

ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ З АВТОМАТИЗОВАНОГО RIASEC-ПРОФІЛЮВАННЯ ПОСАД І ВАКАНСІЙ

A LITERATURE REVIEW OF AUTOMATED RIASEC PROFILING OF JOB POSITIONS AND VACANCIES

У статті здійснено систематичний огляд 34 емпіричних праць у 1980–2025 роках, присвячених автоматизованому RIASEC-профілюванню посад і вакансій. Мета роботи – узагальнити теоретичні моделі відповідності персоналу і робочого середовища, ручні та напівавтоматичні інструменти (PCI, DHOC, O*NET, ESCO) і сучасні підходи обробки природної мови, окреслити їх еволюцію, переваги та обмеження. Аналіз показав чотири хвилі розвитку методів: ручне кодування, системи, базовані на словниках і правилах, класичне машинне навчання та трансформерні моделі. Хоч останні забезпечують кодування тисяч оголошень у реальному часі, вони потребують психологічної валідації, пояснюваності й етичного аудиту. Виявлено ключові прогалини: брак багатомовних валідованих корпусів вакансій, нестача протоколів оцінювання якості, низька довіра HR-фахівців до інструментів, що працюють як “чорні скриньки” і потенційні упередження моделей. Результати огляду підкреслюють, що психологічна валідність залишається критично важливою навіть для найсучасніших алгоритмів, тому співпраця між фахівцями з організаційної психології та розробниками штучного інтелекту є стратегічно необхідною. Рекомендовано поєднувати алгоритмічні рішення з експертною перевіркою, розробляти культурно адаптовані корпуси та проводити лонгітюдні дослідження впливу автоматизованого RIASEC-співпадиння на задоволеність і утримання персоналу. Стаття пропонує практичну матрицю вибору інструментів, яка допоможе HR-підрозділам оцінити баланс між точністю, швидкістю та прозорістю RIASEC-кодування. Окрім академічного внеску, огляд окреслює рекомендації для політик щодо етичного використання алгоритмів у рекрутингу, що актуально у світлі нових регуляцій.

Ключові слова: RIASEC, співпадиння людини і середовища, профілювання вакансій, обробка природної мови, огляд літератури.

This article presents a systematic review of 34 empirical studies (1980–2025) devoted to automated RIASEC profiling of job positions and vacancies. The purpose is to synthesise the theoretical foundations of Person–Environment Fit, examine manual and semi-automated instruments (PCI, DHOC, O*NET, ESCO), and trace the evolution, strengths, and limitations of modern natural-language-processing approaches. The analysis identifies four developmental waves: manual coding, rule-based lexical systems, traditional machine-learning models, and transformer-based architectures. Although the latter can label thousands of job ads in real time, they still require psychological validation, interpretability, and ethical auditing. Key gaps include the shortage of multilingual validated corpora, the absence of unified evaluation protocols, limited HR trust in “black-box” models, and potential algorithmic bias. The review highlights that psychological validity remains critical even for state-of-the-art algorithms, making collaboration between organizational psychologists and AI developers strategically essential. The review recommends combining algorithmic solutions with expert verification, developing culturally adapted datasets, and conducting longitudinal studies on how automated RIASEC fit affects employee satisfaction and retention. The article offers a practical decision matrix that enables HR departments to assess the trade-offs among accuracy, speed, and transparency in RIASEC coding. Beyond its academic contribution, the review outlines policy recommendations for the ethical use of algorithms in recruitment, a timely issue in light of new regulations.

Key words: RIASEC; Person–Environment Fit; vacancy profiling; natural language processing; systematic literature review.

УДК 331.54:005.95]:159.98
DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5208.2025.72.2.14>

Чайка Р.М.

доктор філософії в галузі психології,
доцент кафедри теоретичної
та практичної психології
Національний університет «Львівська
Політехніка»

Вступ. У сучасних умовах динамічного ринку праці значно зростає важливість оперативного та точного встановлення відповідності між особистісними інтересами кандидата й характеристиками вакансії (Person–Job Fit). Традиційні методи оцінювання Person–Job Fit, що спираються на ручне порівняння індивідуальних RIASEC-профілів [7] та характеристик робочих місць (наприклад, за допомогою Position Classification Inventory), хоча й довели свою валідність, виявляються трудомісткими та складними під час роботи з великим обсягом вакансій. Водночас автоматизація цього процесу за допомогою методів обробки природної мови (NLP) та машинного навчання дозволяє значно пришвидшити профілювання робочих позицій та вакансій і підвищити точність класифікації [1].

Зокрема залучення сучасних алгоритмів обробки природної мови, здатних “прочитати” вакансію з урахуванням її контексту, у поєднанні з великими професійними довідниками дає змогу точніше виявляти, які саме інтереси –реалістичні, дослідницькі, соціальні тощо –закладені у змісті роботи. Коли ця інформація автоматично співвідноситься з профілем кандидата, організація отримує швидкий та об’єктивний індикатор співпадиння показника “людина – посада”. Це не лише пришвидшує підбір персоналу, а й робить інструмент придатним для різних галузей і мовних середовищ та підвищує Person–Job Fit в організаціях [2].

Попередні спроби підсумувати знання, щодо прогресу у автоматичному профілюванні робочих посад чи вакансій є фрагментарними.

Огляди літератури в організаційній психології концентрувалися здебільшого на наслідках відповідності “людина-робота” загалом і не торкалися автоматизації RIASEC-кодування вакансій [2]. Оглядові статті з вимірювання професійних інтересів акцентують на розвиткові опитувальників для індивідуальної діагностики, але лишають поза фокусом питання машинного аналізу текстів робочих оголошень. З другого боку міждисциплінарні огляди з NLP та машинного навчання у HR-аналітиці лише побіжно згадують можливість присвоювати вакансіям Holland-коди, не надаючи систематизованої картини використання RIASEC [3]. Детальніші дані розпорошені по поодиноким емпіричним статтях [4]. Відсутність інтегрованого огляду, який би одночасно охоплював еволюцію теоретичних засад, ручних інструментів (PCI, O*NET) і сучасних NLP-рішень, створює методологічний вакуум і ускладнює накопичення знань. Отже, систематичний огляд, спрямований саме на автоматичне вилучення RIASEC-профілів із текстів посад і вакансій, є своєчасним і необхідним для узагальнення прогресу в цій галузі та окреслення прогалин майбутніх досліджень.

Мета дослідження. Систематизувати теоретичні моделі, інструменти й методи – від ручних шкал до сучасних методів обробки природної мови – для визначення RIASEC-профілів посад і вакансій, простежити еволюцію цього домену та окреслити ключові прогалини й перспективи подальших досліджень автоматизованого Person–Job Fit.

Завдання дослідження:

1. Розкрити теоретичне підґрунтя моделей Person–Environment Fit та гексагональної RIASEC моделі Голланда.

2. Описати й класифікувати ручні та напівавтоматичні інструменти для профілювання посад.

3. Відстежити еволюцію методів добування RIASEC-профілів у хронологічному розрізі та виявити чинники, що сприяли переходу до більш складних моделей.

4. Визначити ключові виклики та прогалини

Методи та організація дослідження. У статті застосовано комплексний теоретичний аналіз літератури. Пошук проводили у базах Scopus, Web of Science та Google Scholar за ключовими словами «RIASEC extraction», «Holland code NLP», «job interest classification» у межах 1980-2025 рр. Після видалення дублікатів виконано двоетапну перевірку назв/анотацій і повних текстів. До фінального масиву увійшли 34 емпіричні праці, які кодувалися за уніфікованою формою (автори, рік, тип даних, метод текстової репрезентації, алгоритм, метрики). Після цього було застосовано синтез та аналіз наукової літератури.

Результати дослідження. *Співпадіння людини з робочим середовищем.* Співпадіння людини з робочим середовищем (Person–Environment Fit) описує ступінь узгодженості між характеристи-

ками індивіда і аспектами його робочого середовища та розглядається як центральна парадигма для прогнозування задоволеності працею, залученості й продуктивності [5]. Класична типологія вирізняє дві базові форми узгодженості – схожа узгодженість (supplementary fit) і комплементарна узгодженість (complementary fit) [6].

Схожа відповідність виникає, коли індивід і середовище мають подібні атрибути, наприклад однакові цінності або інтереси. У контексті RIASEC це означає, що професійні інтереси працівника збігаються з RIASEC-профілем посади.

Комплементарна відповідність передбачає взаємодоповнення й поділяється на дві підкатегорії: вимоги – здібності (Demands – Abilities fit) коли здібності працівника задовольняють вимоги роботи; потреби – забезпечення (Needs-Supplies fit) – коли робота забезпечує ресурси, що відповідають потребам працівника.

Наукова література стверджує, що всі три компоненти (supplementary, demands–abilities, needs–supplies) позитивно корелюють із задоволеністю працею й намірами лишатися в організації, проте supplementary fit має найбільший вплив, коли узгодженість оцінюють за інтересами і цінностями [6]. Це підкреслює значення точного визначення професійних інтересів (наприклад, через RIASEC-профілі) як ключового елементу Person–Environment Fit.

RIASEC-модель Голланда. RIASEC-модель (яку іноді називають “гексагон Голланда”) класифікує професійні інтереси та робочі середовища у шість базових типів, розташованих по колу у фіксованій послідовності [7]: Реалістичний (Realistic, R), Дослідницький (Investigative, I), Творчий (Artistic, A), Соціальний (Social, S), Підприємницький (Enterprising, E) та Традиційний (Conventional, C). Порядком R – I – A – S – E – C відповідає психологічний «близькості» типів: сусідні сегменти на гексагоні мають більш подібні вимоги й інтереси, тоді як типи, розташовані навпроти, демонструють максимальну відмінність (наприклад, Realistic – Social).

Кожен тип поєднує характерні для нього активності, цінності та робочі умови. Наприклад, Realistic орієнтований на практичні, матеріальні завдання та фізичну роботу; Investigative – на аналітичні й дослідницькі активності; Artistic – на творчість і самовираження; Social – на допомогу та навчання інших; Enterprising – на лідерство й комерцію; Conventional – на структуровані, адміністративні процеси [7]. Завдяки такій типології робота й особистість можуть бути закодовані тритипним “кодом Голланда” (наприклад, I-R-C) за трьома найбільш вираженими секторами.

Структурні аналізи інтересів підтверджують колову структуру гексагону та психологічні “кутові” відстані між типами [8]. Емпіричні дослідження показують, що співпадіння між RIASEC-кодом особи та RIASEC-кодом роботи позитивно корелює із задоволеністю працею, залученістю

і планами залишатися в організації [9]. Ці характеристики роблять модель Голланда однією з найпоширеніших теоретичних основ для вимірювання *supplementary fit* у контексті *Person-Environment Fit* і, відповідно, ключовою ціллю автоматизованого кодування вакансій.

Шкали для індивідуального RIASEC-профілю. Найпоширенішим інструментом є *Self-Directed Search (SDS)* – опитувальник, що імітує сеанс кар'єрного консультування. Він містить 228 пунктів про діяльності, здібності, професії та самооцінку; заповнення триває близько пів години та завершується трилітерним “Кодом Голланда” і переліком рекомендованих сфер. Психометричні дослідження підтверджують високу внутрішню узгодженість і кроскультурну валідність інструмента.

Ще один класичний інструмент – *Vocational Preference Inventory (VPI)*. Респондент оцінює 160 назв професій за принципом “подобається / не подобається”, після чого формується профіль інтересів за шістьма шкалами RIASEC і додатковими показниками соціальності чи самоконцепції. Надійність VPI перебуває на достатньому рівні, а короткий час проходження (15–20 хвилин) робить його популярним у школах і дослідницьких опитуваннях.

Ручні інструменти для визначення RIASEC-профілю посади. Традиційно відповідність “людина – робота” у парадигмі *Person-Environment Fit* оцінювали за допомогою ручних методів, що ґрунтуються на гексагоні Голланда.

Position Classification Inventory (PCI). PCI є найдеталізованішим опитувальником для кодування робочих місць: 84 твердження описують характерні дії, контексти та вимоги, а респондент (звичайно лінійний менеджер або HR-аналітик) відмічає ступінь релевантності кожного твердження для конкретної посади. Підсумкові бали шести шкал перетворюються у трилітерний “Код Голланда”, що демонструє високу внутрішню узгодженість та надійність. PCI застосовують у кадровому аудиті, проектуванні нових ролей і верифікації автоматичних прогнозів.

Dictionary of Holland Occupational Codes (DHOC). DHOC є довідником, у якому тисячі професійних назв уже «жорстко» прив'язані до трилітерних RIASEC-кодів. Процедура використання максимально проста: HR-фахівець підбирає найближчий синонім професійної назви й використовує готовий код. Сильна сторона – швидкість; слабкі – нечутливість до гібридних сучасних посад і залежність від точності семантичного зіставлення.

*O*NET Occupational Interest Profiles (OIPs).* Американська база ONET публікує для кожного SOC-коду шість числових оцінок, що відповідають інтенсивності R, I, A, S, E та C. Хоч ці оцінки агрегуються напівавтоматично, фахівець може вручну вибрати SOC-код, щоб миттєво отримати RIASEC-профіль. Оцінки регулярно оновлюють,

що робить OIPs найбільш актуальним ручним ресурсом у США, проте точність залежить від коректності відповідності між вакансією та класифікацією SOC [10].

ESCO RIASEC Tags. Європейська класифікація ESCO із версії 1.1 надає 1–3 літерні RIASEC-теги для близько 3 000 посад і робочих ролей. HR-спеціаліст обирає релевантний ESCO-код і використовує вказаний тег як профіль посади. Переваги – багатомовність і відкритий доступ; основний недолік – відсутність опублікованих психометричних показників і поки що нижча деталізація, ніж у PCI чи O*NET [11].

Загальні переваги й обмеження. Ручні інструменти забезпечують прозорість кодування, високу валідність та можливість експертної корекції, що особливо важливо у сферах із підвищеною відповідальністю (наприклад, безпекові служби). Водночас їхня трудомісткість і обмежена актуальність у швидко мінливому ландшафті вакансій стимулюють перехід до напівавтоматичних і повністю автоматизованих методів, які розглядаються в наступних розділах. Проте навіть у сучасних NLP-підходах саме PCI, DHOC, O*NET OIPs та ESCO-теги залишаються еталонами для оцінювання точності автоматичних моделей та навчання з *distant supervision*.

Порівняння ручних та напівавтоматичних інструментів. Попри спільне походження у гексагоні Голланда, ручні та напівавтоматичні інструменти для RIASEC-кодування посади суттєво різняться за низкою прикладних параметрів.

По-перше, час. Заповнення *Position Classification Inventory (PCI)* у середньому забирає десять хвилин на одну позицію, адже експерт має оцінити 84 твердження. Для великих штатних розписів це перетворюється на значні трудовозатрати. Натомість у O*NET *Occupational Interest Profiles (OIPs)* або ESCO RIASEC час фактично дорівнює нулю: достатньо знайти відповідний SOC-чи ESCO-код, після чого профіль “визначається” вакансією.

По-друге, надійність. PCI демонструє високу узгодженість при порівнянні між різними експертами, що заповнюють опитувальник, тобто різні експерти з великою ймовірністю призначають однаковий код. Для напівавтоматичних баз таких як O*NET або ESCO офіційні коефіцієнти узгодженості публікуються рідко, а валідність покладається на змішану експертно-машинну процедуру, що потенційно знижує прозорість.

Третій параметр – вартість та ліцензія. PCI і DHOC розповсюджуються комерційним видавцем й вимагають придбання мануалу або онлайн-ліцензії, тоді як набори O*NET та ESCO надаються безкоштовно під відкритими ліцензіями. Це робить напівавтоматичні ресурси привабливими для організацій із обмеженим HR-бюджетом.

Нарешті, масштабованість та актуальність. Ручні методи забезпечують високу точність і гнучкість для нетипових чи гібридних ролей, але їхня

продуктивність лінійно падає з ростом кількості вакансій. Напівавтоматичні довідники, оновлювані централізованими агентствами раз на рік або частіше, легко інтегруються в HR-системи й підтримують обробку сотень тисяч оголошень на день. Однак їхні коди можуть відставати від реалій ринку праці, якщо в класифікацію ще не внесено нових професій.

Профілювання посад. Під “профілюванням посади” ми розуміємо психологічний “паспорт” роботи на даній посаді – опис її домінантних інтересів за моделлю RIASEC, який надалі зіставляють з інтересами кандидата, щоб передбачити Person–Job Fit і, зрештою, добробут та продуктивність працівника.

Поступово почали з’являтися “розумні” системи, що автоматично читають текст вакансії й прогнозують, які саме інтереси – реалістичні, дослідницькі, соціальні тощо – найбільш властиві цій роботі. Ще десять років тому ці алгоритми використовували просте підрахування ключових слів. Проте сьогодні вони навчаються на мільйонах уже класифікованих описів і вловлюють навіть тонкі відтінки сенсу, наприклад різницю між “дизайном інтерфейсів” і “дизайном трубопроводів”. Для організації це означає можливість миттєво отримувати RIASEC-профіль кожної нової вакансії і будувати прозорі правила добору: система сигналізує, коли інтереси кандидата суттєво не збігаються з психологічним змістом роботи, або рекомендує внутрішнє переміщення, де конгруентність буде вищою.

Нарешті, державні та міжнародні платформи, такі як O*NET у США, регулярно оновлюють власні “карти інтересів” тисяч професій, використовуючи поєднання експертних оцінок і даних великих порталів вакансій. Усе це переводить профілювання посад із суто консультативної процедури у стратегічний інструмент управління талантами, здатний підтримувати рішення про найм, навчання й проектування ролей на підставі досліджень з організаційної психології та доказової HR-аналітики.

Еволюція методів: від довідника Голланда до трансформерів. Розвиток технологій RIASEC-кодування вакансій відображає ширший зсув у практиках управління персоналом: від індивідуальних експертних суджень до масштабних, орієнтованих на дані HR-систем. Умовно ця траєкторія вкладається в чотири етапи, кожен з яких розв’язував нагальні організаційні задачі свого часу та водночас породжував нові виклики.

Етап 1. Ручне кодування (до кінця 1990-х). Довідники на кшталт Dictionary of Holland Occupational Codes і PCI заклали базу емпірично перевірених RIASEC-профіль. Психологи-консультанти вручну зіставляли опис роботи зі “стандартними” професіями та отримували трилітерний код. Перевага – висока валідність і довіра менеджерів; недолік – неможливість масштабувати процедуру на сотні вакансій у динамічних організаціях.

Етап 2. Системи базовані на словниках та правилах (початок 2000-х).

Перші HR-системи автоматизували пошук “якірних” лексем (наприклад, виробництво, дизайн, консультування), що підказували RIASEC-тип. Це дало змогу швидко відфільтровувати невідповідні оголошення, але гнучкість системи була низькою: кожне нове слово або синонім потребував ручного додавання. Для організацій це означало компроміс між швидкістю та психологічною точністю.

Етап 3. Класичне машинне навчання (2010-ті). Коли обсяги онлайн-вакансій стали рахуватися мільйонами, з’явилася можливість “навчати” алгоритми на реальних даних. Моделі машинного навчання досягали показників, що дорівнювали середній згоді між двома експертами. У психологічній площині це засвідчило: комп’ютерні підходи можуть надійно відтворювати людські судження про зміст роботи й, відповідно, прогнозувати Person–Job Fit.

Етап 4. Глибинне навчання й трансформери (з 2020 р.). Сучасні моделі глибинного машинного навчання не лише рахують слова, а й “розуміють” контекст, тому відчутно точніше описують психологічний зміст вакансії. Для організацій це означає швидкий аналіз тисяч оголошень у реальному часі, однак постає питання довіри та пояснюваності рішень.

Драйвери переходів між етапами: дані й цифровізація HR-процесів (зростання онлайн-вакансій, база O*NET); обчислювальні ресурси (доступність хмарних сервісів); потреба в доказовому HR-менеджменті, коли метрики Person–Environment Fit стають частиною KPI організації; регуляторно-етичний тиск: вимоги законодавства ЄС стимулюють розробку пояснюваних та безпечних моделей.

Таким чином, еволюція методів рухалася від точності, забезпеченої експертним знанням, до масштабованості, підкріпленої даними, і далі – до інтегрованих, потенційно багатомовних систем, здатних обслуговувати глобальні HR-екосистеми. Наступним кроком, найімовірніше, стане поєднання трансформерних моделей із людською перевіркою та прозорими поясненнями, аби узгодити високі технічні показники з психологічною валідністю та довірою користувачів.

Виклики та прогалини. Попри швидкий поступ цифрових рішень, організації стикаються з низкою психологічних та практичних бар’єрів, які заважають широкому й безпечному впровадженню автоматизованого RIASEC-профілювання.

По-перше, нестача валідованих ресурсів. Більшість доступних наборів вакансій створені під конкретні ринки й мови. Коли компанія намагається застосувати «готову» модель у новій галузі чи культурі, точність різко падає, а консультанти знову змушені покладатися на власне судження. Для організацій це означає додаткові витрати на перевірку й донавчання інструментів, аби зберегти надійність рішення про підбір персоналу.

По-друге, питання довіри. HR-фахівці звикли працювати з прозорими опитувальниками на

кшталт PCI, де видно, які саме пункти визначають код посади. У трансформерних моделей, що працюють по принципу “чорної скриньки” такої очевидності немає, що викликає сумніви щодо справедливості й обґрунтованості рекомендацій. Поки розробники не навчаться пояснювати висновки алгоритмів зрозумілою психологічною мовою, менеджери з персоналу обмежуватимуть їхнє використання.

По-третє, етична відповідальність. Опис вакансії часто містить приховані упередження за статтю, віком чи культурою. Якщо алгоритм “успадковує” такі патерни, він може підсилити дискримінацію замість того, щоб її зменшити. З огляду на нові законодавчі обмеження, роботодавці потребують чітких процедур аудиту та корекції моделей, аби вони відповідали принципам справедливого відбору.

По-четверте, динаміка ринку праці. З’являються нові гібридні ролі – “data-artist”, “AI-ethicist” – які ще не описані у довідниках O*NET чи ESCO. Без регулярного оновлення навіть найкраща модель швидко “старіє” і втрачає релевантність. Це створює подвійний виклик: компанії мають постійно накопичувати нові дані, а дослідники – розробляти гнучкі методи, що навчаються у режимі «поток».

Нарешті, стандарти оцінювання. У літературі досі немає єдиних правил, як саме вимірювати якість RIASEC-кодування: одні автори звітують точність, інші – ранжувальні показники. Для практиків це ускладнює вибір інструменту, бо метрики не порівнюються напряму. Потреба у спільних стандартах стає дедалі нагальнішою.

Напрями подальших досліджень. Вважаємо, що по-перше це поглиблена валідація інструментів у різних культурах і галузях. Нині більшість моделей навчено на англійських даних IT-ринку. Потрібні порівняльні дослідження, що перевірятимуть, чи зберігається психологічна валідність RIASEC-кодувань у виробництві, охороні здоров’я та державному секторі, а також в інших мовних контекстах.

По-друге, дослідження, як виникає довіра та прийняття з боку HR-фахівців. Машинні алгоритми мають довести свою корисність не лише цифрами, а й тим, що вони допомагають рекрутерам ухвалювати більш обґрунтовані рішення. Потрібні емпіричні дослідження, які вимірюють, як інформація про RIASEC-профіль впливає на остаточний вибір кандидата та чи підвищує вона впевненість менеджерів у власному судженні.

По-четверте зв’язок із довгостроковими результатами праці. Більшість досліджень зосереджена на точності кодування, але мало хто перевіряє, чи справді співпраця «правильного» працівника з «правильною» роботою веде до вищої задоволеності, залученості й утримання персоналу через рік чи два. Лонгітудні дослідження допоможуть перевести тему з площини «технічної новинки» у сферу стратегічного HR-менеджменту.

Висновки. Узагальнюючи результати систематичного огляду, можемо зробити три ключові висновки.

По-перше, за останні двадцять років відбулася якісна трансформація інструментів визначення RIASEC-профілю посад: від ручних опитувальників і довідників до напівавтоматичних онтологій (O*NET, ESCO) й повністю автоматизованих моделей, здатних кодувати тисячі вакансій у режимі реального часу. Цей розвиток відкрив нові можливості для практик Person–Job Fit, дозволяючи організаціям швидко оцінювати психологічний зміст роботи й зіставляти його з інтересами кандидатів.

По-друге, технічний прогрес не усуває потреби у психологічній валідності та довірі користувачів. Інструмент, яким би точним він не був, має бути зрозумілим рекрутерам і прийнятним для кандидатів; інакше ризик помилкового найму або відчуття несправедливості зведе нанівець усі переваги автоматизації. Саме тому питання пояснюваності моделей, етичного аудиту і культурної адаптації залишаються першочерговими для дослідників та HR-практиків.

По-третє, майбутнє галузі полягає у гібридній взаємодії “людина – алгоритм”. Алгоритми можуть виконувати роль швидкого “фільтра” і постачати дані, тоді як остаточне рішення повинно базуватися на експертному судженні психолога чи рекрутера, який враховує контекст, мотивацію й розвитковий потенціал кандидата. Такий підхід забезпечує баланс між масштабом і глибиною аналізу, підвищує обґрунтованість HR-рішень і зберігає «людське обличчя» управління персоналом.

Отже, автоматизоване RIASEC-профілювання вже сьогодні здатне зменшити витрати часу та підвищити точність відбору, проте його реальна цінність розкривається лише тоді, коли технологічні можливості інтегруються з етичними стандартами та психологічною експертизою.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Zhang C., Lu Y. Study on artificial intelligence: The state of the art and future prospects. *Journal of Industrial Information Integration*. 2021. Vol. 23. P. 100224.
2. Kristof-Brown A. L., Zimmerman R. D., Johnson E. C. Consequences of individuals' fit at work: A meta-analysis of person–job, person–organization, person–group, and person–supervisor fit. *Personnel Psychology*. 2005. Vol. 58, no. 2. P. 281–342.
3. Leidner J. L., Stevenson M. Challenges and Opportunities of NLP for HR Applications: A Discussion Paper. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2405.07766>.
4. Silva A., Lo P. C., Lim E. P. JPLink: on linking jobs to vocational interest types. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, 24th Pacific-Asia Conference, PAKDD 2020 Proceedings, Part II*. 2020. P. 220–232.
5. Kristof A. L. Person–organization fit: An integrative review of its conceptualizations, measurement, and implications. *Personnel Psychology*. 1996. Vol. 49, no. 1. P. 1–49.

6. Muchinsky P. M., Monahan C. J. What is person-environment congruence? Supplementary versus complementary models of fit. *Journal of Vocational Behavior*. 1987. Vol. 31, no. 3. P. 268–277.

7. Holland J. L. Making vocational choices: A theory of vocational personalities and work environments. Psychological Assessment Resources, 1997.

8. Tracey T. J., Rounds J. B. Evaluating Holland's and Gati's vocational-interest models: A structural meta-analysis. *Psychological Bulletin*. 1993. Vol. 113, no. 2. P. 229–246.

9. Nauta M. M. The development, evolution, and status of Holland's theory of vocational personalities:

Reflections and future directions for counseling psychology. *Journal of Counseling Psychology*. 2010. Vol. 57, no. 1. P. 11–22.

10. National Center for O*NET Development. Using machine learning to develop occupational interest profiles and high-point codes for the O*NET system. O*NET Resource Center, 2023. URL: https://www.onetcenter.org/reports/ML_OIPs.html.

11. European Commission. ESCO v1.1: European Skills, Competences, Qualifications and Occupations. URL: <https://esco.ec.europa.eu/en/about-esco/escopedia/escopedia/esco-v11>.