

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2026-85-18>

УДК 005.95/.96:004.85

ПОВЕДІНКОВІ ЦИФРОВІ СЛІДИ ЯК ДЖЕРЕЛО ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ НАВЧАЛЬНИХ ПРОГРАМ ПЕРСОНАЛУ

BEHAVIORAL DIGITAL TRACES AS A SOURCE FOR EVALUATING THE EFFECTIVENESS OF PERSONNEL TRAINING PROGRAMS

Любомудрова Надія Петрівнакандидат економічних наук, доцент,
Національний Університет «Львівська політехніка»
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1982-0442>**Ямщиков Ігор Ігорович**аспірант,
Національний Університет «Львівська політехніка»
ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-7366-8129>**Lyubomudrova Nadiya, Yamshchikov Ihor**
Lviv Polytechnic National University

У статті досліджено потенціал поведінкових цифрових слідів, що генеруються системами управління навчанням, як інструментарію оцінювання ефективності навчальних програм персоналу. Проаналізовано обмеження традиційних моделей оцінювання навчання, зокрема моделі Кіркпатріка, в контексті цифровізації розвитку персоналу та зростання обсягів даних навчальних платформ. Систематизовано типи поведінкових даних систем управління навчанням, включаючи навігаційні, темпоральні, оціночні та соціальні індикатори, та запропоновано концептуальну рамку їх інтеграції в систему оцінювання ефективності корпоративного навчання. Обґрунтовано, що аналітика цифрових слідів дозволяє подолати розрив між суб'єктивними та об'єктивними методами оцінки, забезпечуючи доказову базу для управлінських рішень щодо розвитку персоналу. Сформульовано рекомендації щодо впровадження аналітики поведінкових слідів в організаціях.

Ключові слова: поведінкові цифрові сліди, навчальна аналітика, LMS, оцінювання навчання персоналу, HR-аналітика, people analytics, розвиток персоналу.

The purpose of this article is to examine the potential of behavioral digital traces generated by learning management systems as an instrument for evaluating the effectiveness of personnel training programs. The relevance of this study is driven by a growing gap between the volume of behavioral data accumulated in corporate LMS platforms and the limited capacity of organizations to utilize these data for evidence-based assessment of training outcomes. Traditional evaluation models, were developed within an offline paradigm and primarily rely on self-reported measures, which restricts their applicability in the context of digital learning environments. The research methodology combines systematic literature review with conceptual modeling. The study synthesizes findings from three converging disciplines: learning analytics, HR analytics and people analytics, and training evaluation theory. Based on this synthesis, the authors develop a conceptual framework that maps specific types of behavioral digital traces to established evaluation levels. The results demonstrate that behavioral data from LMS platforms, including login frequency, session duration, content interaction patterns, assessment attempt sequences, and module revisitation behavior, constitute valid indicators of learner engagement, knowledge acquisition, and behavioral change. The proposed framework integrates these indicators into a structured evaluation system that complements traditional survey-based approaches with objective, continuously collected digital evidence. The study identifies that while learning analytics has matured significantly in higher education settings, its application within corporate human resource development remains fragmented and theoretically underdeveloped. The practical value of this research lies in providing HR professionals and L&D managers with a systematic approach to leveraging existing LMS data for training evaluation purposes, thereby reducing reliance on costly post-training surveys, enabling real-time monitoring of learning effectiveness, and supporting data-driven decisions regarding personnel development



investments. The findings contribute to bridging the gap between learning analytics and people analytics disciplines within the broader context of HRM digitalization.

Keywords: behavioral digital traces, learning analytics, LMS, personnel training evaluation, HR analytics, people analytics, personnel development.

Постановка проблеми. В умовах глобалізації та прискореної цифрової трансформації бізнес-процесів інвестиції у навчання та розвиток персоналу залишаються одним із ключових пріоритетів організацій. Водночас проблема об'єктивного оцінювання ефективності навчальних програм набуває дедалі більшої гостроти. Традиційні підходи до оцінки (анкетування після тренінгів, тестування знань, експертні оцінки) мають суттєві обмеження: вони є суб'єктивними, ретроспективними та ресурсозатратними [1]. Водночас цифровізація процесів навчання через системи управління навчанням створює безпрецедентні масиви поведінкових даних, які фіксують кожну дію учасника навчального процесу: частоту входу на платформу, тривалість взаємодії з контентом, послідовність проходження модулів, кількість повторних спроб та патерни навігації [2; 3].

Виникає проблема, яка полягає в тому, що організації інвестують значні кошти у впровадження цифрових навчальних платформ, проте рідко використовують дані, які ці платформи генерують, для аналітики та прийняття управлінських рішень [4]. HR-аналітика у більшості компаній, зокрема й українських, зводиться до обліку кількості проведених тренінгів та кількості учасників, тоді як поведінкові цифрові сліди, об'єктивні індикатори залученості, мотивації та результативності навчання, залишаються невикористаними [5; 6]. Ця проблема пов'язана з більш широким науковим завданням: формуванням доказової бази для управлінських рішень у сфері розвитку персоналу. В умовах зростаючої конкуренції за таланти та необхідності обґрунтування повернення інвестицій у навчання потреба в об'єктивних, безперервних та автоматизованих методах оцінювання стає критичною.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Проблематика використання цифрових даних для оцінювання навчальних процесів знаходиться на перетині кількох наукових напрямків, кожен з яких вносить суттєвий внесок у розуміння досліджуваного феномену. Фундаментальні засади навчальної аналітики як наукової дисципліни закладені у роботах Siemens G. [2], який визначив її як «вимірювання, збір, аналіз та звітування даних про

учнів та їхні контексти з метою розуміння та оптимізації навчання». Ferguson R. [7] здійснила комплексний огляд витоків цієї дисципліни, продемонструвавши її зв'язок із суміжними галузями: educational data mining та академічною аналітикою. Принципово важливим є положення Gasevic D., Dawson S. та Siemens G. [8] про те, що навчальна аналітика має спиратися на теорію навчання, а не лише на статистичні патерни даних, що визначає необхідність теоретичного обґрунтування при інтерпретації цифрових слідів. Значний масив досліджень присвячено аналізу поведінкових даних систем управління навчанням. Gasevic D. та співавтори [9] на вибірці з студентів довели, що поведінкові дані систем управління навчанням є статистично значущими предикторами академічної результативності, водночас наголошуючи на необхідності врахування інструкційних умов при інтерпретації даних. Pardo A., Han F. та Ellis R. A. [10] продемонстрували ефективність поєднання самозвітних індикаторів саморегульованого навчання з цифровими слідами систем управління навчанням для прогнозування результативності. Теоретичною основою оцінювання навчання залишається модель Кіркпатрика, оновлена версія якої представлена у роботі Kirkpatrick J. D. та Kirkpatrick W. K. [16]. Попри її широке визнання, Bates R. [1] здійснив критичний аналіз обмежень цієї моделі, аргументуючи, що її залежність від суб'єктивних вимірювань створює потребу у нових, об'єктивних джерелах даних. В українському науковому просторі питання цифровізації менеджменту персоналу досліджено у роботі Кравчук О. І., Варіс І. О. та Рубель К. О. [5], де систематизовано концептуальні аспекти та тенденції цифровізації HR. Канцур І. Г., Кононова О. Є. та Хмарська І. А. [6] розглянули управління персоналом в умовах цифрової економіки, акцентуючи увагу на необхідності нових підходів до розвитку кадрів.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Аналіз літератури дозволяє ідентифікувати кілька ключових прогалів. По-перше, навчальна аналітика розвивалася переважно у контексті вищої освіти, тоді як її адаптація для корпоративного навчання та розвитку персоналу залиша-

ється теоретично та методологічно недостатньо розробленою. По-друге, HR-аналітика та people analytics зосереджені переважно на метриках рекрутингу, плинності та залученості, тоді як оцінювання ефективності навчання через поведінкові дані лишається на периферії досліджень. По-третє, класичні моделі оцінювання навчання не інтегрують цифрові індикатори як систематичне джерело даних. Відтак, існує потреба у концептуальній рамці, яка б поєднала здобутки навчальної аналітики з потребами корпоративного управління розвитком персоналу.

Формулювання цілей статті. Метою статті є обґрунтування концептуальної рамки використання поведінкових цифрових слідів систем управління навчанням як інструменту оцінювання ефективності навчальних програм персоналу. Завдання дослідження включають: 1) систематизацію типів поведінкових цифрових слідів, що генеруються платформами управління навчанням у корпоративному контексті; 2) аналіз відповідності цих слідів рівням оцінювання за моделлю Кіркпатрика; 3) розробку концептуальної рамки інтеграції цифрових слідів у систему оцінювання ефективності навчальних програм; 4) визначення практичних рекомендацій для

HR-спеціалістів щодо впровадження аналітики поведінкових даних.

Виклад основного матеріалу дослідження. Поведінкові цифрові сліди це дані, що автоматично фіксуються інформаційними системами в результаті взаємодії користувача з цифровим середовищем [2; 3]. У контексті корпоративного навчання основним джерелом таких слідів є системи управління навчанням, які записують детальну інформацію про кожну дію учасника навчального процесу. На основі аналізу літератури [2; 9; 10; 3; 11] систематизовано основні типи поведінкових цифрових слідів, що генеруються системами управління навчанням у корпоративному контексті табл. 1.

Кожна з цих категорій має різну інформаційну цінність залежно від цілей оцінювання. Важливо зазначити, що окремий індикатор рідко є самодостатнім: його інтерпретація потребує контекстуалізації та зіставлення з іншими даними [8; 9]. Наприклад, висока частота входу на платформу може свідчити як про високу мотивацію, так і про труднощі з розумінням матеріалу, що потребує додаткового аналізу навігаційних патернів та результатів оцінювання. Модель Кіркпатрика, що залишається найбільш поширеним фреймворком

Таблиця 1

Типологія поведінкових цифрових слідів системами управління навчанням у корпоративному навчанні

Категорія слідів	Конкретні індикатори	Інтерпретація
Активність доступу	Частота входу на платформу; регулярність відвідувань; час доби звернення до платформи	Рівень мотивації та самоорганізації учасника; інтеграція навчання у робочий розпорядок
Взаємодія з контентом	Тривалість перегляду матеріалів; глибина прокрутки; кількість переглянутих сторінок/модулів; завантаження додаткових ресурсів	Ступінь залученості та глибина опрацювання навчального матеріалу
Навігаційні патерни	Послідовність проходження модулів; повернення до попередніх розділів; пропуск контенту; нелінійна навігація	Стратегії навчання; ідентифікація складних для засвоєння тем
Оціночна діяльність	Кількість спроб проходження тестів; час на виконання завдань; динаміка результатів між спробами	Прогрес засвоєння знань; ефективність навчального дизайну
Повторне залучення	Повторне проходження завершених модулів; звернення до матеріалів після завершення курсу; частота повторних входів	Трансфер знань у практику; потреба в підкріпленні; застосування набутих знань у роботі
Соціальна взаємодія	Участь у форумах та обговореннях; відповіді на коментарі колег; обмін ресурсами	Рівень колаборативного навчання; формування навчальної спільноти

Джерело: сформовано авторами на основі [2; 9; 10; 3; 11]

оцінювання навчання [16], передбачає чотири рівні оцінки: реакція, навчання, поведінка та результати. Проте, як зазначає Bates R. [1], ця модель має суттєві обмеження. На першому рівні (реакція) традиційний підхід покладається на анкети задоволеності, які заповнюються одразу після навчання. Такі дані є суб'єктивними, підвладними ефекту нещодавності та соціальної бажаності, і слабо корелюють з фактичним засвоєнням матеріалу [1]. На другому рівні (навчання) основним інструментом залишаються тести знань, які фіксують результат на конкретний момент часу, але не відображають процес засвоєння та динаміку навчання. На третьому рівні (поведінка) оцінка традиційно здійснюється через спостереження керівників та повторне анкетування з інтервалом від 30 до 90 днів, що є ресурсозатратним і часто залежить від суб'єктивних оцінок спостерігачів [12; 1]. Четвертий рівень (результати) потребує складних методологій ізоляції ефекту навчання від інших факторів, що впливають на бізнес-показники. Цифровізація навчального процесу створює принципово нову можливість: отримання об'єктивних, безперервних даних, які доповнюють або замінюють суб'єктивні

методи на кожному рівні оцінювання. Ключова перевага поведінкових цифрових слідів полягає у тому, що вони збираються автоматично, у реальному часі, без додаткових витрат та без впливу на поведінку учасників [2; 3]. На основі проведеного ґрунтовного аналізу було запропоновано розширену концептуальну рамку, яка передбачає інтеграцію поведінкових цифрових слідів користувачів у чотирирівневу модель оцінювання навчального процесу, що детально представлена в табл. 2.

Рівень 1 (Реакція). Традиційні анкети задоволеності після тренінгу дають одномоментну суб'єктивну оцінку. Натомість цифрові сліди дозволяють оцінити «поведінкову реакцію», тобто те, як учасники фактично взаємодіяли з навчальним контентом. Висока тривалість сесій, завершення модулів без примусу, добровільне звернення до додаткових ресурсів є об'єктивними маркерами позитивної реакції на навчання. Рівень 2 (Навчання). На цьому рівні цифрові сліди надають унікальну можливість фіксувати не лише результат, але й процес навчання. Аналіз динаміки тестових спроб дозволяє оцінити криву навчання для кожного учасника: зменшення кількості помилок між спробами свідчить про засвоєння матеріалу,

Таблиця 2

Концептуальна рамка інтеграції поведінкових цифрових слідів у систему оцінювання ефективності навчальних програм

Рівень оцінювання (за Кіркпатриком)	Традиційний метод	Цифрові сліди як джерело даних	Переваги цифрових слідів
Рівень 1: Реакція	Анкети задоволеності після тренінгу	Тривалість сесій; показник завершення модулів; добровільне звернення до додаткових матеріалів; частота пауз та відмов	Об'єктивність; відсутність ефекту соціальної бажаності; безперервність збору даних
Рівень 2: Навчання	Тести знань; практичні завдання	Динаміка результатів тестових спроб; час на виконання завдань; патерни повторного проходження; глибина взаємодії з контентом	Фіксація процесу навчання, а не лише результату; виявлення труднощів у реальному часі
Рівень 3: Поведінка	Спостереження керівників; анкетування з інтервалом від 30 до 90 днів	Звернення до матеріалів курсу після його завершення; застосування інструментів, представлених у курсі; зміна патернів роботи у суміжних системах	Автоматизація збору даних; тривалий моніторинг без додаткових витрат
Рівень 4: Результати	ROI-аналіз; кореляція з бізнес-показниками	Агреговані дані навчальної активності у зіставленні з KPI підрозділів; предиктивні моделі на основі поведінкових патернів	Можливість побудови предиктивних моделей; доказова база для інвестиційних рішень

Джерело: сформовано авторами на основі [2; 8; 10; 3; 12; 16; 1]

тоді як стагнація результатів може вказувати на неефективність підходу до навчання [9; 11]. Рівень 3 (Поведінка). Оцінювання трансферу знань у практику є найбільш проблемним рівнем у традиційних підходах через складність та вартість спостережень [1]. Поведінкові цифрові сліди пропонують інноваційне рішення: моніторинг звернення працівників до навчальних матеріалів після формального завершення курсу. Якщо працівник повертається до конкретних модулів або інструкцій під час виконання робочих завдань, це є прямим індикатором спроби застосування набутих знань. Дослідження Winter M. та співавторів [3] підтверджують, що патерни повторного залучення до навчальних матеріалів корелюють із показниками практичного застосування знань. Рівень 4 (Результати). На рівні бізнес-результатів поведінкові цифрові сліди відкривають можливість побудови моделей передбачення, які пов'язують навчальну активність із організаційними показниками. Як зазначають Yoop S. W. та співавтори [14], аналітика персоналу дозволяє виявляти кореляції між інтенсивністю навчання та продуктивністю працівників, рівнем залученості та показниками утримання. Попри значний потенціал аналітики поведінкових цифрових слідів, її впровадження у корпоративному контексті пов'язане з низкою бар'єрів. Формування аналітичних компетенцій у команді HR/L&D або залучення спеціалістів з аналітики даних [13; 14]. На основі проведеного аналізу сформульовано практичні рекомендації щодо впровадження аналітики поведінкових цифрових слідів у систему оцінювання навчальних програм персоналу:

1. Починати з доступних даних. Більшість сучасних систем управління навчанням вже фіксують базові поведінкові дані: частоту входу, тривалість сесій, показники завершення. Початковий етап аналітики не потребує додаткових інвестицій в інфраструктуру, а лише систематизації та інтерпретації існуючих даних [12; 15].

2. Формувати композитні індикатори. Окремі метрики мають обмежену інформаційну цінність. Натомість композитні індикатори, що поєднують кілька типів слідів забезпечують більш валідну оцінку [9; 3].

3. Порівнювати цифрові сліди з традиційними метриками. Впровадження аналітики цифрових слідів не означає відмову від традиційних методів. Оптимальним є підхід «змішаних методів», де поведінкові дані доповнюють суб'єктивні оцінки, забезпечуючи триангуляцію даних [8; 10].

4. Впроваджувати поетапно. Рекомендується починати з пілотного проєкту на одній навчальній програмі, поступово розширюючи охоплення та складність аналітики від описової до діагностичної та предиктивної [14; 15].

5. Забезпечити етичні стандарти. Працівники мають бути поінформовані про збір та використання поведінкових даних. Аналітика має бути спрямована на покращення навчальних програм та підтримку розвитку працівників, а не на контроль чи санкції [4].

Висновки. У ході проведеного дослідження обґрунтовано потенціал поведінкових цифрових слідів, що генеруються системами управління навчанням, як джерела об'єктивних даних для оцінювання ефективності навчальних програм персоналу. Аналіз літератури з навчальної аналітики, HR-аналітики та *people analytics* засвідчив наявність значної прогалини на перетині цих дисциплін: навчальна аналітика розвивалася переважно в академічному контексті, тоді як HR-аналітика не приділяла достатньої уваги поведінковим даним навчальних платформ як джерелу оцінювання. Систематизовано шість категорій поведінкових цифрових слідів та обґрунтовано їхню інформаційну цінність для різних рівнів оцінювання навчання. Запропонована концептуальна рамка демонструє, як ці сліди можуть бути інтегровані у чотирирівневу модель Кіркпатрика, доповнюючи традиційні суб'єктивні методи об'єктивними автоматизованими даними. Встановлено, що аналітика цифрових слідів має потенціал подолати ключові обмеження традиційних підходів до оцінювання: суб'єктивність, ретроспективність, високу вартість та одномоментність збору даних. Водночас її впровадження потребує врахування технічних, організаційних та етичних бар'єрів, зокрема забезпечення інтеграції систем, розвитку аналітичних компетенцій HR-спеціалістів та формування етичної політики використання даних працівників.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Bates R. A critical analysis of evaluation practice: The Kirkpatrick model and the principle of beneficence. *Evaluation and Program Planning*. 2004. Vol. 27, No. 3. P. 341–347. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.evalprogplan.2004.04.011>.

2. Siemens G. Learning analytics: The emergence of a discipline. *American Behavioral Scientist*. 2013. Vol. 57, No. 10. P. 1380–1400. DOI: <https://doi.org/10.1177/0002764213498851>.
3. Winter M. et al. Behavioral trace data in an online learning environment as indicators of learning engagement in university students. *Frontiers in Psychology*. 2024. Vol. 15. Article 1396881. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1396881>.
4. 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>.
5. Кравчук О. І., Варіс І. О., Рубель К. О. Цифровізація менеджменту персоналу: концептуальні аспекти та тенденції. *Проблеми сучасних трансформацій. Серія: економіка та управління*. 2024. № 12. DOI: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2024-12-07-04>.
6. Канцур І. Г., Кононова О. Є., Хмарська І. А. Управління персоналом в умовах цифрової економіки. *Економіка та держава*. 2022. № 2. С. 103–108. DOI: <https://doi.org/10.32702/2306-6806.2022.2.103>.
7. Ferguson R. Learning analytics: Drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*. 2012. Vol. 4, No. 5/6. P. 304–317. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051816>.
8. Gasevic D., Dawson S., Siemens G. Let's not forget: Learning analytics are about learning. *TechTrends*. 2015. Vol. 59, No. 1. P. 64–71. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11528-014-0822-x>.
9. Gasevic D., Dawson S., Rogers T., Gasevic D. Learning analytics should not promote one size fits all: The effects of instructional conditions in predicting academic success. *The Internet and Higher Education*. 2016. Vol. 28. P. 68–84. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2015.10.002>.
10. Pardo A., Han F., Ellis R. A. Combining university student self-regulated learning indicators and engagement with online learning events to predict academic performance. *IEEE Transactions on Learning Technologies*. 2017. Vol. 10, No. 1. P. 82–92. DOI: <https://doi.org/10.1109/TLT.2016.2639508>.
11. Aldowah H., Al-Samarraie H., Fauzy W. M. Educational data mining and learning analytics for 21st century higher education: A review and synthesis. *Telematics and Informatics*. 2019. Vol. 37. P. 13–49. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.01.007>.
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. Huselid M. A. The science and practice of workforce analytics: Introduction to the HRM special issue. *Human Resource Management*. 2018. Vol. 57, No. 3. P. 679–684. DOI: <https://doi.org/10.1002/hrm.21916>.
14. Yoon S. W., Han S., Chae C. People analytics and human resource development: Research landscape and future needs based on bibliometrics and scoping review. *Human Resource Development Review*. 2024. Vol. 23, No. 1. P. 30–57. DOI: <https://doi.org/10.1177/15344843231209362>.
15. Lee J. Y., Lee Y. Integrative literature review on people analytics and implications from the perspective of human resource development. *Human Resource Development Review*. 2024. Vol. 23, No. 1. P. 58–87. DOI: <https://doi.org/10.1177/15344843231217181>.
16. Kirkpatrick J. D., Kirkpatrick W. K. *Kirkpatrick's Four Levels of Training Evaluation*. ATD Press, 2016. ISBN: 978-1-60728-008-8.

REFERENCES:

1. Bates R. (2004) A critical analysis of evaluation practice: The Kirkpatrick model and the principle of beneficence. *Evaluation and Program Planning*, vol. 27, no. 3, pp. 341–347. <https://doi.org/10.1016/j.evalprogplan.2004.04.011>
2. Siemens G. (2013) Learning analytics: The emergence of a discipline. *American Behavioral Scientist*, vol. 57, no. 10, pp. 1380–1400. <https://doi.org/10.1177/0002764213498851>
3. Winter M., et al. (2024) Behavioral trace data in an online learning environment as indicators of learning engagement in university students. *Frontiers in Psychology*, vol. 15, article 1396881. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1396881>
4. 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. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12090>
5. Kravchuk O. I., Varis I. O., Rubel K. O. (2024) Tsyfrovizatsiia menedzhmentu personalu: kontseptualni aspekty ta tendentsii [Digitalization of personnel management: conceptual aspects and trends]. *Problemy suchasnykh transformatsii. Seriya: ekonomika ta upravlinnia – Problems of Modern Transformations. Series: Economics and Management*, no. 12. <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2024-12-07-04> (in Ukrainian)

6. Kantsur I. H., Kononova O. Ye., Khmarska I. A. (2022) Upravlinnia personalom v umovakh tsyfrovoy ekonomiky [Personnel management in the digital economy]. *Ekonomika ta derzhava – Economy and State*, no. 2, pp. 103–108. <https://doi.org/10.32702/2306-6806.2022.2.103> (in Ukrainian)
7. Ferguson R. (2012) Learning analytics: Drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, vol. 4, no. 5/6, pp. 304–317. <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051816>
8. Gasevic D., Dawson S., Siemens G. (2015) Let's not forget: Learning analytics are about learning. *TechTrends*, vol. 59, no. 1, pp. 64–71. <https://doi.org/10.1007/s11528-014-0822-x>
9. Gasevic D., Dawson S., Rogers T., Gasevic D. (2016) Learning analytics should not promote one size fits all: The effects of instructional conditions in predicting academic success. *The Internet and Higher Education*, vol. 28, pp. 68–84. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2015.10.002>
10. Pardo A., Han F., Ellis R. A. (2017) Combining university student self-regulated learning indicators and engagement with online learning events to predict academic performance. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, vol. 10, no. 1, pp. 82–92. <https://doi.org/10.1109/TLT.2016.2639508>
11. Aldowah H., Al-Samarraie H., Fauzy W. M. (2019) Educational data mining and learning analytics for 21st century higher education: A review and synthesis. *Telematics and Informatics*, vol. 37, pp. 13–49. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.01.007>
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. <https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1244699>
13. Huselid M. A. (2018) The science and practice of workforce analytics: Introduction to the HRM special issue. *Human Resource Management*, vol. 57, no. 3, pp. 679–684. <https://doi.org/10.1002/hrm.21916>
14. Yoon S. W., Han S., Chae C. (2024) People analytics and human resource development: Research landscape and future needs based on bibliometrics and scoping review. *Human Resource Development Review*, vol. 23, no. 1, pp. 30–57. <https://doi.org/10.1177/15344843231209362>
15. Lee J. Y., Lee Y. (2024) Integrative literature review on people analytics and implications from the perspective of human resource development. *Human Resource Development Review*, vol. 23, no. 1, pp. 58–87. <https://doi.org/10.1177/15344843231217181>
16. Kirkpatrick J. D., Kirkpatrick W. K. (2016) *Kirkpatrick's Four Levels of Training Evaluation*. ATD Press.

Дата надходження статті: 30.03.2026

Дата прийняття статті: 20.04.2026

Дата публікації статті: 24.04.2026