

ВПЛИВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ НА ПРИЙНЯТТЯ КАДРОВИХ РІШЕНЬ У КОНТЕКСТІ БАЛАНСУ МІЖ АВТОМАТИЗАЦІЄЮ ТА ЛЮДСЬКИМ ФАКТОРОМ

Повідайчик Михайло Михайлович*, доктор педагогічних наук, доцент,
професор кафедри кібернетики і прикладної математики

Попик Мар'яна Михайлівна**, кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри туристичної інфраструктури та готельно-ресторанного господарства

Фурик Богдан Борисович***, аспірант

Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет»

*ORCID 0000-0003-1554-2067

**ORCID 0000-0003-1693-7896

***ORCID 0009-0000-9165-0479

Дата надходження статті: 23.08.2026

Дата прийняття статті: 15.09.2026

Дата публікації статті: 07.10.2026

Вступ. Штучний інтелект дедалі активніше інтегрується у процеси прийняття кадрових рішень – від первинного скринінгу резюме та планування співбесід до оцінювання продуктивності, професійного розвитку, підвищення та звільнення працівників. На відміну від операційних HR-завдань, рішення щодо найму, кар'єрного просування чи припинення трудових відносин мають істотні особисті та юридичні наслідки, що актуалізує питання меж доцільної автоматизації та перетворює його на управлінську й етичну проблему [1, с. 17].

Дослідники наголошують на суттєвому розриві між потенціалом штучного інтелекту та практикою його застосування у HR-менеджменті, що зумовлено складністю кадрових феноменів, обмеженістю та неоднорідністю даних, а також необхідністю забезпечення прозорості й підзвітності прийнятих рішень [1, с. 18]. Водночас емпіричні дослідження свідчать, що використання алгоритмічних рекомендацій може знижувати критичність людського судження та пильність осіб, які приймають остаточне рішення, навіть за недосконалої таких рекомендацій [2, с. 385].

Це формує принципову практичну суперечність: наявність людини в контурі прийняття кадрового рішення (human-in-the-loop) не гарантує його якості, якщо вона схильна до надмірної довіри алгоритмічним рекомендаціям. У зв'язку з цим актуальним є визначення категорій кадрових рішень, для яких доцільний високий рівень автоматизації, та рішень, що потребують змістовної участі людини, а також встановлення організаційних умов ефективного поєднання алгоритмічної та людської складових.

Для підприємств, що функціонують в Україні, ця проблематика набуває додаткового значення в умовах цифрової трансформації кадрового менеджменту та дефіциту кваліфікованих працівників, що підвищує потенційну ціну помилкових автоматизованих кадрових рішень.

Огляд останніх джерел досліджень і публікацій. Проблематика застосування штучного інтелекту в кадрових рішеннях активно досліджується у контексті ефективності, етичності та меж алгоритмізації HR-менеджменту. Вчені Тамбе П., Капеллі П., Якубович В. виокремили ключові проблеми застосування науки про дані у HR, зокрема складність кадрових феноменів, обмеженість даних, підзвітність за прийняті рішення та можливі негативні реакції працівників [1, с. 20].



© Повідайчик М. М., Попик М. М., Фурик Б. Б., 2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)

Важливим напрямом досліджень є взаємодія людини з автоматизованими системами. Так, Парасураман Р., Манзей Д.Х. довели наявність ефекту автоматизаційної самозаспокоєності (automation complacency), за якого надмірна довіра до надійності автоматизованих систем знижує здатність людини виявляти їхні помилки [2, с. 383]. Ньюман Д.Т., Фаст Н.Дж., Гармон Д.Дж. встановили, що алгоритмічні кадрові рішення можуть сприйматися як менш справедливі порівняно з аналогічними рішеннями людини через недостатнє врахування якісного контексту ситуації [3, с. 150].

Етичні та організаційні аспекти алгоритмізації HR досліджував Лайхт-Деобальд У. зі співавторами, акцентуючись на ризику домінування логіки відповідності формалізованим критеріям над людським осмисленням ситуації [4, с. 378]. Вчені Келлог К., Валентайн М., Крістін А. систематизували механізми алгоритмічного контролю працівників, включаючи заміщення людського судження автоматизованими рекомендаціями [5, с. 367].

Окремий напрям становлять дослідження суспільного сприйняття AI-керованих кадрових рішень. Дані Pew Research Center свідчать про переважання негативного ставлення до остаточного делегування ІІІ рішень щодо найму [6], тоді як галузеві дослідження Greenhouse та ResumeBuilder засвідчують розбіжність між рівнем довіри роботодавців до алгоритмічних інструментів та практикою людського контролю [7; 8].

Теоретичні засади проблематики доповнюють дослідження парадоксів алгоритмічного управління HR-функцією [9], етичної відповідальності за автоматизовані кадрові рішення [10] та ризик-орієнтованого управління алгоритмізацією HR [11]. Водночас вчені Марлер Дж.Х., Будро Дж.В. систематизували підходи до HR-аналітики [12], а Ангрейв Д. зі співавторами звернули увагу на обмеження реалізації її потенціалу в кадровій практиці [13].

У вітчизняних дослідженнях етичні аспекти використання ІІІ у кадровому менеджменті висвітлюють Кравчук О.І., Варіс І.О., Каленська Н.Г., зокрема щодо застосування HR-чат-ботів для оцінювання персоналу [14]. Вчені Могилова М.М., Голосенко Д.К. обґрунтовують необхідність синергії людських і цифрових компетентностей, акцентуючи на недоцільності повного заміщення кадрових функцій технологічними рішеннями [15].

Таким чином, сучасні дослідження охоплюють технологічні, психологічні, етичні та організаційні аспекти алгоритмізації HR, однак недостатньо розробленим залишається питання визначення оптимального співвідношення автоматизованої підтримки та людського судження залежно від типу кадрового рішення. Саме ця проблема визначає спрямованість подальшого дослідження.

Метою дослідження є визначення можливостей і меж застосування штучного інтелекту у прийнятті кадрових рішень та обґрунтування оптимального балансу між алгоритмічною автоматизацією і людським фактором.

Основний матеріал і результати. Теоретичним підґрунтям дослідження взаємодії людини з автоматизованими системами прийняття рішень є концепції автоматизаційної самозаспокоєності та автоматизаційної упередженості, розроблені Парасураман Р., Манзей Д.Х. Автоматизаційна самозаспокоєність проявляється у зниженні пильності під час перевірки рекомендацій автоматизованої системи, особливо в умовах багатозадачності, тоді як автоматизаційна упередженість полягає у схильності особи, яка приймає рішення, надавати алгоритмічним рекомендаціям надмірну довіру, що може спричинити як помилки бездіяльності, так і некритичне прийняття помилкових рекомендацій [2, с. 381–385].

Іншим важливим механізмом є алгоритмічний редукціонізм, запропонований Ньюман Д.Т., Фаст Н.Дж., Гармон Д.Дж. Його сутність полягає у сприйнятті алгоритмічного оцінювання як такого, що недостатньо враховує якісну та контекстуальну інформацію про діяльність працівника. Це може негативно впливати на сприйняття процедурної справедливості та рівень організаційної прихильності навіть за змістовної ідентичності алгоритмічного й людського рішення [3, с. 150, 164].

Важливим механізмом є алгоритмічний контроль, систематизований Келлог К., Валентайн М., Крістін А. у моделі «шести R», яка охоплює реструктурування завдань, заміщення людського судження, запис і оцінювання поведінки працівників, надання рекомендацій, реагування на відхилення та стандартизацію управлінських процедур [5, с. 370]. Сукупна дія цих механізмів трансформує розподіл контролю між керівництвом, HR-фахівцями та працівниками, що актуалізує питання оптимального співвідношення алгоритмічної підтримки та людського судження.

Узагальнення проаналізованих джерел дозволяє систематизувати основні типи кадрових рішень за критеріями оборотності наслідків, ступеня особистісного впливу на працівника та рівня доцільної автоматизації (табл. 1).

Таблиця 1

Типологія кадрових рішень за критерієм доцільного рівня автоматизації

Тип кадрового рішення	Оборотність наслідків	Особистісний вплив на працівника	Доцільний рівень автоматизації
Первинний скринінг резюме	Висока	Низький–середній	Високий (з вибіркоким людським аудитом)
Планування співбесід, комунікація з кандидатами	Висока	Низький	Високий
Оцінювання продуктивності	Середня	Середній	Середній (алгоритм як допоміжний інструмент)
Рішення про підвищення	Низька	Високий	Низький–середній
Дисциплінарні рішення	Низька	Високий	Низький
Рішення про звільнення	Дуже низька	Дуже високий	Мінімальний (людина ухвалює остаточне рішення)

Джерело: авторська систематизація на основі [1; 3; 4; 5]

Дані таблиці 1 демонструють обернений взаємозв'язок між оборотністю наслідків кадрового рішення й доцільним рівнем його автоматизації: рішення з низькою оборотністю та високим особистісним впливом на працівника (звільнення, дисциплінарні стягнення) потребують мінімальної автоматизації і збереження остаточного людського судження, тоді як операційні рішення з високою оборотністю (скринінг резюме, планування комунікації) допускають високий рівень автоматизації за умови вибіркового аудиту [1, с. 21; 4, с. 388].

Галузеві опитування останніх років фіксують суттєвий розрив між довірою роботодавців до алгоритмічних кадрових рішень і сприйняттям їхньої справедливості кандидатами. За результатами опитування Greenhouse (2025 рік, понад 4100 респондентів у США, Великій Британії, Ірландії та Німеччині), 70% менеджерів з найму довіряють рішенням, ухваленим за участю штучного інтелекту, тоді як лише 8% кандидатів вважають такі рішення справедливими [7]. Дослідження Pew Research Center фіксує ще глибший суспільний скептицизм: 71% американців виступають проти того, щоб штучний інтелект ухвалював остаточне рішення про найм, а 66% зазначили, що не подавали б заявку на вакансію в компанії, яка використовує штучний інтелект для прийняття рішень про найм [6].

Наведені дані підтверджують теоретичний висновок про алгоритмічний редукціонізм [3, с. 150]: попри операційну ефективність автоматизованих кадрових рішень, їхнє сприйняття як справедливих залишається систематично нижчим серед тих, щодо кого ці рішення ухвалюються, порівняно з тими, хто їх застосовує.

Практичний рівень збереження людського фактору в кадрових рішеннях можна оцінити на основі даних опитування ResumeBuilder (2024 рік, 948 бізнес-керівників США) щодо практик відмови кандидатам, сформованих штучним інтелектом. Лише 29% компаній забезпечують повний людський нагляд за всіма автоматизованими відмовами кандидатам, тоді як 21% компаній дозволяють штучному інтелекту відмовляти кандидатам на всіх етапах добору без участі людини в прийнятті рішення [8]. Це свідчить про те, що фактична практика збереження людського фактору в кадрових рішеннях суттєво відстає від рівня декларованої довіри роботодавців до автоматизованих систем, що створює розрив між управлінською риторикою відповідального впровадження ШІ та реальними організаційними практиками.

Систематизація виявлених у дослідженні ризиків порушення балансу автоматизації та людського фактору дозволяє виокремити три взаємопов'язані групи проблем. По-перше, когнітивний ризик автоматизаційної самозаспокоєності: особи, які приймають кадрові рішення на основі рекомендацій алгоритму, з часом схильні дедалі менше критично перевіряти ці рекомендації, причому цей ефект не долається тренуванням чи професійним досвідом [2, с. 383]. По-друге, етичний ризик маргіналізації людського осмислення ситуації: ефективність-орієнтована логіка алгоритмічних кадрових рішень зміщує баланс між особистісною цілісністю працівника і вимогами відповідності на користь останніх, витісняючи моральну уяву з процесу прийняття рішень [4, с. 378]. По-третє, організаційний ризик формального, а не змістовного людського нагляду: наявність формальної процедури перегляду автоматизованого рішення людиною не гарантує змістовного втручання, якщо ця людина підпадає під ефект автоматизаційної упередженості [2, с. 386; 5, с. 380].

Ці ризики додатково посилюються ризик-орієнтованими висновками щодо алгоритмізації HRM у вимірі «Люди» моделі «діаманта Лівітта», яка вказує на ймовірність алгоритмічної стигматизації працівників і зниження довіри персоналу до кадрової політики організації за відсутності належного управління цими ризиками [11, с. 1936].

На основі узагальнення проаналізованих джерел авторами запропоновано порівняльну систематизацію організаційних механізмів, здатних протидіяти виявленим ризикам порушення балансу автоматизації та людського фактору (табл. 2).

Таблиця 2

Організаційні механізми збереження людського фактору в автоматизованих кадрових рішеннях

Ризик	Механізм протидії
Автоматизаційна самозаспокоєність	Періодична ротація осіб, відповідальних за перевірку алгоритмічних рекомендацій; навчання розпізнаванню помилок автоматизації
Алгоритмічний редукціонізм і зниження сприйняття справедливості	Надання працівникам можливості доповнювати алгоритмічну оцінку якісним контекстом; пояснення підстав рішення
Маргіналізація морального осмислення ситуації	Використання партисипативних методів проектування HR-систем; розвиток критичної інформаційної грамотності HR-фахівців
Формальний, а не змістовний людський нагляд	Обов'язковий змістовний перегляд рішень із високим особистісним впливом (звільнення, дисциплінарні стягнення) незалежно від алгоритму особою

Джерело: авторська розробка

Спільною рисою наведених механізмів є те, що жоден із них не передбачає повної відмови від автоматизації, а натомість спрямований на змістовне, а не формальне збереження людського судження в кадрових рішеннях із високим особистісним впливом на працівника.

Для українських підприємств пошук балансу між автоматизацією кадрових рішень і збереженням людського фактору відбувається на тлі прискореної цифровізації HR-функції та водночас гострого дефіциту кваліфікованих кадрів, спричиненого наслідками воєнного стану. Вчені Кравчук О. І., Варіс І. О., Каленська Н. Г. наголошують на перспективності розширення функціоналу HR-чат-ботів для комплексного оцінювання персоналу, водночас підкреслюючи необхідність збереження функції психологічної підтримки працівників, яку алгоритмічні системи не здатні повноцінно замінити [14]. Могилова М. М., Голосенко Д. К. обґрунтовують, що сучасний HR-менеджмент має базуватися на синергії людських і цифрових компетенцій, а не на повному заміщенні кадрових функцій технологічними рішеннями [15].

Це узгоджується із загальним висновком цього дослідження про те, що збереження людського фактору в найбільш чутливих кадрових рішеннях є не тимчасовим обмеженням, а стійкою організаційною вимогою, яка набуває особливої ваги для українських підприємств, що працюють в умовах підвищеної соціальної відповідальності за кадрові рішення в період воєнного стану.

У контексті кадрового менеджменту навчання систем штучного інтелекту ґрунтується на аналізі значних масивів історичних даних, на основі яких алгоритм виявляє закономірності та формує прогнози щодо нових кандидатів або працівників. Такі дані можуть охоплювати рівень освіти, професійний досвід, компетентності, результати тестування, посаду, показники трудової діяльності та фактичні результати попередніх кадрових рішень.

У спрощеному вигляді процес можна представити як послідовність «дані кандидата → модель штучного інтелекту → прогноз». Наприклад, на основі характеристик кандидата система може визначити ймовірність успішного проходження ним випробувального терміну.

Навчання моделі передбачає кілька послідовних етапів: збір і підготовку даних, навчання алгоритму, тестування та подальше застосування моделі. На етапі підготовки усуваються помилки, дублікати й пропуски, а також визначаються релевантні ознаки. Під час навчання алгоритм встановлює взаємозв'язки між характеристиками кандидатів і фактичними результатами їхньої професійної діяльності, коригуючи внутрішні параметри для мінімізації помилок прогнозування. Окрема частина даних використовується для тестування моделі та оцінювання її здатності працювати з новими, раніше не представленими системою випадками.

Водночас застосування історичних даних у кадровому менеджменті створює ризик відтворення наявних упереджень. Якщо, наприклад, у минулому певна категорія працівників систематично отримувала

ла перевагу під час призначення на керівні посади, модель може інтерпретувати цю історичну закономірність як критерій професійної успішності. У результаті виникає ланцюг: історичне упередження → навчальні дані → алгоритмічне упередження → кадрові рішення.

Тому оцінювання кадрового рішення, сформованого за участю ІІІ, має охоплювати не лише точність прогнозу, а всю систему «дані → модель → прогноз → кадрові рішення → фактичний результат». Доцільно враховувати якість навчальних даних, точність моделі, наявність алгоритмічного упередження, пояснюваність результатів, характер взаємодії рекомендацій ІІІ з професійним судженням HR-менеджера та фактичну результативність прийнятих на їх основі кадрових рішень.

Таким чином, ефективність ІІІ у кадровому менеджменті доцільно визначати не лише за точністю алгоритмічного прогнозування, а насамперед за його здатністю сприяти прийняттю обґрунтованих, справедливих і результативних кадрових рішень.

Оцінювання кадрового рішення, сформованого за участю штучного інтелекту, доцільно здійснювати не лише за критерієм його правильності, а на основі сукупності взаємопов'язаних критеріїв, що характеризують технологічну, управлінську та етичну складові такого рішення. Основні критерії приведені у табл. 3.

Таблиця 3

Критерії оцінювання якості кадрових рішень, прийнятих із використанням штучного інтелекту

Критерій	Зміст оцінювання	Можливі показники
Точність (K1)	Відповідність прогнозу ІІІ фактичному результату	частка правильних прогнозів
Ефективність (K2)	Вплив ІІІ на результативність кадрового процесу	тривалість і вартість відбору
Якість найму (K3)	Відповідність прогнозу фактичній професійній результативності працівника	результативність через 6–12 місяців
Справедливість (K4)	Відсутність систематичного упередження щодо окремих груп кандидатів	відмінності у частках позитивних рішень
Стабільність (K5)	Відтворюваність результатів за аналогічних умов	узгодженість рекомендацій
Пояснюваність (K6)	Можливість визначити чинники, що зумовили рекомендацію	наявність обґрунтування рішення
Людський контроль (K7)	Можливість професійної перевірки та коригування рекомендацій ІІІ	частка рішень, переглянутих HR
Відповідність (K8)	Узгодженість рішення із законодавчими та організаційними вимогами	кількість виявлених порушень
Прийнятність (K9)	Рівень довіри HR-фахівців і керівників до рекомендацій ІІІ	результати експертного оцінювання

Джерело: авторська розробка

Для емпіричної перевірки ефективності застосування ІІІ доцільно використовувати порівняльний експеримент, у межах якого кадрові рішення приймаються за трьома моделями: HR без використання ІІІ; HR на основі рекомендацій ІІІ; автономне рішення ІІІ. Порівняння результатів дає змогу визначити, чи забезпечує використання алгоритмічної підтримки вищу якість кадрових рішень порівняно з традиційним підходом.

Інтегральну якість кадрового рішення, пропонованого ІІІ, можна представити у вигляді узагальненого показника:

$$R = \sum_{i=1}^n w_i K_i, \sum_{i=1}^n w_i = 1,$$

де w_i – вагові коефіцієнти i -го критерію, K_i – числове значення i -го критерію, n – кількість критеріїв у моделі.

Водночас оцінювання доцільно поширювати не лише на якість алгоритмічної рекомендації, а й на характер її використання особою, яка приймає остаточне рішення. Надмірне прийняття рекомендацій ІІІ без її критичної перевірки може свідчити про прояв автоматизаційної упередженості (automation bias), тоді як обґрунтоване відхилення помилкової рекомендації демонструє ефективність людського контролю.

Таким чином, комплексне оцінювання кадрових рішень доцільно здійснювати за трьома взаємопов'язаними компонентами: якість алгоритмічної рекомендації → якість людського контролю

→ якість кінцевого кадрового рішення. Такий підхід дає змогу перейти від дихотомії «ШІ проти людини» до виявлення оптимального балансу автоматизації та людського фактора у кадровому менеджменті.

Висновки. Проведений аналіз засвідчив, що штучний інтелект здатний підвищити ефективність та обґрунтованість кадрових рішень, однак його застосування супроводжується ризиками алгоритмічної упередженості, автоматизаційної упередженості та зниження сприйняття справедливості рішень.

Обґрунтовано доцільність диференційованого підходу до автоматизації HR-рішень залежно від їхньої складності та наслідків для працівника. У найбільш чутливих випадках, зокрема під час звільнення та застосування дисциплінарних заходів, необхідним залишається змістовний людський контроль.

Запропоновано оцінювати якість AI-підтриманих кадрових рішень за такими критеріями, як точність, ефективність, справедливість, пояснюваність, прозорість та якість людського контролю. Отже, перспективною моделлю є не повна автоматизація, а поєднання алгоритмічних можливостей ШІ з професійним судженням HR-фахівця, що забезпечує оптимальний баланс між технологічною ефективністю та людським фактором.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на емпіричну верифікацію запропонованої моделі та розроблення методичних рекомендацій щодо забезпечення ефективного людського контролю за процесами автоматизованого прийняття кадрових рішень.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Tambe P., Cappelli P., Yakubovich V. Artificial intelligence in human resources management: challenges and a path forward. *California Management Review*. 2019. Vol. 61, No. 4. P. 15–42. DOI: <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>
2. Parasuraman R., Manzey D. H. Complacency and bias in human use of automation: an attentional integration. *Human Factors*. 2010. Vol. 52, No. 3. P. 381–410. DOI: <https://doi.org/10.1177/0018720810376055>
3. Newman D. T., Fast N. J., Harmon D. J. When eliminating bias isn't fair: algorithmic reductionism and procedural justice in human resource decisions. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*. 2020. Vol. 160. P. 149–167. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2020.03.008>
4. Leicht-Deobald U., Busch T., Schank C., Weibel A., Schafheitle S., Wildhaber I., Kasper G. The challenges of algorithm-based HR decision-making for personal integrity. *Journal of Business Ethics*. 2019. Vol. 160, No. 2. P. 377–392. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04204-w>
5. Kellogg K. C., Valentine M. A., Christin A. Algorithms at work: the new contested terrain of control. *Academy of Management Annals*. 2020. Vol. 14, No. 1. P. 366–410. DOI: <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174>
6. Rainie L., Anderson M., McClain C., Vogels E. A., Gelles-Watnick R. AI in hiring and evaluating workers: what Americans think. Washington, DC: Pew Research Center, 2023. 70 p. URL: <https://www.pewresearch.org/internet/2023/04/20/ai-in-hiring-and-evaluating-workers-what-americans-think/> (дата звернення: 21.08.2026).
7. Greenhouse. An AI trust crisis: 70% of hiring managers trust AI to make faster and better hiring decisions, only 8% of job seekers call it fair. 2025. URL: <https://www.greenhouse.com/newsroom/an-ai-trust-crisis-70-of-hiring-managers-trust-ai-to-make-faster-and-better-hiring-decisions-only-8-of-job-seekers-call-it-fair> (дата звернення: 21.08.2026).
8. ResumeBuilder. 7 in 10 companies will use AI in the hiring process in 2025, despite most saying it's biased. 2024. URL: <https://www.resumebuilder.com/7-in-10-companies-will-use-ai-in-the-hiring-process-in-2025-despite-most-saying-its-biased/> (дата звернення: 21.08.2026).
9. Charlwood A., Guenole N. Can HR adapt to the paradoxes of artificial intelligence? *Human Resource Management Journal*. 2022. Vol. 32, No. 4. P. 729–742. DOI: <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12433>
10. Budhwar P., Chowdhury S., Wood G., Aguinis H., Bamber G. J., Beltran J. R. et al. Human resource management in the age of generative artificial intelligence: perspectives and research directions on ChatGPT. *Human Resource Management Journal*. 2023. Vol. 33, No. 3. P. 606–659. DOI: <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12524>
11. Jiang Y., Cai Z., Wang X. Leverage generative AI for human resource management: integrated risk analysis approach. *The International Journal of Human Resource Management*. 2025. Vol. 36, No. 11. P. 1929–1959. DOI: <https://doi.org/10.1080/09585192.2025.2544972>
12. Marler J. H., Boudreau J. W. An evidence-based review of HR analytics. *The International Journal of Human Resource Management*. 2017. Vol. 28, No. 1. P. 3–26. DOI: <https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1244699>
13. Angrave D., Charlwood A., Kirkpatrick I., Lawrence M., Stuart M. HR and analytics: why HR is set to fail the big data challenge. *Human Resource Management Journal*. 2016. Vol. 26, No. 1. P. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12090>
14. Кравчук О. І., Варіс І. О., Каленська Н. Г. Трансформація HR-менеджменту через призму штучного інтелекту: комплексний аналіз імплементації, викликів та етичних аспектів. *Проблеми сучасних трансформацій. Серія: економіка та управління*. 2024. № 15. DOI: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2024-15-04-09>
15. Моголова М. М., Голосенко Д. К. Технологічна трансформація HR-менеджменту: цифрові рішення і можливості. *Empirio*. 2024. Т. 1, № 2. С. 106–115. DOI: <https://doi.org/10.18523/3041-1718.2024.1.2.106-115>

REFERENCES:

1. Tambe P., Cappelli P. & Yakubovich V. (2019). Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review*, vol. 61, no. 4. pp. 15–42. DOI: <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>
2. Parasuraman R. & Manzey D. H. (2010). Complacency and bias in human use of automation: An attentional integration. *Human Factors*, vol. 52, no. 3. pp. 381–410. DOI: <https://doi.org/10.1177/0018720810376055>
3. Newman D. T., Fast N. J. & Harmon D. J. (2020). When eliminating bias isn't fair: Algorithmic reductionism and procedural justice in human resource decisions. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, vol. 160. pp. 149–167. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2020.03.008>
4. Leicht-Deobald U., Busch T., Schank C., Weibel A., Schafheitle S., Wildhabe I. & Kasper G. (2019). The challenges of algorithm-based HR decision-making for personal integrity. *Journal of Business Ethics*, vol. 160, no. 2. pp. 377–392. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04204-w>
5. Kellogg K. C., Valentine M. A. & Christin A. (2020). Algorithms at work: The new contested terrain of control. *Academy of Management Annals*, vol. 14, no. 1. pp. 366–410. DOI: <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174>
6. Rainie L., Anderson M., McClain C., Vogels E. A. & Gelles-Watnick R. (2023). AI in hiring and evaluating workers: What Americans think. Pew Research Center. Available at: <https://www.pewresearch.org/internet/2023/04/20/ai-in-hiring-and-evaluating-workers-what-americans-think/> (accessed August 21, 2026).
7. Greenhouse. (2025). An AI trust crisis: 70% of hiring managers trust AI to make faster and better hiring decisions, only 8% of job seekers call it fair. Available at: <https://www.greenhouse.com/newsroom/an-ai-trust-crisis-70-of-hiring-managers-trust-ai-to-make-faster-and-better-hiring-decisions-only-8-of-job-seekers-call-it-fair> (accessed August 21, 2026).
8. ResumeBuilder. (2024). 7 in 10 companies will use AI in the hiring process in 2025, despite most saying it's biased. Available at: <https://www.resumebuilder.com/7-in-10-companies-will-use-ai-in-the-hiring-process-in-2025-despite-most-saying-its-biased/> (accessed August 21, 2026).
9. Charlwood A. & Guenole N. (2022). Can HR adapt to the paradoxes of artificial intelligence? *Human Resource Management Journal*, vol. 32, no. 4. pp. 729–742. DOI: <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12433>
10. Budhwar P., Chowdhury S., Wood G., Aguinis H., Bamber G. J., Beltran J. R., ... Varma A. (2023). Human resource management in the age of generative artificial intelligence: Perspectives and research directions on ChatGPT. *Human Resource Management Journal*, vol. 33, no. 3. pp. 606–659. DOI: <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12524>
11. Jiang Y., Cai Z. & Wang X. (2025). Leverage generative AI for human resource management: Integrated risk analysis approach. *The International Journal of Human Resource Management*, vol. 36, no. 11. pp. 1929–1959. DOI: <https://doi.org/10.1080/09585192.2025.2544972>
12. Marler J. H. & Boudreau J. W. (2017). An evidence-based review of HR analytics. *The International Journal of Human Resource Management*, vol. 28, no. 1. pp. 3–26. DOI: <https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1244699>
13. Angrave D., Charlwood A., Kirkpatrick I., Lawrence M. & Stuart M. (2016). HR and analytics: Why HR is set to fail the big data challenge. *Human Resource Management Journal*, vol. 26, no. 1. pp. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12090>
14. Kravchuk O. I., Varis I. O., Kalenska N. H. (2024) Transformatsiia HR-menedzhmentu cherez pryzmu shtuchnoho intelektu: kompleksnyi analiz implementatsii, vyklykiv ta etychnykh aspektiv [HR management transformation through the prism of artificial intelligence: A comprehensive analysis of implementation, challenges and ethical aspects]. *Problemy suchasnykh transformatsii. Seriya: ekonomika ta upravlinnia – Problems of Modern Transformations. Series: Economics and Management*, no. 15. DOI: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2024-15-04-09>
15. Mohylova M. M., Holosenko D. K. (2024) Tekhnolohichna transformatsiia HR-menedzhmentu: tsyfrovii rishennia i mozhlyvosti [Technological transformation of HR management: Digital solutions and opportunities]. *Empirio*. vol. 1, no. 2, pp. 106–115. DOI: <https://doi.org/10.18523/3041-1718.2024.1.2.106-115>

УДК 004.8:005.95/.96

JEL M12, M15, M51

Повідайчик Михайло Михайлович, доктор педагогічних наук, доцент, професор кафедри кібернетики і прикладної математики, Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет».

Попик Мар'яна Михайлівна, кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри туристичної інфраструктури та готельно-ресторанного господарства, Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет».

Фурик Богдан Борисович, аспірант, Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет».

Вплив штучного інтелекту на прийняття кадрових рішень у контексті балансу між автоматизацією та людським фактором.

У статті досліджено вплив штучного інтелекту на прийняття кадрових рішень та визначено основні переваги, ризики й обмеження його застосування у HR-менеджменті. Проаналізовано автоматизаційну самозаспокоєність, автоматизаційну упередженість та алгоритмічний редукціонізм як ключові ризики взаємодії людини з автоматизованими системами. Обґрунтовано диференційований підхід до автоматизації кадрових рішень залежно від їхньої складності та потенційних наслідків для працівників. Запропоновано критерії

оцінювання якості AI-підтриманих кадрових рішень, що охоплюють точність, ефективність, справедливість, пояснюваність, прозорість та людський контроль. Обґрунтовано необхідність збереження змістовної участі людини у найбільш чутливих рішеннях, зокрема щодо звільнення та дисциплінарних заходів. Запропонований підхід спрямований на забезпечення оптимального балансу між технологічною ефективністю автоматизації та професійним судженням і відповідальністю людини.

Ключові слова: кадрові рішення, HR-менеджмент, штучний інтелект, автоматизація, алгоритмічне упорядкування, алгоритмічний редукціонізм.

UDC 004.8:005.95/.96

JEL M12, M15, M51

Mykhailo Povidaichyk, Doctor of Pedagogical Sciences, Associate Professor, Professor at the Department of Cybernetics and Applied Mathematics, State University "Uzhhorod National University". **Mariana Popyk**, PhD in Economics, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Tourism Infrastructure and Hotel & Restaurant Business, State University "Uzhhorod National University". **Bohdan Furyk**, Postgraduate Student, State University "Uzhhorod National University". **The impact of artificial intelligence on human resource decision-making in the context of balancing automation and the human factor.**

The article examines the impact of artificial intelligence on the process of human resource decision-making and identifies the main benefits, risks, and limitations of its application in HR management. The purpose of the study is to substantiate an approach to optimally combining automation capabilities with the professional judgment of HR specialists in the decision-making process. Contemporary approaches to the use of artificial intelligence technologies in recruitment, employee assessment, development, and personnel management are analyzed. Particular attention is paid to the mechanisms of human interaction with automated systems, including automation complacency, automation bias, and algorithmic reductionism, which may reduce the critical evaluation of algorithmic recommendations and affect perceptions of the fairness of personnel decisions. The study substantiates the feasibility of a differentiated approach to the automation of HR decisions depending on their complexity, potential consequences, and degree of impact on employees. A system of criteria for assessing the quality of AI-supported HR decisions is proposed, encompassing accuracy, efficiency, fairness, explainability, transparency, and the quality of human oversight. The study emphasizes the need to assess not only the accuracy of algorithmic recommendations but also how they are used by HR specialists and the actual outcomes of the resulting personnel decisions. The importance of maintaining meaningful human involvement in the most sensitive HR decisions is substantiated, particularly those concerning dismissal, disciplinary measures, promotion, and other decisions that may have significant consequences for employees. The practical significance of the proposed approach lies in its potential use for developing principles of responsible AI implementation in HR processes and methodological recommendations for organizing effective human oversight of automated HR decision-making. The proposed approach is aimed at achieving an optimal balance between the technological efficiency of HR process automation and human professional judgment and responsibility.

Key words: personnel decisions, HR management, artificial intelligence, automation, algorithmic bias, algorithmic reductionism.