

УДК 331.5: 331.108.242: 331.126
DOI: 10.31732/2663-2209-2025-79-268-275

Дата надходження: 31.05.2025
Дата прийняття до друку: 02.09.2025
Дата публікації: 30.09.2025



Ця робота ліцензується відповідно до [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

ОЦІНКА ТА УПРАВЛІННЯ БАР'ЄРАМИ ПЕРЕКВАЛІФІКАЦІЇ В ІТ: ІНДЕКСНИЙ ПІДХІД ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ NLP

Микола Сміленко¹, Віктор Терехов²

¹Аспірант, ВНЗ «Університет економіки та права «КРОК», м. Київ, Україна, e-mail: smilenkoMY@krok.edu.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7690-3765>

²Д-р екон. наук, професор кафедри управлінських технологій, Університет «КРОК», м. Київ, Україна, e-mail: victort@krok.edu.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3400-6833>

ASSESSMENT AND MANAGEMENT OF RESKILLING BARRIERS IN IT: AN INDEX-BASED APPROACH USING NLP

Mykola Smilenko¹, Viktor Terekhov²

¹Postgraduate student, KROK University, Kyiv, Ukraine, e-mail: smilenkoMY@krok.edu.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7690-3765>

²Doctor of economics sciences, professor of managerial technologies department, "KROK" University, Kyiv, Ukraine, e-mail: victort@krok.edu.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3400-6833>

Анотація. У статті досліджується проблема неготовності дорослого населення до перекваліфікації в ІТ-сферу як управлінський виклик у контексті цифрової трансформації ринку праці. На основі анкетного опитування 127 осіб, які планують зміну професійної траєкторії, запропоновано індекс неготовності до перекваліфікації - узагальнений показник, що охоплює ресурсні та організаційні бар'єри (відсутність вільного часу, персонального комп'ютера, стабільного інтернету, досвіду онлайн-навчання). Індекс дозволяє ідентифікувати категорії респондентів із підвищеним ризиком невходження до навчального процесу та сформувати типологію слухачів за рівнем їхньої стартової спроможності. Додатково здійснено обробку відкритих відповідей респондентів за допомогою методів обробки природної мови (NLP), що дало змогу деталізувати мотиваційні установки, очікування та тривоги кандидатів. Виявлено, що рівень неготовності тісно пов'язаний із самооцінкою технічних навичок і суттєво відрізняється залежно від запланованого напрямку в ІТ. Найменше бар'єрів фіксується у респондентів, які обирають frontend або backend-розробку, тоді як аналітики й майбутні проєктні менеджери демонструють вищий рівень неготовності. Отримані результати мають управлінську значущість для закладів освіти, HR-департаментів та розробників програм перекваліфікації. Індекс може бути використаний як діагностичний інструмент для сегментації аудиторії, визначення цільових груп підтримки та адаптивного проєктування освітніх маршрутів. Стаття підкреслює важливість інтеграції кількісних та якісних підходів у дослідженні професійної трансформації та формує емпіричне підґрунтя для обґрунтованого управлінського втручання. Таким чином, запропонований підхід дозволяє не лише кількісно фіксувати рівень неготовності, а й інтерпретувати його в межах освітньої та управлінської практики як маркер потенційного ризику та орієнтир для побудови персоналізованих стратегій підтримки. Стаття розширює інструментарій освітнього менеджменту, дозволяючи перейти від інтуїтивного підходу до структурованої роботи з бар'єрами перекваліфікації, що є особливо актуальним у період стрімких змін і дефіциту ІТ-фахівців.

Ключові слова: управління ризиками, перекваліфікація, індекс неготовності, цифрова трансформація, освітній менеджмент, NLP

Формули: 1, рис.: 0, табл.: 1, бібл.: 19

Annotation. The article examines the issue of adult unpreparedness for reskilling in the IT sector as a managerial challenge in the context of the digital transformation of the labor market. Based on a survey of 127 individuals planning a change in their professional trajectory, the authors propose an Unpreparedness Index - an aggregated indicator capturing resource-related and organizational barriers (lack of available time, absence of a personal computer, unstable internet access, no prior experience with online education). The index makes it possible to identify categories of respondents with a heightened risk of disengagement from the learning process and to develop a typology of participants based on their initial capacity for professional retraining. In addition, open-ended responses were processed using natural language processing (NLP) methods, which enabled a deeper analysis of respondents' motivations, expectations,

and concerns. The study revealed a strong relationship between the level of unpreparedness and the self-assessment of technical skills, as well as significant variation depending on the intended IT specialization. The lowest barriers were recorded among respondents aiming for frontend or backend development, while future analysts and project managers reported higher levels of unpreparedness. The results are of practical importance for educational institutions, HR departments, and designers of reskilling programs. The proposed index can serve as a diagnostic tool for audience segmentation, the identification of priority support groups, and the design of adaptive educational trajectories. The article underscores the value of integrating both quantitative and qualitative approaches in the study of career transformation and provides an empirical foundation for informed managerial intervention. Thus, the proposed approach enables not only the quantitative assessment of readiness barriers but also their interpretation within educational and managerial contexts as indicators of potential risk and as guides for developing personalized support strategies. The article expands the toolkit of educational management by shifting from intuitive to structured methods of addressing obstacles to reskilling - an especially relevant need amid rapid change and a persistent shortage of IT professionals.

Keywords: risk management, reskilling, unpreparedness index, digital transformation, educational management, NLP.

Formulas: 1, fig.: 0, tabl.: 1, bibl.: 19

Постановка проблеми в загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями. У сучасних соціально-економічних умовах перекваліфікація кадрів у сферу інформаційних технологій виступає одним із ключових напрямів адаптації трудових ресурсів до змін цифрової економіки. Швидкий розвиток ІТ-галузі створює як нові можливості, так і серйозні виклики для працівників, які прагнуть змінити професійну траєкторію. З одного боку, ІТ-сектор демонструє стабільний попит на нові кадри, з іншого - процес перекваліфікації часто гальмується обмеженим доступом до ресурсів, психологічними бар'єрами та невідповідністю очікувань і реального змісту професійної діяльності.

Дослідження останніх років акцентують увагу на необхідності врахування не лише формальних навичок, а й поведінкових та мотиваційних чинників у процесах управління людським капіталом (Р. Carrelli 2018; Л. Nedelkoska, 2018). У зв'язку з цим зростає інтерес до використання новітніх методів аналізу даних у HR-аналітиці. Одним із таких методів пропонується концептуальна модель **індексу неготовності до перекваліфікації**, яка базується на багатовимірному аналізі анкетних даних та NLP-обробці відкритих текстових відповідей.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідженням даного питання на вітчизняній арені займалися, зокрема: К. Маркевич, Л. Хромушина.

Так, Катерина Маркевич в Аналітичних записках «Ринок праці в Україні після війни: тенденції та прогнози» (Центр Разумкова, липень 2022) аналізує вплив повномасштабної війни Росії проти України на ринок праці. Автор прогнозує зміни попиту на професії: після війни зросте попит на військових, фахівців з кібербезпеки, ІТ-спеціалістів (програмістів, дизайнерів, розробників e-commerce), будівельників, енергетиків (особливо у відновлювальній енергетиці), логістів, медиків (реабілітологів, ерготерапевтів) та психологів. Проходиться по бар'єрам перекваліфікації: нестача навичок, обмежений доступ до освіти, психосоціальні проблеми та руйнування інфраструктури ускладнюють адаптацію до нових вимог ринку. Записка підкреслює необхідність адаптації ринку праці до післявоєнних реалій через інклюзивні освітні програми та підтримку вразливих груп (ветеранів, переселенців, людей з інвалідністю).

Л. Хромушина, (2023) підкреслює важливість цифрової стратегії як інтегральної частини стратегічного управління для адаптації до сучасних викликів та забезпечення конкурентних переваг в HR-менеджменті.

Серед зарубіжних науковців дану тематику досліджували: J. Bessen, P. Carrelli, L. Nedelkoska.

Л. Nedelkoska (2018) підкреслює необхідність перекваліфікації працівників для адаптації до нових вимог ринку праці, зокрема через розвиток цифрових

компетенцій та безперервне навчання. Пропонуючи стратегії для урядів та організацій, що включають інвестиції в освіту, програми перекваліфікації та підтримку працівників у перехідний період.

J. Bessen аналізує вплив штучного інтелекту (ШІ) на ринок праці, акцентуючи на ролі попиту в економіці.

Актуальність теми дослідження.

Перекваліфікація в ІТ-сферу є критично важливою в умовах цифрової трансформації ринку праці, де попит на ІТ-фахівців зростає. Бар'єри, такі як брак ресурсів, психологічна неготовність і недостатня самооцінка, ускладнюють цей процес. Дослідження актуальне через дефіцит комплексних інструментів оцінки готовності до перекваліфікації. Інтеграція NLP та індексного підходу відкриває нові можливості для управління освітніми траєкторіями. Це особливо значущо в контексті післявоєнних викликів і потреби адаптації вразливих груп.

Не вирішені раніше частини загальної проблеми. Попри значний прогрес у дослідженні перекваліфікації кадрів до ІТ-сфери, низка аспектів залишається недостатньо вивченою, зокрема відсутність комплексних інструментів для оцінки індивідуальної готовності до перекваліфікації. Більшість робіт зосереджена на аналізі загальних тенденцій ринку праці або окремих аспектів, таких як технічні навички чи економічна цінність компетенцій (L. Nedelkoska, 2018), тоді як інтегральні підходи, що враховують взаємодію мотиваційних, психологічних і соціальних бар'єрів, залишаються недостатньо розвиненими.

Мета та методологія дослідження.

Метою є розробка індексу неготовності до перекваліфікації в ІТ, що враховує ресурсні, психологічні та мотиваційні бар'єри. Дослідження базується на анкетуванні 127 респондентів та аналізі відкритих відповідей за допомогою NLP (Biterm Topic Modeling, Aspect-Based Sentiment Analysis). Використано змішаний метод: кількісний (регресійний, кластерний аналіз) та якісний (фокус-групи,

тематичний аналіз). Індекс формується через z-нормалізацію п'яти компонентів із вагами, перевіреними на узгодженість (α Кронбаха 0,78). Результати дозволяють сегментувати аудиторію та прогнозувати ризики.

Формулювання цілей статті.

Метою статті є розробка індексу неготовності до перекваліфікації в ІТ-сферу, який інтегрує мотиваційні та бар'єрні чинники, ідентифіковані на основі структурованих і відкритих відповідей респондентів. Цей індекс слугує основою для типологізації кандидатів на перекваліфікацію та формування науково обґрунтованих управлінських рекомендацій щодо подолання ризиків і бар'єрів у процесі перекваліфікації.

Перспективи подальших досліджень. Подальші дослідження можуть уточнити вагові коефіцієнти індексу через факторний аналіз і валідацію на даних про успішність перекваліфікації. Розширення вибірки дозволить перевірити універсальність моделі для різних регіонів і груп. Інтеграція подовжніх досліджень допоможе відстежити динаміку бар'єрів після освітніх програм. Вивчення впливу соціальних мереж і менторства може поглибити розуміння мотиваційних факторів. Розробка автоматизованих інструментів діагностики на основі NLP сприятиме масштабуванню підходу.

Виклад основного матеріалу дослідження. Прийнятий для аналізу масив даних включає 127 анкет респондентів, які декларували намір перекваліфікуватися у сферу інформаційних технологій (ІТ). Анкетування було проведено онлайн, що дозволило залучити аудиторію різного віку, рівня освіти та професійного досвіду. Усі учасники на момент заповнення анкети не працювали в ІТ, але виявляли чітке зацікавлення в такому переході - переважно через курси, самостійне навчання або зміну напрямку в межах поточної діяльності. Саме тому ці дані дозволяють аналізувати не успішну перекваліфікацію, а її готовність і потенційні обмеження.

Структура анкет охоплює як кількісні, так і якісні показники. Респонденти відповідали на

запитання, що стосуються їхньої освіти, поточної професії, досвіду в навчанні, уявлень про майбутню IT-спеціалізацію, страхів, ресурсних бар'єрів, мотивації та рівня впевненості. Особливу увагу приділено відкритим відповідям, у яких учасники формулювали причини зміни професії, описували внутрішні конфлікти або сумніви. Саме ці текстові блоки стали підґрунтям для подальшого аналізу методами NLP, оскільки містять неочевидні маркери ставлення до процесу перекваліфікації, які важко імітувати або передбачити у структурованих відповідях.

З управлінської точки зору, ці дані відкривають простір для моделювання профілів учасників програм з перекваліфікації. Можна оцінити, хто з респондентів має більший ризик «випасти» з навчального процесу, в кого занижена самооцінка, хто вимагає індивідуального темпу чи додаткової підтримки. Такі висновки дозволяють не лише адаптувати освітні програми, а й формулювати стратегічні рішення щодо фінансування, відбору цільових груп та створення супровідних сервісів.

У дослідженні було обрано метод обробки природної мови (NLP) для аналізу відкритих відповідей респондентів, які планують перекваліфікацію у сферу IT. Основною метою було виявлення латентних бар'єрів, таких як страхи, сумніви та внутрішні конфлікти, які не завжди проявляються в структурованих відповідях.

Для аналізу коротких текстових відповідей було застосовано метод тематичного моделювання, зокрема Biterm Topic Modeling (BTM). Цей підхід дозволяє ефективно виявляти теми в коротких текстах, що є типовими для відкритих відповідей в анкетах (X. Yan, J. Guo, Y. Lan, & X. Cheng, 2013).

Крім того, було використано аспектно-орієнтований аналіз настрою (Aspect-Based Sentiment Analysis, ABSA) для оцінки емоційного забарвлення відповідей респондентів щодо конкретних аспектів перекваліфікації, таких як

фінансові бар'єри, підтримка з боку родини або впевненість у власних силах (S. U. Chebolu et al., 2023; Y. C. Hua & H. Zhang, 2024; K.W. Trisna & H.J. Jie, 2022).

На основі результатів NLP-аналізу було розроблено індекс неготовності до перекваліфікації. Цей індекс враховує як кількісні, так і якісні дані: відповіді на закриті питання анкети та результати аналізу відкритих відповідей. Кожному респонденту було присвоєно бал за шкалою від 0 до 1, де 0 означає повну готовність до перекваліфікації, а 1 - максимальну неготовність. Такий підхід дозволяє ідентифікувати групи респондентів, які потребують додаткової підтримки в процесі перекваліфікації.

Використання NLP-методів у поєднанні з кількісними показниками дозволяє отримати більш глибоке розуміння бар'єрів, що стоять на шляху перекваліфікації, та розробити цілеспрямовані управлінські рішення для їх подолання.

Індекс неготовності розроблено як узагальнюючий показник, що дозволяє оцінити ймовірність відмови або зриву спроби перекваліфікації ще на етапі намірів. Його побудова спирається на припущення, що неготовність - це багатофакторне явище, яке поєднує як об'єктивні характеристики (рівень освіти, брак технічних знань, обмеження в часі чи коштах), так і суб'єктивні - страх провалу, внутрішні суперечності, невпевненість у виборі напрямку.

Саме тому модель була сформована на основі інтеграції двох типів даних: структурованих відповідей анкети та категоризованих результатів NLP-аналізу відкритих текстів (D.Kaplan & C. Lerouge, 2007).

На першому етапі всі числові показники (наприклад, кількість бар'єрів, самооцінка технічних і комунікативних навичок, заявлений горизонт перекваліфікації, очікування складності) були приведені до єдиної шкали за допомогою z-нормалізації. Це дало змогу усунути вплив відмінностей у масштабах і

забезпечити порівнянність змінних. Далі проведено зведення нормалізованих значень у лінійну модель з ваговими коефіцієнтами. Для збереження інтерпретативності модель збудована як сума часткових оцінок за п'ятьма напрямками: ресурсна обмеженість, когнітивна невпевненість, зовнішня підтримка, емоційний бар'єр та незавершена мотивація.

Ваги було визначено експертним шляхом на основі міжзмінної кореляції та перевірено на внутрішню узгодженість за допомогою коефіцієнта α Кронбаха, що склав 0,78 - що є прийнятним для соціальних досліджень.

Особливу роль у моделі відіграє контентний блок, отриманий через NLP-аналіз. Усі відкриті відповіді респондентів було попередньо очищено, лематизовано та

класифіковано за домінуючими темами. Для коротких текстів застосовано Biterm Topic Modeling, що дозволило виявити основні мотиви відповіді. Наприклад, пошук сенсу, розчарування в попередній сфері, тиск оточення, прагнення до свободи чи стабільності. Додатково здійснено аспектно-орієнтований аналіз настрою, який дозволив врахувати емоційне забарвлення - ступінь тривоги, ентузіазму, невизначеності, амбівалентності. Згідно з методикою, для кожного респондента було створено контентний індикатор, що відображає якість і спрямованість мотивації. Цей індикатор було масштабовано і включено до загальної формули індексу.

$$INI_i = w_1 * R_i + w_2 * C_i + w_3 * S_i + w_4 * E_i + w_5 * M_i \quad (1)$$

Формула 1. Розрахунок індексу неготовності до перекваліфікації в ІТ-сфері.

де:

INI_i - індекс неготовності для i -го респондента,

R_i - ресурсні обмеження (гроші, час),

C_i - когнітивна невпевненість (оцінка складності, страхи),

S_i - соціальна підтримка або її відсутність,

E_i - емоційна напруга (згідно з NLP),

M_i - мотиваційна чіткість (згідно з NLP),

w_1 - w_5 - вагові коефіцієнти, які сумарно дорівнюють 1.

Модель дозволяє обчислити рівень неготовності для кожного респондента за шкалою від 0 до 1, де значення, близькі до 1, інтерпретуються як високий ризик зриву перекваліфікації, а значення, наближені до 0 - як повна готовність.

Таку шкалу зручно використовувати для ранжування, сегментування цільових аудиторій та прийняття управлінських рішень: наприклад, спрямування додаткових менторських чи фінансових ресурсів на найбільш вразливі групи. У наступному підрозділі буде проведено типологізацію респондентів за індексом

неготовності, з ілюстрацією типових профілів та управлінськими висновками.

У поточній версії моделі індексу неготовності до перекваліфікації використано зважене згортання п'яти нормалізованих компонентів: R - ресурсні обмеження, C - когнітивна невпевненість, S - соціальна підтримка (або її відсутність), E - емоційна напруга (з NLP), M - мотиваційна чіткість (з NLP).

Для вагових коефіцієнтів w_1 - w_5 обрано співвідношення (сумарно дорівнює 1), як показано в Таблиці 1.

Таблиця 1

Значення вагових коефіцієнтів

Компонент	Позначення	Вага (w_i)
Ресурси	w_1 (R)	0,25
Невпевненість	w_2 (C)	0,20
Соціальна підтримка	w_3 (S)	0,15
Емоції (NLP)	w_4 (E)	0,20
Мотивація (NLP)	w_5 (M)	0,20

Джерело: складено авторами на основі результатів власного моделювання.

Вагові коефіцієнти було обрано експертним оцінюванням. А саме, ресурсні обмеження (час, кошти, сімейні обставини) - найбільш часто вказувані респондентами бар'єри, тому найвища вага. Когнітивна невпевненість (страх, низька самооцінка) - сильний психологічний предиктор зриву. Соціальна підтримка - менш критичний фактор, але важливий для довготривалого утримання. Емоційна напруга та мотивація - виводяться з NLP, мають значення при самостійному проходженні навчання, тому середні ваги.

Ці коефіцієнти можуть бути уточнені у майбутньому на основі факторного аналізу або регресійної валідації, коли з'являться фактичні дані про успішну / неуспішну перекваліфікацію. Але наразі вони відповідають зваженому експертному судженню на базі емпіричного масиву.

Після обчислення індексу неготовності для кожного респондента було здійснено класифікацію кандидатів за рівнем готовності до перекваліфікації. Індокси розподілились у межах [0.12; 0.91], що дало змогу виокремити три типові кластери: умовно готові (індекс до 0.33), невизначені (0.34-0.66) та високоризикові (понад 0.66). Поділ базувався на логіці третин, але перевірявся також на наявність латентних груп за допомогою кластеризації (k-means). Це дозволило зберегти керовану простоту типології та водночас забезпечити статистичну обґрунтованість групування.

Умовно готові респонденти демонстрували низький рівень внутрішніх бар'єрів, мали попередній технічний або суміжний досвід, чітко формулювали свою

мотивацію у відкритих відповідях і не виражали значного емоційного напруження. Цю групу можна вважати стратегічно перспективною для програм швидкого входу в ІТ (bootcamp-модель), де ключовим управлінським завданням буде не так подолання страхів, як оптимізація темпів і форми навчання.

Другий кластер - невизначені - охоплює респондентів із середніми значеннями індексу. Вони мають базову зацікавленість, але водночас не визначились з пріоритетами, часто коливаються між технічними і нетехнічними ролями, вказують на складнощі з мотивацією та браком підтримки. Для цієї групи особливо доцільні програми з менторингом, психологічним супроводом, а також вбудованими елементами soft skills, що допоможуть трансформувати неструктуровану мотивацію в цільову дію.

Найбільш вразливою виявилася група з високим індексом неготовності. У відкритих відповідях домінували теми страху, фінансової залежності, негативного досвіду попередніх спроб навчання. Ці респонденти часто мали низьку самооцінку і слабку емоційну регуляцію, виражену в словах з ознаками невпевненості, розчарування або уникнення. Управлінське рішення у випадку цієї категорії - не інтенсивне залучення до навчання, а проведення діагностики та фокус на підготовчі курси, можливо, з участю психоедукації та кар'єрного коучингу.

Отримані типи респондентів дають змогу персоналізувати стратегії рекрутингу й навчання, спрямувати ресурси не на

масовий потік, а на індивідуальні траєкторії з врахуванням психологічної готовності. У такий спосіб управлінські рішення переходять від загальної комунікації з абстрактною "цільовою аудиторією" до побудови адресних інтервенцій. Індекс неготовності виступає при цьому не лише як інструмент моніторингу, а й як засіб формування освітньої політики в корпоративному та державному секторах.

Висновки. Проведене дослідження засвідчує наявність стійких структурних залежностей між індексом неготовності до перекваліфікації в ІТ-сферу та низкою характеристик потенційних кандидатів, зокрема їхнім самосприйняттям, ресурсною забезпеченістю та очікуваними освітніми траєкторіями.

Отримані результати дозволяють концептуалізувати готовність до входження в нову професійну галузь не лише як суто індивідуальний вольовий акт чи функцію мотивації, а як комплексну конфігурацію бар'єрів і передумов, значною мірою зумовлену як об'єктивними, так і суб'єктивними факторами. Використання індексного підходу та включення результатів обробки відкритих відповідей методом тематичного аналізу з NLP-компонентами дало змогу сформувати інтерпретативну типологію, в якій рівень неготовності набуває не лише діагностичного, але й прогностичного значення.

Література:

1. Bessen, J. E. (2019). AI and jobs: The role of demand (NBER Working Paper No. 24235). National Bureau of Economic Research.
https://www.nber.org/system/files/working_papers/w24235/w24235.pdf
2. Cappelli, P., & Tavis, A. (2018). HR goes agile. *Harvard Business Review*, March-April 2018.
3. Chebolu, S. U. S., Dernoncourt, F., Lipka, N., & Solorio, T. (2023). Survey of aspect-based sentiment analysis datasets. *arXiv*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.05232>
4. Hou, F., & Chen, W.-H. (2019). Intergenerational education mobility and labour market outcomes: Variation among the second generation of immigrants in Canada (Catalogue No. 11F0019M2019006). *Statistics Canada*.

Нерівномірність розподілу індексу між представниками різних планованих ІТ-напрямів відкриває перспективу для рефлексії щодо сегментації аудиторії навчальних програм, оптимізації освітнього контенту й адаптивного управління освітніми траєкторіями. Виявлена асиметрія між технічно орієнтованими та управлінсько-аналітичними напрямами може бути інтерпретована як прояв системної різниці у стартовому соціально-ресурсному капіталі, що переноситься на інтенцію до професійної трансформації.

Це, своєю чергою, актуалізує потребу в інституціалізованій моделі діагностики та модульної підтримки слухачів із підвищеним індексом ризику, оскільки саме ця категорія потенційно є найбільш вразливою до відсіву та зниження ефективності освітнього процесу.

Управлінська релевантність дослідження полягає не лише у виявленні типових бар'єрів на етапі входження в сферу ІТ, але й у пропозиції аналітичного інструментарію, придатного до оперативного впровадження в процесі відбору, супроводу та адаптації кандидатів.

Таким чином, результати статті формують підґрунтя для стратегічної реорганізації підходів до перекваліфікації, в якій вагомість індивідуального профілю фахівця визнається ключовим фактором проектування навчальної та підтримуючої інфраструктури.

5. <https://www150.statcan.gc.ca/n1/en/catalogue/11F0019M2019006>
6. Hua, Y. C., & Zhang, H. (2024). A systematic review of aspect-based sentiment analysis: Domains, methods, and trends. *Artificial Intelligence Review*, 57, Article 296. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10906-z>
7. Kaplan, D. M., & Lerouge, C. (2007). Managing on the edge of change: Human resource management of information technology employees. *Human Resource Management*, 46(3), 329-351. <https://doi.org/10.1002/hrm.20166>
8. Leidner, J. L., & Stevenson, M. (2024). Challenges and opportunities of NLP for HR applications: A discussion paper. *arXiv*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.07766>
9. Morandini, S., Fraboni, F., De Angelis, M., Puzzo, G., Giusino, D., & Pietrantonio, L. (2023). The impact of

- artificial intelligence on workers' skills: Upskilling and reskilling in organisations. *Informing Science: The International Journal of an Emerging Transdiscipline*, 26, 39–68. <https://doi.org/10.28945/5078>
8. Nakash, M. (2024). Reskilling and upskilling the workforce: Text mining to identify patterns and trends in research. In *Proceedings of the 4th International Conference on Research in Human Resource Management (ICRHRM)*. <https://doi.org/10.33422/icrhrm.v1i1.169>
9. Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018). Automation, skills use and training. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, No. 202. <https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>
10. Пищуліна, О., & Маркевич, К. (2022). Ринок праці в умовах війни: основні тенденції та напрями стабілізації: аналітична записка. *Центр Разумкова*.
11. Qamar, Y., & Samad, T. A. (2022). Human resource analytics: A review and bibliometric analysis. *Personnel Review*, 51(1), 251–283. <https://doi.org/10.1108/PR-04-2020-0247>
12. Robert, L. P., Pierce, C., Marquis, L., Kim, S., & Alahmad, R. (2020). Designing fair AI for managing employees in organizations: A review, critique, and design agenda. *Human–Computer Interaction*, 35(5–6), 456–486. <https://doi.org/10.1080/07370024.2020.1735391>
13. Stephany, F., & Teutloff, O. (2024). What is the price of a skill? The value of complementarity. *Research Policy*, 53(1), 104898. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2023.104898>
14. Trisna, K. W., & Jie, H. J. (2022). Deep learning approach for aspect-based sentiment classification: A comparative review. *Applied Artificial Intelligence*, 36(1), 2014186. <https://doi.org/10.1080/08839514.2021.2014186>
15. van der Aalst, W. M. P., Adriansyah, A., & van Dongen, B. F. (2021). Process mining manifesto. In *Business Process Management Workshops*. https://doi.org/10.1007/978-3-642-28108-2_19
16. Yan, X., Guo, J., Lan, Y., & Cheng, X. (2013). A biterm topic model for short texts. In *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web (WWW '13)* (pp. 1445–1454). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2488388.2488514>
17. Хромушина, Л. (2021). Стратегічні аспекти трансформації управлінської діяльності в умовах цифрової економіки та цифрового суспільства: приклад України. *Сумський національний аграрний університет*.
18. Маркевич, К. (2022). Ринок праці в Україні після війни: Тенденції та прогнози [Аналітична записка]. Центр Разумкова. <https://razumkov.org.ua/images/2022/07/31/2022-ANALIT-ZAPIS-MARKEVICH-FIN.pdf>
19. Геревенко, А. М., Ільїна, Т. В., & Ібрагімова, Л. А. (2024). Використання цифрових платформ для підвищення якості професійної освіти. *Академічні візії*, (31), 426–435. <https://www.academy-vision.org/index.php/av/article/view/1149>