість систем пропонує стандартні шаблони або обмежений набір параметрів, що не завжди відповідає специфічним вимогам конкретної компанії або вакансії. Це призводить до необхідності додаткової участі HR-спеціалістів у процесі корекції оцінок, що знижує рівень автоматизації. Крім того, деякі платформи мають обмежену інтеграцію з сучасними технологіями штучного інтелекту, зокрема з потужними мовними моделями останнього покоління, такими як GPT-4o. Це зменшує можливість з розширеного семантичного аналізу і ускладнює масштабування системи під великі обсяги даних.

Також варто відзначити питання конфіденційності та безпеки даних, адже не всі конкуренти приділяють достатню увагу захисту персональної інформації кандидатів, що може створювати юридичні ризики для компаній [16].

Постановка задачі. Таким чином, враховуючи значні досягнення в області асинхронного відеорекрутингу та недоліки існуючих платформ, розробка інтелектуальної системи відео-інтерв'ю для асинхронного рекрутингу із застосуванням найсучасніших технологій є актуальною. Для забезпечення об'єктивності оцінки у системі реалізовано два взаємодоповнюючі механізми: аналіз

відповідей за допомогою великої мовної моделі GPT-4o, що дає змогу враховувати зміст, логіку, релевантність, повноту відповідей та розпізнавання емоційної складової на глибокій нейронній мережі DeepFace, що аналізує невербальну поведінку кандидата: міміку, жести, мікровирази та інші сигнали. Таким чином система буде формувати комплексний профіль кандидата, який не тільки відображає професійні якості, але й особистісні характеристики, що дозволяє рекрутерам приймати більш обґрунтовані рішення.

Мета роботи. Спроекувати, реалізувати та емпірично оцінити інтелектуальну систему асинхронного відеоінтерв'ю, яка долає обмеження наявних платформ шляхом поєднання двох взаємодоповнювальних механізмів – семантичного аналізу відповідей за допомогою великої мовної моделі GPT-4o та розпізнавання невербальної поведінки на базі DeepFace – для формування комплексного профілю кандидата й забезпечення об'єктивності, прозорості та практичної ефективності прийняття кадрових рішень.

Основна частина. Виходячи з аналізу предметної області та визначення основних завдань, було сформовано вимоги до інтелектуальної системи асинхронного відеоінтерв'ю.

Функціональні вимоги:

- 1) реалізація у вигляді вебзастосунку з доступом через браузер, що забезпечує кросплатформність і зручність для кандидатів, HR-фахівців та адміністраторів;
- 2) підтримка асинхронного формату проходження інтерв'ю, тобто кандидати записують відповіді у зручний час без потреби участі HR у реальному часі;
- 3) розмежування ролей користувачів із відповідними правами доступу і функціоналом;
- 4) можливість створення вакансій, формування індивідуальних питань і надсилання запрошень HR-фахівцями;
- 5) прийом, збереження та обробка відеовідповідей через вебінтерфейс;
- 6) автоматичний аналіз відео за допомогою DeepFace для виявлення емоційного стану та OpenAI API (GPT-4o) для змістового аналізу відповідей;
- 7) відображення результатів у вигляді структурованих звітів з текстовою інтерпретацією, оцінками, графіками емоцій та висновками;
- 8) можливість для HR переглядати звіти, залишати коментарі, виставляти власні оцінки і приймати рішення у вебінтерфейсі;
- 9) зберігання історії відеоінтерв'ю та аналітики для подальшого перегляду.

Нефункціональні вимоги:

- 1) стабільна робота на основних браузерах та операційних системах;
- 2) оптимізація відеозаписів для високої якості з мінімальним навантаженням на систему;
- 3) інтуїтивно зрозумілий інтерфейс з мінімумом кроків для запуску інтерв'ю та перегляду результатів;

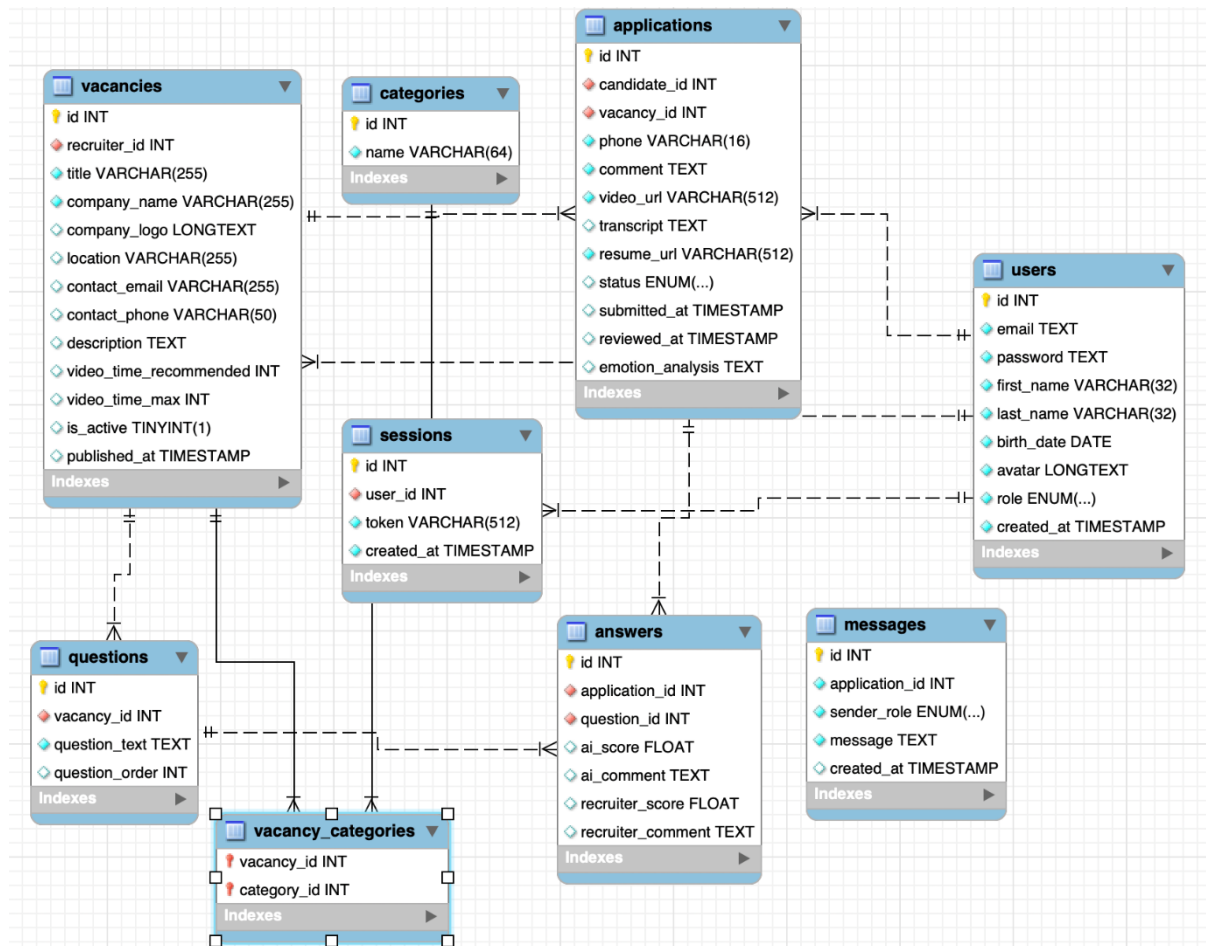


Рис. 2. Схема бази даних для інтелектуальної системи асинхронного рекрутингу

У спроектованій базі даних передбачено основні сутності, що відображають ключові об'єкти системи:

1) Користувачі (users) – зберігають інформацію про учасників системи, включно з кандидатами та рекрутерами. Серед атрибутів: ім'я, прізвище, дата народження, електронна пошта, пароль, роль, аватар, дата створення акаунту тощо;

2) Вакансії (vacancies) – містять дані про відкриті позиції, які створюють рекрутери. Включають назву вакансії, компанію, контактні дані, опис, рекомендований і максимальний час відеоінтерв'ю, статус активності, дату публікації;

3) Категорії (categories) – класифікують вакансії за сферами діяльності (наприклад, Software Development, Marketing, Data Science);

4) Зв'язок вакансій з категоріями (vacancy_categories) – реалізує багато-до-багатьох відношення між вакансіями та категоріями;

5) Заявки (applications) – зберігають інформацію про подані кандидатами заявки, включно з посиланнями на кандидатів і вакансії, контактним телефоном, коментарями, відеоінтерв'ю, транскриптами, резюме, статусом заявки, датами подання та перегляду, а також аналізом емоцій;

6) Питання (questions) – перелік запитань для кандидатів, які ставляться у рамках конкретної вакансії, із зазначенням порядку відображення;

7) Відповіді (answers) – зберігають відповіді кандидатів на запитання, включно з оцінками та коментарями від AI і рекрутера;

8) Повідомлення (messages) – зберігають листування між кандидатами і рекрутерами, пов'язане із заявками;

9) Сесії (sessions) – містять інформацію про активні сесії користувачів із токенами аутентифікації.

Таким чином, ця база даних створює комплексну структуру для керування користувачами, вакансіями, заявками та комунікацією, забезпечуючи цілісність і зручність роботи з даними.

Стек технологій для реалізації вимог. Для реалізації зазначених функціональних можливостей та забезпечення високої продуктивності й гнучкості інтелектуальної системи було обрано стек сучасних технологій, який оптимально відповідає вимогам проєкту.

Для створення клієнтської частини інтелектуальної системи використовується React – популярна JavaScript-бібліотека, що дозволяє будувати динамічні, інтуїтивно зрозумілі та кросплатформені інтерфейси. React забезпечує модульність та повторне використання компонентів, що спрощує розробку складних користувацьких інтерфейсів, зокрема для різних ролей користувачів: кандидатів, HR-фахівців і адміністраторів. Завдяки асинхронній роботі з API та

можливості оптимізації рендерингу, React гарантує швидку і плавну взаємодію користувача з вебзастосунком. Node.js використано як серверну платформу завдяки неблокуючій моделі введення/виведення (I/O) та здатності ефективно обробляти велику кількість одночасних запитів. Водночас масштабованість системи забезпечується архітектурними рішеннями: API реалізовано як stateless-сервіс, який горизонтально масштабується шляхом запуску кількох інстансів за балансувальником навантаження; ресурсоємні операції (зокрема обробка медіаданих та AI-аналіз) виконуються асинхронно у воркер-процесах через чергу задач; медіафайли зберігаються в окремому сховищі, а доступ до бази даних оптимізується за рахунок пулу з'єднань та індексування. Такий підхід дозволяє підвищувати пропускну здатність системи шляхом масштабування окремих компонентів залежно від характеру навантаження.

Для зберігання та управління даними використовується PostgreSQL – потужна реляційна база даних із відкритим кодом, відома своєю надійністю, масштабованістю та підтримкою складних запитів. PostgreSQL дозволяє ефективно зберігати інформацію про користувачів, вакансії, відеозаписи, аналітичні дані та історію інтерв'ю. Завдяки підтримці розширень і гнучкій структурі даних база відповідає вимогам безпеки.

Важливою складовою інтелектуальної системи є інтеграція з OpenAI API, зокрема з моделлю GPT-4o, що використовується для глибинного семантичного аналізу текстових відповідей кандидатів. Ця потужна мовна модель забезпечує розуміння контексту, оцінку логічності, повноти й релевантності відповідей, що значно підвищує якість автоматизованої оцінки. Використання OpenAI API дозволяє динамічно адаптувати критерії оцінювання за допомогою промптів, забезпечуючи гнучкість і точність результатів.

Для розпізнавання емоційної складової та невербальної поведінки застосовується DeepFace – сучасна нейронна мережа, що спеціалізується на аналізі обличчя, виявленні мікроекспресій, жестів і інших невербальних сигналів [8]. Інтеграція DeepFace дозволяє отримувати точні дані про емоційний стан кандидата, рівень стресу та впевненість, що доповнює текстовий аналіз і формує комплексний психологічний профіль.

Оптимізація глибокої нейронної мережі DeepFace. DeepFace, як зазначалося раніше – це глибока нейронна мережа, створена для аналізу обличчя та розпізнавання емоцій на основі зображень або відеоматеріалів. Модель відома своєю високою точністю, проте її внутрішня архітектура є закритою («чорна скринька»), що ускладнює безпосередню зміну параметрів чи структури. З огляду на це було розроблено методологію оптимізації процесу розпізнавання емоцій, яка полягає не у модифікації самої мережі DeepFace, а в математичній обробці та агрегуванні результатів аналізу відео з урахуванням основних проблем, які можуть виникати при використанні. Так,

відео-інтерв'ю, яке буде аналізуватися III, складається з великої кількості кадрів різної якості, серед яких є як інформативні кадри, так і неякісні розмиті, без чітких обличчя або з великою кількістю шуму, які можуть знижувати загальну точність оцінки, оскільки DeepFace аналізує обличчя кожен кадр. Це обумовлює необхідність створення надійного «усередненого» портрету емоційного стану людини в часових проміжках. На рисунку 3 представлена реалізація запропонованого підходу поетапного алгоритму оптимізації.



Рис. 3. Алгоритм оптимізації процесу розпізнавання емоцій нейронною мережею DeepFace

На першому етапі відбувається вибіркоковий аналіз кадрів з відео із семплюванням з метою зниження обчислювального навантаження та мінімізації впливу шумів. Аналіз відбувається з певним часовим інтервалом (за замовчуванням – 1 секунда). У межах цього інтервалу вибираються три рівномірно

розподілені кадри для обробки, що дозволяє зменшити кількість оброблюваних зображень і забезпечити більш стабільні дані для аналізу емоцій, знижуючи вплив випадкових аномалій.

Далі для кожного обраного кадру виконується виклик функції DeepFace.analyze з параметром, який зосереджується на розпізнаванні емоцій (actions=['emotion']) та вимкненням обов'язкового виявлення обличчя (enforce_detection=False). Такий підхід підвищує стійкість моделі до кадрів з неідеальним зображенням. Вихідними даними є ймовірності належності кадру до різних емоційних категорій (наприклад, радість, сум, гнів тощо). Якщо на кадрі не вдалося чітко виявити обличчя, такий кадр ігнорується в подальшому аналізі. Завдяки обробці винятків алгоритм працює без збоїв, навіть коли зустрічаються неінформативні кадри.

На наступному етапі відбувається агрегація результатів у межах інтервалу. Дані з усіх вибраних кадрів інтервалу збираються разом, після чого для кожної емоції обчислюється середнє значення. Це дає «усереднений» портрет емоційного стану за конкретний часовий відрізок.

Для більш глибокого розуміння якості розпізнавання проводиться додатковий статистичний аналіз та розраховуються наступні ключові метрики:

1) домінуюча емоція визначається як емоція з найбільшим середнім значенням у проміжку часу шляхом порівняння із другою за величиною емоцією (субдомінантою) через коефіцієнт співвідношення (diff_ratio), та показує ступінь впевненості моделі у виборі основної емоції;

2) ентропія розподілу оцінює рівень невизначеності або розсіювання ймовірностей серед

усіх категорій; низька ентропія свідчить про чітке домінування однієї емоції, висока – про неоднозначність.

3) дисперсія: вимірює варіативність значень емоцій, що відображає ступінь виразності різниці між ними.

Дані показники можуть бути використані як додаткові ознаки для подальшої обробки або для візуального відображення якості розпізнавання.

Огляд MVP інтелектуальної системи відео-інтерв'ю для асинхронного рекрутингу. Створена мінімально життєздатна версія (MVP) інтелектуальної системи для асинхронного відеоінтерв'ю забезпечує базовий, але ефективний набір функцій для попередньої оцінки кандидатів. Головною метою цієї системи є надання HR-фахівцям зручного інструменту для перегляду та аналізу відеовідповідей кандидатів, записаних у будь-який зручний для них час, з можливістю автоматичного аналізу змісту відповідей та візуалізації емоційного стану претендентів.

Система підтримує повний цикл від створення вакансії до отримання інтегрованої оцінки кандидатів. На етапі ініціалізації рекрутер формує картку вакансії (рис. 4,а), задаючи обов'язкові атрибути: назва компанії, географічне положення, контактні дані (email, телефон) та текстовий опис. Додатково встановлюються часові межі для відеовідповідей: рекомендований час та максимально допустимий час. Далі рекрутер наповнює вакансію набором запитань та прив'язує її до категорій/галузей для коректного маршрутизаційного та пошукового індексування (рис. 4,б).

а)

Рис. 4. Сторінки формування картки вакансій рекрутером

Email: email@gmail.com

Phone: +1999999999

Description: Main responsibilities: Corporate systems development Web services development Database design
Requirements: Higher technical education Deep knowledge and experience of C#, .Net, JavaScript, React Experience with SQL, Azure Will be a plus: Knowledge and application of Agile, SCRUM Design patterns knowledge Microsoft Dynamics 365 (CRM) SDK We offer: Full Software development cycle from software requirements preparation to ready system release Opportunity to work with the new technologies and corporate level platforms Opportunities for career and salary growth Flexible working schedule

EDIT VACANCY

Questions

Can you explain the difference between IEnumerable, IQueryable, and List in C#? When would you use each one?

What are the key principles of object-oriented programming (OOP) in C#, and can you give real-world examples of how you've applied them in your projects?

What is the difference between ref, out, and in parameters in C#? Can you provide use cases for each one?

New Question

ADD

б)

Рис. 4. Сторінки формування картки вакансій рекрутером

Кандидат у свою чергу взаємодіє із системою через персоналізовану головну сторінку (рис. 5), де доступний повний перелік активних вакансій, фільтрація за категоріями та пошук за назвою. Процес надання відповіді реалізовано у вигляді асинхронного відеозапису (рис. 6) коли кандидат самостійно запускає запис та послідовно відповідає на визначений перелік запитань у межах заданих часових параметрів. Такий

підхід знижує синхронні витрати часу для обох сторін, усуває календарні конфлікти та уніфікує умови оцінювання.

Для рекрутера передбачено кабінет оброблених записів, представлений на рисунку 7, у якому агреговано всі відеовідповіді, пов'язані з його вакансіями.

Рис. 5. Головна сторінка кандидата

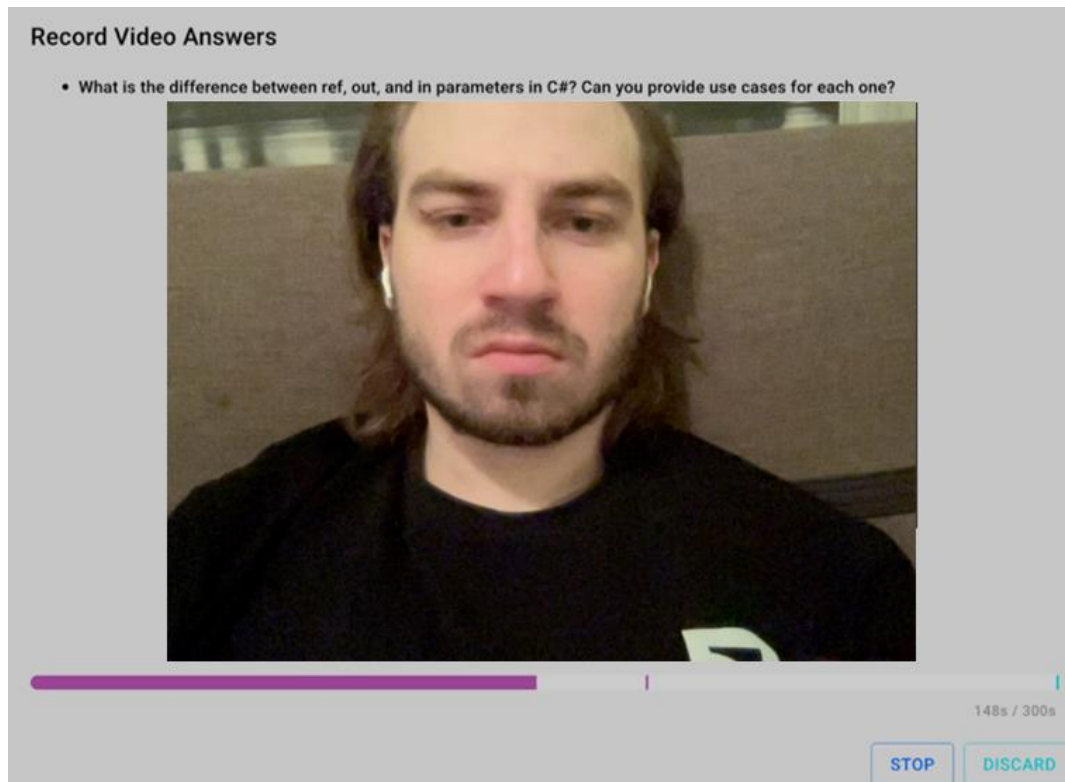


Рис. 6. Процес відео-запису кандидатом

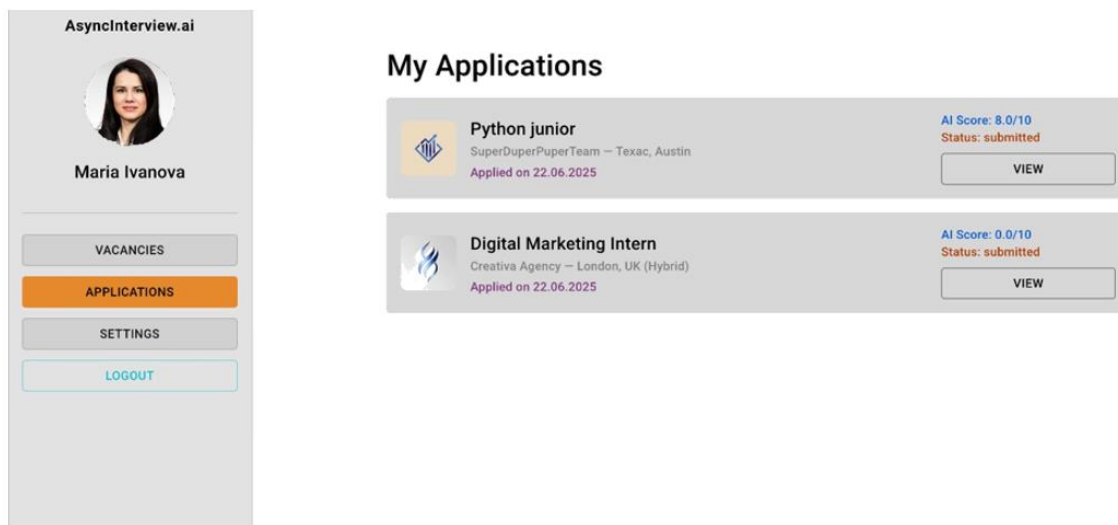


Рис. 7. Сторінка із відеозаписами для рекрутера

Перехід до конкретного інтерв'ю відкриває деталізовану сторінку аналітики, що охоплює чотири взаємодоповнювальні підсистеми. По-перше, відтворення відеовідповіді кандидата (рис. 8) забезпечує візуальну верифікацію змісту й невербальних сигналів у первинному джерелі. По-друге, модуль автоматичної транскрипції та комунікації (рис. 9) відображає текстову розшифровку мовлення, підвищуючи оглядовість і полегшуючи швидкий контент-аналіз; тут же доступний канал прямого повідомлення кандидату для запропонування уточнень або призначення наступних кроків. По-третє, підсистема емоційної/невербальної аналітики (рис. 10) здійснює оцінювання виразів обличчя та динаміки

реакцій кандидата під час відповіді. Розраховані показники інтерпретуються у вигляді узагальненого профілю, що доповнює вербальний зміст поведінковими маркерами (напр., стабільність емоційної лінії, наявність виразних коливань). По-четверте, модуль контент-аналізу відповідей (рис. 11) співвідносить сказане із запитаннями вакансії та критеріями оцінювання (релевантність, логічність, повнота, конкретика прикладів), відображаючи структуровану оцінку по кожному запитанню та загальну інтегральну метрику. У поєднанні з часовими обмеженнями це формує репродуковані умови порівняння між кандидатами й дозволяє стандартизувати прийняття рішень.

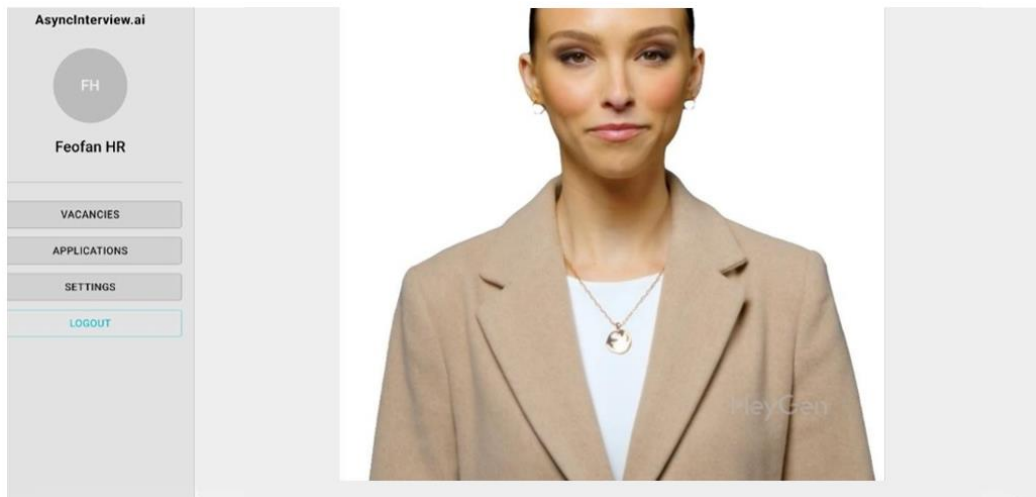


Рис. 8. Відео-відповідь кандидата

Chat with Candidate

Transcript:

Hi, my name is Maria Ivanova and I'm excited to apply for the junior Python developer position. I recently graduated with a degree in computer science and have been focusing on back-end development with Python. I enjoy solving problems with code and building things that make people's lives easier. One of the Python projects I'm most proud of was a RESTful API for a simple task management system. I built it using Flask and it included user authentication, task creation, and priority sorting. I used SQLAlchemy for database interactions and wrote unit tests with pytest to ensure everything worked correctly. It was my first time deploying an app to Heroku, which helped me understand real-world deployment challenges. When it comes to debugging and testing, I usually start by breaking the problem down. I use print statements or logging to trace where the issue might be happening and I rely heavily on Python's built-in debugger and stack traces. For testing, I like to write unit tests for functions as I build them and use tools like Postman to manually test APIs. I'm also comfortable using Git, writing clear documentation, and learning quickly from code reviews. I'm really excited about the opportunity to join your team and grow as a developer. Thank you for considering my application.

Рис. 9. Транскрипція та можливість написати кандидату

Emotion Analysis:

****Confidence Level**:** The candidate, Maria Ivanova, appears to have a high level of confidence. She introduces herself clearly and provides a detailed account of her skills, experiences, and accomplishments without any detected negative emotions. Her speech is consistent and she maintains a neutral emotion throughout the majority of her dialogue, suggesting she is comfortable and confident in her abilities. However, her emotional state shifts to sadness when expressing her excitement about the opportunity to join the team, which could indicate a lack of confidence or nervousness about the outcome of the application. Overall, her confidence level can be interpreted as high, with a slight dip towards the end of her speech.

****Deception Detected**:** There is no clear indication of deception in Maria's speech. Her emotional state remains neutral throughout most of her dialogue, which aligns with the content of her speech. However, there is a slight inconsistency when she expresses excitement about the opportunity to join the team, but her emotional state is detected as sad. This could be due to nervousness or anxiety about the outcome of the application rather than deception. Therefore, based on the available information, it is unlikely that deception is present.

****Psychological State**:** Maria's psychological state appears to be largely stable and calm, as indicated by her sustained neutral emotion throughout most of her speech. She seems to be focused and engaged in the conversation, demonstrating a clear understanding of her skills and experiences. However, the detected sadness when she talks about the opportunity to join the team could suggest feelings of anxiety or apprehension about the future. This shift in emotion could also indicate a high level of investment in the application process, suggesting that she deeply cares about the outcome. Overall, Maria appears to be calm and focused, with a possible hint of anxiety or nervousness towards the end of her speech.

Рис. 10. Емоційний аналіз кандидата на основі відео-відповіді

AI Review

Question #7

AI Comment: The candidate has a good understanding of Python and its associated frameworks. She has hands-on experience with Flask, SQLAlchemy, and pytest. She also understands the importance of unit testing and has experience with deploying applications using Heroku.

Score: 8/10

Question #8

AI Comment: The candidate has a systematic approach to debugging and testing. She uses print statements, logging, and Python's built-in debugger for debugging. She also writes unit tests during development and uses Postman for API testing. This shows a good understanding of best practices.

Score: 8/10

Рис. 11. Аналіз відповідей кандидата на питання для вакансії

Таким чином, запропонований продукт реалізує єдиний конвеєр асинхронного відбору:

- 1) постановка задачі та часових рамок рекрутером;
- 2) самостійний запис відповідей кандидатом у зручний час;
- 3) автоматизована транскрипція та візуально-поведінкова аналітика;
- 4) контент-оцінювання по рубриках і оперативний зворотний зв'язок;
- 5) централізоване робоче місце рекрутера для перегляду, порівняння та комунікації.

Архітектурно це забезпечує масштабове зменшення витрат часу на етапах скринінгу та первинного інтерв'ю при збереженні прозорості критеріїв та відтворюваності процедур оцінювання.

Аналіз ефективності інтелектуальної системи відеоінтерв'ю для асинхронного рекрутингу. Оцінювання ефективності інтелектуальної системи відеоінтерв'ю ґрунтується на визначенні кількісних і якісних показників, поєднання яких дає її комплексну характеристику.

1. Аналіз точності розпізнавання емоцій.

Розпізнавання емоційної складової під час оцінювання кандидатів у форматі асинхронного відеоінтерв'ю є ключовим елементом сучасних рекрутингових технологій. Емоції як важливі невербальні сигнали несуть інформацію про мотивацію, рівень стресу, впевненість та загальний психологічний стан людини. Підвищення точності автоматичного розпізнавання емоцій сприяє покращенню якості кадрових рішень, що є основною метою розроблюваної системи. Для оцінки можливостей системи було проведено експериментальне дослідження із застосуванням вибірки з 10 відео тривалістю по 1 хвилині. Кожне відео було поділено на інтервали по 1 секунд для детального посекундного аналізу емоцій, що дозволило отримати докладний часовий ряд змін емоційного стану кандидатів.

Результати тестування наведені у таблиці 1, де порівнюється точність розпізнавання до та після проведення оптимізації.

Таблиця 1 – Точність розпізнавання емоцій до та після оптимізації роботи нейронної мережі

Показник	До тюнінгу	Після тюнінгу
Кількість проаналізованих інтервалів	600	600
Коректно розпізнаних емоцій	408 (68%)	540 (90%)
Некоректних розпізнавань	192	60
Абсолютне покращення точності	—	+22%

До оптимізації алгоритмів було проведено 10 незалежних тестів на вибірці з 600 секунд аналізу (10 відео × 60 секунд). Початковий рівень правильних розпізнавань емоцій становив близько 68%, тобто 408 випадків були ідентифіковані коректно, а 192 – ні. Цей показник є типовим для стандартних моделей, особливо при аналізі реальних відеоматеріалів, що містять шум, неповні кадри з обличчями, різні умови освітлення та інші фактори, які ускладнюють розпізнавання. Було встановлено, що основними причинами зниження точності на початковому етапі були:

- 1) фрагментарне або неповне виявлення обличчя на окремих кадрах, що призводило до відсутності чи спотворення даних;
- 2) наявність аномальних кадрів із розмиттям, тінями або іншими перешкодами;
- 3) внутрішня невизначеність моделі, пов'язана з

неоднозначністю класифікації емоцій навіть для передових нейронних мереж.

Для усунення цих проблем було впроваджено комплексну методологію тюнінгу, яка не потребувала змін у структурі чи вагах DeepFace, оскільки модель є закритою. Оптимізація полягала у вдосконаленні процесів вибіркового семплювання, статистичної обробки та агрегування результатів.

Основні елементи методики включали:

- 1) вибіркового аналізу кількох кадрів у межах кожного секундного інтервалу (`samples_per_interval = 3`), що зменшувало вплив випадкових помилок і неінформативних зображень;
- 2) фільтрацію та ігнорування кадрів без чіткого виявлення обличчя, що виключало «порожні» дані з аналізу;
- 3) усереднення ймовірностей для створення стабільного профілю емоцій у кожному інтервалі;

Вісник Національного технічного університету «ХПІ».

4) використання додаткових статистичних показників – ентропії, дисперсії, співвідношення домінуючої і субдомінуючої емоції – для оцінки впевненості моделі.

Після впровадження тюнінгу було проведено ще 10 тестів на тих самих відеоданих, які показали суттєве підвищення якості розпізнавання: точність зросла до 90%. Таким чином, 540 із 600 інтервалів було ідентифіковано коректно, що на 132 випадки більше за початковий рівень. Отримані результати підтверджують ефективність запропонованих методів оптимізації. Вони демонструють, що навіть без доступу до внутрішньої структури глибокої мережі можна значно підвищити точність розпізнавання завдяки розумній обробці та агрегації вихідних даних.

Це покращення має важливе практичне значення, оскільки забезпечує рекрутерам достовірнішу інформацію про емоційний стан кандидатів, що сприяє більш обґрунтованому прийняттю рішень. Наявність додаткових метрик упевненості у результатах відкриває можливості для подальшого розвитку автоматизованих систем підтримки прийняття кадрових рішень.

2. Аналіз точності перевірки текстових відповідей. В інтелектуальній системі асинхронного рекрутингу використовується потужна велика мовна модель GPT-4o від OpenAI, інтегрована через OpenAI API, яка автоматично оцінює текстові відповіді кандидатів на різноманітні питання з різних галузей. Оцінювання здійснюється за шкалою від 0 до 10. Для перевірки точності таких оцінок було проведено відповідний аналіз на порівнянні виставлених GPT-4o балів із показниками семантичної близькості між відповіддю кандидата та еталонним текстом. Еталонні відповіді – це стандартизовані варіанти, що містять оптимальний набір інформації за темою. Семантична близькість відображає не буквально співпадіння слів, а рівень смислової відповідності текстів з урахуванням контексту. Для її обчислення застосовували сучасні моделі векторного подання тексту – Sentence Transformers. Вони переводять речення у багатовимірні вектори (ембеддинги), а косинусна схожість цих векторів слугує числовим показником близькості (масштабованим до діапазону 0–10 для зручності порівняння з оцінками GPT-4o).

Відмінність запропонованого підходу полягає в тому, що не просто порівнюється кореляція між оцінками GPT і семантичною близькістю, а вимірюється відносна похибка у відсотках. Для кожної пари «оцінка GPT – семантична близькість» розраховувалася відсоткова різниця (похибка). Якщо вона не перевищує 5%, відповідь вважається правильною оціненою, інакше – ні.

Цей метод має кілька переваг:

1) легкість і прозорість для розуміння, оскільки дає чіткий числовий критерій для прийняття рішення;

2) уникає складних статистичних метрик, які можуть бути неочевидними для користувачів;

3) дозволяє точково виявляти відповіді з коректною оцінкою та ті, що потребують додаткової уваги, з можливістю гнучкого налаштування порогу;

4) забезпечує об'єктивність, адже базується на семантичному аналізі, що враховує зміст, а не просто збіг слів.

Для перевірки узагальнюваності, стійкості до зсуву домену (під терміном «*домен*» в даному контексті розуміємо предметну область із власними типовими задачами, мовою/термінами, форматом «правильної» відповіді та критеріями якості) та валідації рубрик оцінювання в різних типах завдань, було сформовано контрольні набори запитань і еталонних відповідей у п'яти галузях, що суттєво відрізняються за когнітивним профілем і форматом правильною відповіді:

1) інформаційні технології та програмування – логічні задачі, алгоритми, фрагменти коду (перевірка точності, формальної коректності та крокової логіки);

2) архітектура та будівництво – технічні описи й проектні рішення (оцінка структурованості аргументації та відповідності вимогам);

4) медицина – клінічні кейси, діагностика, лікувальні протоколи (перевірка доменної коректності, посилення на стандарти й ризиків помилок);

5) дизайн – візуальна комунікація, UX/UI, креативні концепції (оцінка якості обґрунтування суб'єктивних рішень і принципів HCI);

6) фінанси – економічний аналіз, звітність, розрахунки (перевірка числової точності, відтворюваності та логіки висновків).

Така багатогалузева вибірка дає можливість виміряти не лише середню результативність системи, а й варіативність якості між доменами, виявити упередження та/або вузькі місця, і, зрештою, підтвердити, що інтегральні метрики відображають реальні компетентності кандидатів у широкому спектрі професійних сценаріїв.

Джерелами еталонів стали офіційна документація, навчальні курси (Coursera, університетські матеріали), клінічні настанови BOO3 і Medscape, бізнес-кейси та фінансові стандарти. Результати аналізу наведено у таблиці 2, яка містить кількість тестових відповідей, середню оцінку GPT-4o, середнє значення семантичної близькості (у масштабі 0–10), середню відносну похибку, а також відсоток відповідей, які пройшли перевірку (похибка $\leq 5\%$).

Таблиця 2 – Порівняння оцінок GPT-4o із семантичною близькістю за різними галузями

Спеціалізація	Кількість відповідей	Середній бал ChatGPT (0-10)	Середня семантична близькість (0-10)	Середня відносна похибка (%)	Частка пройдених (%)
ІТ та програмування	20	7,9	7,8	3,4	95
Архітектура	20	7,3	7,1	4,1	92
Медицина	20	8,2	8,0	3,2	97
Дизайн	20	7,5	7,4	4,8	82
Фінанси	20	7,7	7,6	3,9	93

Як видно з таблиці 2, GPT-4о демонструє високу відповідність оцінок із семантичною близькістю в усіх спеціалізаціях. Середня відносна похибка не перевищує 5% для більшості випадків, що свідчить про здатність системи ефективно оцінювати змістовну якість відповідей без необхідності залучення людських експертів. Незначні розбіжності в оцінках зазвичай виникають у випадках, коли кандидат дає нетипову, розширену або додаткову інформацію, яка хоч і відрізняється від еталонної відповіді, але є змістовною і релевантною.

3. Порівняння ключових метрик з традиційним рекрутингом. Ефективність будь-якої нової системи оцінюється шляхом порівняння її ключових показників із результатами традиційних підходів. У сфері рекрутингу одним із визначальних параметрів є час, який витрачають різні учасники процесу – рекрутери, технічні спеціалісти та інші залучені співробітники. Саме цей показник має безпосередній вплив на продуктивність компанії та вартість найму одного кандидата.

У більшості компаній традиційний процес рекрутингу складається з двох основних етапів. Перший – скринінг, який передбачає попередній відбір кандидатів. На цьому етапі рекрутер переглядає резюме, перевіряє відповідність формальним вимогам (наявність диплома, досвіду роботи, ключових навичок) та може проводити коротку телефонну співбесіду для уточнення базових деталей та оцінки soft skills. Другий етап – технічна співбесіда, яку зазвичай проводить спеціаліст із відповідної галузі, де оцінюються професійні знання кандидата, вміння розв'язувати практичні завдання та застосовувати свої навички в умовах, наближених до реальних.

Запропонована інтелектуальна система асинхронного рекрутингу поєднує ці етапи в більш оптимізованій формі. Завдяки автоматизації попереднього відбору та можливості оцінки технічних відповідей у записаному форматі з використанням штучного інтелекту значно скорочується навантаження на персонал і час, необхідний для аналізу кожного кандидата.

Розроблена система генерує два типи автоматичних звітів, корисних для учасників процесу найму. Перший – це звіт з емоційного аналізу, який описує емоційний стан кандидата (частота позитивних і негативних емоцій, емоційна стабільність, реакції на складні питання). Такий звіт є особливо цінним для HR, оскільки дозволяє інтерпретувати soft-skills, рівень мотивації, стресостійкість і культурну сумісність кандидата. Другий – це звіт з текстового аналізу відповідей, який узагальнює смислову насиченість та релевантність відповідей (виділення ключових тез, відповідність технічним вимогам, виявлення

суперечностей). Цей звіт спрощує роботу технічного спеціаліста, оскільки дозволяє оцінити предметну компетентність без необхідності прослуховувати повний запис інтерв'ю.

Як базовий часовий показник для порівняння було обрано час, витрачений HR і технічним спеціалістом на перевірку результатів кандидата. У традиційному рекрутингу цей час включає скринінг (читання резюме й коротка розмова з кандидатом) та повну технічну співбесіду. У розробленій системі відео-інтерв'ю він відповідає часу, необхідному для ознайомлення зі звітами емоційного та текстового аналізу і прийняття рішення.

Для перевірки ефективності запропонованої інтелектуальної системи було проведено експериментальне дослідження, у якому взяли участь три рекрутери та п'ятеро технічних спеціалістів, кожен з яких мав досвід професійної діяльності понад п'ять років. На першому етапі було визначено часові витрати у межах традиційного процесу скринінгу. Як показує практика, рекрутери витрачали на попередній перегляд та оцінювання одного кандидата від 10 до 20 хвилин залежно від індивідуальних особливостей поданих матеріалів та власної методики аналізу. В більшості випадків цей показник складав приблизно 15 хвилин на одного кандидата, що підтверджує високий рівень часових затрат при значній кількості заявок.

На другому етапі досліджено ефективність використання системи асинхронного рекрутингу. Кожен із рекрутерів витрачав приблизно 2 хвилини незалежно від тривалості відеоінтерв'ю кандидата, оскільки система автоматично формувала структурований емоційний звіт строго визначеного обсягу та формату. Це дозволяло рекрутерам швидко ознайомитися з ключовими показниками та зробити висновки без необхідності переглядати весь відеоматеріал.

Окрему увагу було приділено роботі технічних спеціалістів, які виконували оцінювання професійної компетентності кандидатів на основі перегляду відеоінтерв'ю. Для експерименту було створено три вакансії з відео максимальною тривалістю 10, 30 та 60 хвилин, при цьому в традиційному процесі технічна співбесіда тривала б стільки ж. У системі асинхронного рекрутингу часові витрати спеціалістів склали близько 3 хвилин для десятихвилинного відео, 9 хвилин для тридцятихвилинного та 18 хвилин для годинного відео. Таке зростання часу пояснюється збільшенням обсягу інформації, яку потрібно опрацювати, проте навіть у цьому випадку ефективність залишалася значно вищою порівняно з традиційним підходом, де аналіз відбувався повністю вручну і займав значно більше часу. Результати дослідження представлено в таблиці 3.

Таблиця 3 – Порівняння часу витраченого персоналом у традиційному та асинхронному рекрутингу

Етап / Тривалість інтерв'ю	Традиційний рекрутинг (хв)	Асинхронний рекрутинг (хв)
Скринінг (HR)	15	2
Технічна співбесіда / інтерв'ю 10 хв	10	3
Технічна співбесіда / інтерв'ю 30 хв	30	9
Технічна співбесіда / інтерв'ю 60 хв	60	18

З аналізу видно, що у традиційному рекрутингу HR витрачає 15 хвилин на скринінг одного кандидата, тоді як у даній системі цей час становить лише 2 хвилини. Розрахуємо коефіцієнт підвищення ефективності роботи HR за формулою (1)

$$E_{HR} = \frac{t_{HR}^{trad}}{t_{HR}^{sys}}, \quad (1)$$

де E_{HR} – коефіцієнт підвищення ефективності роботи HR;

t_{HR}^{trad} – середній час, витрачений HR на скринінг одного кандидата в традиційному рекрутингу;

t_{HR}^{sys} – середній час, витрачений HR на скринінг одного кандидата в асинхронній системі.

Підставивши значення середнього часу, витраченого HR на скринінг одного кандидата в традиційному рекрутингу та використання запропонованої системи для асинхронного рекрутингу, отримаємо:

$$E_{HR} = \frac{15}{2} = 7,5.$$

Отже, використання інтелектуальної системи асинхронного рекрутингу знижує навантаження на HR у 7,5 разів у порівнянні з традиційним процесом. Це означає, що один рекрутер зможе обробити у п'ять разів більше кандидатів за однаковий проміжок часу, що безпосередньо впливає на загальну продуктивність відділу підбору персоналу.

Для опису залежності часу роботи технічного спеціаліста від тривалості відеоінтерв'ю доцільно використати лінійну модель. Це пов'язано з тим, що обсяг інформації у звіті зростає прямо пропорційно тривалості інтерв'ю: чим довше кандидат відповідає на запитання, тим більше змістових блоків з'являється у звіті, і тим довше технічний спеціаліст витрачає часу на ознайомлення з ними. Оскільки структура звіту стандартизована, збільшення навантаження відбувається поступово та рівномірно, що відображає лінійний характер процесу.

Таким чином, час роботи технічного спеціаліста описується функцією (2):

$$t_{Tech}^{sys}(L) = a + bL, \quad (2)$$

де $t_{Tech}^{sys}(L)$ – час, витрачений технічним спеціалістом у системі для інтерв'ю тривалістю L хвилин;

a – базовий час на ознайомлення зі звітом, незалежно від довжини інтерв'ю;

b – коефіцієнт, що показує, як збільшується час оцінки залежно від тривалості інтерв'ю;

L – тривалість відео-інтерв'ю, хвилин.

Підставивши експериментальні дані, формалізуємо часові залежності й порахуємо показники ефективності. Для технічних спеціалістів маємо три точки (10,3), (30,9), (60,18). Очевидно, що час у системі зростає пропорційно L , тому коефіцієнт b дорівнює:

$$b = \frac{t}{L} = \frac{3}{10} = 0,3.$$

Отже, лінійна модель часу для технічного спеціаліста у системі має вигляд (3)

$$t_{Tech}^{sys}(L) = 0,3L. \quad (3)$$

У традиційному підході технічний час для інтерв'ю довжини L дорівнює самій тривалості інтерв'ю (4):

$$t_{Tech}^{trad}(L) = L. \quad (4)$$

Коефіцієнт підвищення ефективності для технічного спеціаліста:

$$E_{Tech}(L) = \frac{t_{Tech}^{trad}(L)}{t_{Tech}^{sys}(L)} = \frac{L}{0,3L} = \frac{1}{0,3} \approx 3,33,$$

що свідчить про те, що технічний спеціаліст у середньому працює приблизно у 3,33 рази ефективніше у системі відеоінтерв'ю.

Далі визначено загальний час на одного кандидата (HR + технік) у двох підходах (5-6):

$$T^{trad}(L) = t_{HR}^{trad} + t_{Tech}^{trad}(L) = 15 + L, \quad (5)$$

$$T^{sys}(L) = t_{HR}^{sys} + t_{Tech}^{sys}(L) = 2 + 0,3L. \quad (6)$$

Відсоткове скорочення загального часу (ефективність у %) визначається за формулою 7

$$\Delta(L) = \frac{T^{trad}(L) - T^{sys}(L)}{T^{trad}(L)} \cdot 100\% = \frac{13 + 0,7L}{15 + L} \cdot 100\%. \quad (7)$$

Дана функція визначає, на скільки відсотків система скорочує загальні часові витрати порівняно з традиційним підходом. Так, підставивши типові L отримаємо відсоткове значення скорочення числових витрат:

При $L=10$:

$$T^{trad}(10) = 15 + 10 = 25,$$

$$T^{sys}(10) = 2 + 0,3 \cdot 10 = 5,$$

$$\Delta(10) = \frac{25-5}{25} \cdot 100\% = 80\%.$$

При $L=30$:

$$T^{trad}(30) = 45,$$

$$T^{sys}(30) = 2 + 0,3 \cdot 30 = 11,$$

$$\Delta(30) = \frac{45-11}{45} \cdot 100\% \approx 75,56\%.$$

При $L=60$:

$$T^{trad}(60) = 75,$$

$$T^{sys}(60) = 2 + 0,3 \cdot 60 = 20,$$

$$\Delta(60) = \frac{75-20}{75} \cdot 100\% \approx 73,33\%.$$

Розрахунок показує, що зі збільшенням тривалості відеоінтерв'ю відсоток скорочення загальних витрат

часу поступово зменшується. Це пояснюється тим, що внесок постійної складової (економія часу HR у 13 хвилин) стає менш значущим у порівнянні зі зростаючою часткою часу, витраченого технічним спеціалістом. Водночас швидкість зниження ефективності уповільнюється, що підтверджує наближення функції (9) до певної межі.

$$\Delta(L) = \frac{13+0,7L}{15+L} \cdot 100\% . \quad (9)$$

З математичної точки зору, при нескінченному зростанні тривалості інтерв'ю ($L \rightarrow \infty$) величина $\Delta(L)$ прагне до сталого значення:

$$\lim_{L \rightarrow \infty} \Delta(L) = \lim_{L \rightarrow \infty} \frac{13 + 0,7L}{15 + L} \cdot 100\% = 0,7 \cdot 100\% = 70\%.$$

Отже, за песимістичним сценарієм, коли інтерв'ю є дуже довгим, система асинхронного рекрутингу забезпечує економію часу на рівні 70% в порівнянні з традиційним рекрутингом. Це означає, що навіть за максимальної тривалості процесу ефективність системи залишається високою та стабільною, що підтверджує доцільність її впровадження.

Висновок. Розроблена інтелектуальна система для асинхронного відео-інтерв'ю ефективно вирішує ключові проблеми сучасного рекрутингу. Вона успішно поєднує передові технології штучного інтелекту з практичними потребами HR-галузі, забезпечуючи об'єктивність, швидкість та зручність процесу відбору кандидатів. Інтелектуальна система реалізує комплексний підхід до оцінювання кандидатів через поєднання аналізу відповідей за допомогою GPT-4o та розпізнавання емоційного стану з використанням оптимізованої моделі DeepFace, що забезпечує формування цілісного профілю кандидата, враховуючи як професійні знання, так і психологічні характеристики. Розроблена інтелектуальна система має значний потенціал для подальшого розвитку. Високі показники точності як в розпізнаванні емоцій, так і в оцінюванні текстових відповідей, створюють міцну основу для розширення функціональності. Можливі напрямки вдосконалення включають інтеграцію з існуючими HR-системами, розширення підтримки різних мов, впровадження додаткових аналітичних метрик та розробку предиктивних моделей для прогнозування успішності кандидатів на конкретних посадах. Отримані результати підтверджують, що поєднання асинхронного формату співбесід з інтелектуальними методами аналізу є перспективним напрямком трансформації рекрутингових процесів. Інтелектуальна система не лише оптимізує витрати часу і ресурсів компаній, але й підвищує об'єктивність та якість кадрових рішень, що в кінцевому підсумку сприяє формуванню ефективніших команд та покращенню бізнес-результатів організацій.

References

1. Basch J. M., Melchers K. G. The use of video technology in personnel selection: A review. *International Journal of Selection and Assessment*. 2020. Vol. 28. No. 1. P. 1-17. DOI: 10.1111/ijsa.12268.
2. Hemamou L., Felhi G., Vandenbussche V. та ін. HireNet: A Hierarchical Attention Model for the Automatic Analysis of Asynchronous Video Job Interviews. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2019. Vol. 33. No. 01. P. 573-581. DOI: 10.1609/aaai.v33i01.3301573.
3. Mahnaz Behroozi, Chris Parnin, Chris Brown. Asynchronous technical interviews: reducing the effect of supervised think-aloud on communication ability. : *Proceedings of the 30th ACM Joint European Software Engineering Conference and Symposium on the Foundations of Software Engineering*. 2022. Pages 294 305. <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3540250.3549168>
4. Pyle C., Roemmich K., Andalibi N. U.S. Job-Seekers' Organizational Justice Perceptions of Emotion AI-Enabled Interviews. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*. 2024. Vol. 8, No. CSCW2. Article 454, 42 p. DOI: 10.1145/3686993.
5. Evans Uhunoma. (2023). Facial Recognition Technology and Racial Discrimination a Study on the Design of On-Demand-Asynchronous Video Interview Solutions Used in Recruitment. *International Journal Of Multidisciplinary Research And Analysis*, 06(07), 3240–3258. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8186369>
6. Suen, H. Y., & Hung, K. E. (2024). Revealing the influence of AI and its interfaces on job candidates' honest and deceptive impression management in asynchronous video interviews. *Technological Forecasting and Social Change*, 198, 123011. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.123011>
7. Brown T., Mann B., Ryder N. та ін. Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2020. Vol. 33. P. 1877-1901. URL: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2020/file/1457c0d6bfbcb4967418bfb8ac142f64a-Paper.pdf> (дата звернення: 03.08.2025)
8. Serengil S. I., Ozpinar A. LightFace: A Hybrid Deep Face Recognition Framework. *2020 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU)*. 2020. P. 1-5. DOI: 10.1109/ASYU50717.2020.9259802.
9. Nithya D. M., Rakshith N. J., Rohan K. U., Sneha C. R., Vimala Devi R. Automatic Personality Recognition Used In Asynchronous Video Interviews. *International Journal of Advanced Research in Science Communication and Technology*. 2022. C. 586–592. DOI: 10.48175/ijarsct-5076. – Доступ: <https://doi.org/10.48175/ijarsct-5076>
10. Lumsden, Karen. 2022. *How to Conduct Asynchronous Interviews*. London: SAGE Publications, Ltd. <https://methods.sagepub.com/how-to-guide/how-to-conduct-asynchronous-interviews>.
11. Woods S. A., Ahmed S., Nikolaou I. та ін. Personnel selection in the digital age: A review of validity and applicant reactions, and future research challenges. *European Journal of Work and Organizational Psychology*. 2020. Vol. 29. No. 1. P. 64-77. DOI: 10.1080/1359432X.2019.1681401.
12. Gorman C. A., Robinson J., Gamble J. S. An investigation into the validity of asynchronous web-based video employment interview ratings. *Consulting Psychology Journal: Practice and Research*. 2018. Vol. 70. No. 2. P. 129-146. DOI: 10.1037/cpb0000102.
13. Naim I., Tanveer M. I., Gildea D. та ін. Automated prediction and analysis of job interview performance: The role of what you say and how you say it. *2015 11th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition*. 2015. P. 1-6. DOI: 10.1109/FG.2015.7163127.
14. Rao S B, P., Agnihotri, M. and Babu Jayagopi, D. (2021) "Improving Asynchronous Interview Interaction with Follow-up Question Generation", *International Journal of*

- Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 6(5), pp. 79–89. doi: 10.9781/ijimai.2021.02.010.
15. Bhalerao, P. Asynchronous Architecture for Real-Time Interview Simulation: A Concurrent Processing Approach to AI-Driven Interviews. *Proceedings of the International Conference on Recent Advancements and Modernisations in Sustainable Intelligent Technologies and Applications (RAMSITA 2025)*. Atlantis Press, 2025. C. 599–610. DOI: 10.2991/978-94-6463-716-8_46.
 16. Rodríguez-Sánchez M. C., Montero-Navarro A., Gallego-Losada R. Artificial intelligence for human resources management: A bibliometric analysis. *Quality & Quantity*. 2021. Vol. 55. No. 6. P. 2279-2300. DOI: 10.1007/s11135-021-01120.

Надійшла (received) 05.11.2025

Відомості про авторів / About the Authors

Мойсєєв Владислав Юрійович (Moiseiev Vladyslav) – здобувач кафедри управління проєктами в інформаційних технологіях, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», м. Харків, Україна; e-mail: vladislavmoiseev@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-2384-2006>.

Лисенко Антон Олександрович (Lysenko Anton) – кандидат технічних наук, старший викладач кафедри управління проєктами в інформаційних технологіях, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», м. Харків, Україна; e-mail: anton.lysenko@khpi.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-5588-8340>.

Шуба Ірина Володимирівна (Shuba Iryna) – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри управління проєктами в інформаційних технологіях, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна; e-mail: iryna.shuba@khpi.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3650-8506>.