

УДК 004.8:004.946.5:37.091.4

DOI DOI DOI DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2026.2.1/40>

Руденко Ю.О.

<https://orcid.org/0000-0003-3162-1216>

Сумський національний аграрний університет

Агаджанова С.В.

<https://orcid.org/0000-0002-0486-3511>

Сумський національний аграрний університет

В'юненко О.Б.

<https://orcid.org/0000-0002-8835-0704>

Сумський національний аграрний університет

Ситник Л.Г.

<https://orcid.org/0000-0001-8176-750X>

Сумський національний аграрний університет

Агаджанов-Гонсалес К.Х.

<https://orcid.org/0000-0002-1409-4648>

Сумський національний аграрний університет

ОЦІНЮВАННЯ РЕЗУЛЬТАТИВНОСТІ ОПАНУВАННЯ LOW-CODE ТЕХНОЛОГІЙ У МЕЖАХ ПІДГОТОВКИ ФАХІВЦІВ ДО АНАЛІТИКИ ВЕЛИКИХ ДАНИХ

Статтю присвячено порівняльному оцінюванню ефективності опанування студентами low-code технологій у процесі підготовки до аналітики великих даних. Актуальність дослідження зумовлена зростанням ролі інструментів спрощеної розробки в освітньому процесі та необхідністю обґрунтованого вибору аналітичних платформ для формування професійних навичок майбутніх фахівців з інформаційних систем та технологій. Метою роботи є емпіричне порівняння результативності використання платформ Orange Data Mining, Weka та KNIME в однакових навчальних умовах.

Дослідження реалізовано у форматі педагогічного експерименту за участю 131 студента, розподілених на три незалежні групи відповідно до обраної платформи. Порівняння здійснювалося за системою об'єктивних (час виконання завдань, кількість типових помилок, якість побудованих моделей) та суб'єктивних (самооцінка складності інтерфейсу) метрик. Для перевірки статистичної значущості відмінностей застосовано непараметричний критерій Краскала–Уолліса.

Результати засвідчили статистично значущі відмінності за показниками часу виконання завдань та кількості типових помилок ($p < 0,05$). Найкращі результати продемонструвала платформа Orange Data Mining, що характеризувалася меншою кількістю помилок, вищою швидкістю виконання завдань та кращою суб'єктивною оцінкою зручності. Водночас якість побудованих аналітичних моделей виявилася порівнюваною між усіма групами та не мала статистично значущих відмінностей. Отримані результати підтверджують, що вибір low-code платформи впливає насамперед на процесуальні характеристики навчальної діяльності, але не визначає кінцевий рівень аналітичних результатів за умови належної методичної підтримки.

Сформульовано практичні рекомендації щодо поетапної інтеграції low-code інструментів у курси з аналітики великих даних залежно від рівня підготовки студентів.

Ключові слова: Big Data, low-code, Orange Data Mining, Weka, KNIME, аналітика даних.

Постановка проблеми. Швидкий розвиток технологій Big Data актуалізував потребу у формуванні навичок аналітики даних у різних галузях, зокрема в освіті, економіці, технічних та прикладних науках. Аналітика великих даних стала ключовим підходом до вилучення знань з масивних і різномірних наборів даних та підтримки прийняття обґрунтованих рішень у широкому спектрі сфер застосування.

Емпіричні дослідження у сфері освіти підтверджують зростаючу роль навичок аналітики даних у професійній підготовці. Зокрема, показано, що цифрова освіта та сформовані навички аналітики даних можуть позитивно впливати на кар'єрні перспективи майбутніх фахівців, особливо інженерних і технічних спеціальностей.

Водночас практична реалізація навчання аналітиці даних часто гальмується через складність традиційних інструментів та вимогами до програмної підготовки. У цьому контексті low-code та no-code платформи розглядаються як важливий технологічний тренд, спрямований на зниження технічних бар'єрів доступу до аналітики даних. Питання, пов'язані з опануванням low-code технологій майбутніми фахівцями залишаються недостатньо дослідженими. Обмежено представлені наукові розвідки, які б висвітлювали особливості результатів виконання навчальних завдань, кількість типових помилок, якість побудованих моделей та сприйняття складності інтерфейсу під час роботи з різними low-code платформами. Відсутність таких порівняльних оцінок ускладнює обґрунтований вибір інструментів для навчальних курсів з аналітики великих даних у закладах вищої освіти. Саме ця прогалина зумовлює актуальність проведеного дослідження.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Розвиток аналітики великих даних зумовлює трансформацію підходів до підготовки фахівців у сфері інформаційних систем та технологій. У [1] Big Data (великі дані) розглядаються як ключовий ресурс цифрової економіки, що потребує сучасних інструментів збирання, оброблення та аналізу. Дослідження авторів [2] підтверджує наявність статистично значущого зв'язку між рівнем цифрової підготовки здобувачів освіти та їх професійною успішністю, зокрема у сферах, пов'язаних з обробленням даних. У межах концепції Education 5.0 інтеграція інтелектуальних та адаптивних технологій у навчальний процес визначається як стратегічний напрям модернізації освіти [3].

Одним із перспективних напрямів цифрової трансформації розроблення програмних рішень

є використання low-code/no-code (LC/NC) технологій. У джерелах [4], [5], low-code/no-code визначається як підхід до створення програмних продуктів та інформаційних систем із мінімальним або повністю відсутнім ручним програмуванням, що реалізується через використання візуальних середовищ розробки, шаблонних компонентів, декларативних налаштувань та автоматизованої генерації коду.

Окремий напрям досліджень присвячено використанню візуальних платформ як бази low-code технологій. Платформа Orange Data Mining характеризується як доступне та наочне середовище, придатне для початкового та прикладного аналізу даних у навчальних контекстах [6]. Натомість платформа KNIME позиціонується як більш гнучке аналітичне середовище, орієнтоване на побудову складних workflow та застосування методів машинного навчання, що є доцільним у бізнес-освіті та навчанні інформаційних систем [7]. Дослідження також свідчать, що використання платформ на кшталт Orange, Weka та RapidMiner сприяє зниженню складності навчання та когнітивного навантаження студентів під час опанування аналітичних методів [8], [9].

Незважаючи на наявність значної кількості робіт, присвячених окремим платформам та методам, у науковій літературі все ще бракує порівняльних досліджень, що описують особливості опанування платформ.

Постановка завдання. Метою даного дослідження є порівняльне оцінювання ефективності опанування студентами low-code технологій у процесі підготовки фахівців до аналітики великих даних. Дослідження ґрунтується на емпіричному порівнянні результатів роботи студентів з платформами Orange Data Mining, Weka та KNIME в однакових навчальних умовах і спрямоване на формування практичних рекомендацій щодо вибору інструментів для освітніх курсів з аналітики даних.

Для досягнення поставленої мети в роботі передбачено розв'язання таких завдань:

1. Проаналізувати особливості застосування low-code платформ у навчанні аналітиці великих даних студентів.
2. Оцінити суб'єктивне сприйняття складності інтерфейсу та зручності використання low-code інструментів на основі результатів анкетування студентів.
3. Застосувати статистичні методи для перевірки значущості відмінностей між результатами роботи студентів з різними платформами.

4. Сформулювати практичні рекомендації щодо вибору low-code платформ при підготовці фахівців до аналітики великих даних.

Виклад основного матеріалу. Дослідження виконано у форматі педагогічного експерименту, у якому брали участь студенти 3-го курсу українських університетів, які навчаються за освітніми програмами менеджменту, економіки та інформаційних технологій і вивчають дисципліну «Основи дата аналітики».

Формування експериментальних груп здійснювалося на основі готових академічних груп, що зумовлено організаційними особливостями освітнього процесу. Загальна вибірка становила 131 студент, які були розподілені на три незалежні групи відповідно до використаної аналітичної платформи: G1 - Orange Data Mining (n = 45); G2 - Weka (n = 46); G3 - KNIME (n = 40). Кожна група протягом експерименту працювала лише з однією платформою.

Для забезпечення коректності подальшого порівняльного аналізу було здійснено контроль початкової порівняльності експериментальних груп. Як базовий показник використовувалася попередня академічна успішність студентів, визначена за середнім балом з дисциплін аналітичного та інформаційного спрямування (Інформатика, Математика, Економіка), вивчених на попередніх курсах.

Для перевірки нормальності розподілу показника попередньої академічної успішності було застосовано критерій Шапіро–Уїлка як один із найбільш чутливих та рекомендованих тестів для вибірок малого та середнього обсягу [10]. Розрахунки виконано у хмарному статистичному середовищі Jamovi Cloud. Виявлені статистично значущі відхилення від нормального розподілу в усіх досліджуваних групах ($p < 0,05$) зумовили використання непараметричного однофакторного аналізу за критерієм Краскела–Уолліса для перевірки початкової порівняльності груп.

Результати аналізу не виявили статистично значущих відмінностей між групами ($\chi^2 = 1,45$, $df = 2$, $p = 0,483$), що дозволяє вважати їх порівнюваними за рівнем попередньої академічної успішності. Таким чином, подальші відмінності у результатах виконання практичних завдань можуть бути інтерпретовані як наслідок використання різних low-code платформ, а не як результат початкових академічних відмінностей між студентами.

У межах дослідження було використано три low-code платформи аналітики даних:

– Orange Data Mining – візуальне аналітичне середовище зшироким набором інструментів для

описового аналізу, кластеризації й візуалізації даних;

– Weka – інструмент машинного навчання з акцентом на алгоритмічний підхід, параметризацію моделей і класичні методи Data Analytics;

– KNIME – платформа, що дозволяє будувати аналітичні процеси та комбінувати різні методи аналізу.

Для забезпечення порівнюваності результатів усі групи виконували два однакових практичні завдання, які відрізнялися лише використаною аналітичною платформою.

Практичне завдання 1. Описовий та порівняльний аналіз освітніх даних. Завдання було спрямовано на опанування базових методів описової статистики та міжгрупового порівняльного аналізу. Для аналізу використовувалися результати опитування студентів щодо якості освітніх послуг (експорт із LMS Moodle) та офіційні статистичні дані Державної служби статистики України з банку даних «Мережа та діяльність закладів освіти» [11].

Практичне завдання 2. Кореляційний аналіз соціально-освітніх показників. Спрямовано на формування навичок багатовимірного аналізу та інтерпретації взаємозв'язків між показниками на основі відкритого глобального датасету UNICEF JMP WASH (2025) [12].

Для забезпечення об'єктивного та порівнюваного оцінювання ефективності опанування студентами low-code платформ у дослідженні було визначено систему кількісних і якісних метрик, які охоплювали часові характеристики виконання завдань, кількість типових помилок, якість побудованих аналітичних моделей та суб'єктивну оцінку складності інтерфейсу (анкетування). Таблиця 1 описує метрики, що застосовувалися в експерименті.

Якість побудованих моделей оцінювалася викладачем курсу за уніфікованими критеріями. Попередня обробка даних, розрахунок описових статистик і підготовка зведених таблиць здійснювалися в Microsoft Excel. Для підвищення валідності та відтворюваності дослідження всі навчальні завдання, набори даних та критерії оцінювання були уніфіковані для всіх груп, а аналітичні робочі потоки будувалися за однаковою логікою.

Для узагальненого порівняння ефективності опанування платформ було проаналізовано три об'єктивні метрики: час виконання практичних завдань, кількість типових помилок та якість побудованих аналітичних моделей. Узагальнені результати наведено в таблиці 2.

Таблиця 1

Метрики порівняльного оцінювання ефективності опанування low-code платформ

№	Метрика	Опис показника	Спосіб фіксації / оцінювання	Шкала
1	Час виконання завдання	Загальна тривалість виконання завдання від імпорту даних до формулювання аналітичних висновків	Фіксація часу початку та завершення виконання завдання	Низька/ середня/ висока
2	Кількість типових помилок	Кількість зафіксованих помилок під час виконання аналітичного завдання	Підрахунок помилок за уніфікованим переліком	кількість
3	Якість побудованих моделей	Рівень коректності, логічності та повноти аналітичного рішення	Експертна оцінка за уніфікованою шкалою	0–5 балів
4	Самооцінка складності інтерфейсу	Суб'єктивне сприйняття зручності та інтуїтивності платформи	Анкетування студентів (авторський опитувальник)	шкала (1–5)

Примітка: уніфікований перелік для метрики 2: помилки імпорту даних (неправильний формат, пропуски, дублікати); некоректне очищення або попередня обробка даних; неправильний вибір або налаштування аналітичного методу; некоректна або неповна візуалізація результатів; помилки інтерпретації отриманих залежностей.

Таблиця 2

Порівняльні результати опанування low-code платформ (об'єктивні метрики)

Метрика	G1: Orange Data Mining (n=45)	G2: Weka (n=46)	G3: KNIME (n=40)	Статистичний тест
Час виконання завдань	низька	середня	висока	Kruskal–Wallis, $p = 0.00193$
Кількість помилок	2,1	2,6	3,0	Kruskal–Wallis, $\chi^2 = 18.32$, $p < 0.001$
Якість моделей (0–5)	$\approx 4,6$	$\approx 4,4$	$\approx 4,3$	Kruskal–Wallis, $p = 0.054$

Примітка. Для метрики часу виконання наведено відносні значення (низька / середня / висока)

Таблиця 3

Самооцінка складності інтерфейсу low-code платформ

Група	Платформа	Середній бал (1–5)
G1	Orange Data Mining	4,4
G2	Weka	4,0
G3	KNIME	3,7

Подальша інтерпретація рівня доступності та складності low-code платформ ґрунтується на сукупності об'єктивних (час виконання завдань, кількість типових помилок, якість моделей) та суб'єктивних (самооцінка складності інтерфейсу) показників, отриманих у межах даного експерименту.

Результати свідчать, що вибір low-code платформи істотно впливає на показники навчальної діяльності. Студенти, які працювали з Orange Data Mining, виконували завдання швидше та допускали меншу кількість типових помилок порівняно з групами Weka та KNIME, що підтверджується статистично значущими результатами ($p < 0,05$).

Водночас якість побудованих аналітичних моделей виявилася порівнюваною між усіма трьома групами: отримані відмінності не досягли рівня статистичної значущості ($p = 0,054$). Це свідчить про те, що за умови однакових навчальних завдань усі платформи дозволяють досягти подібного рівня якості кінцевих аналітичних рішень, навіть за різної складності інтерфейсу та робочого потоку.

Окремо було проаналізовано самооцінку складності інтерфейсу, що відображає суб'єктивне

сприйняття студентами зручності та інтуїтивності використаної платформи. Оцінювання здійснювалося за п'ятибальною шкалою на основі авторського опитувальника.

Отримані результати засвідчують, що Orange Data Mining сприймається студентами як найбільш зручна та інтуїтивна платформа, тоді як Weka займає проміжну позицію, а KNIME характеризується найвищим рівнем суб'єктивної складності. Виявлені відмінності є статистично значущими ($p < 0,05$).

Самооцінка складності інтерфейсу узгоджується з об'єктивними показниками часу виконання завдань та кількості типових помилок, що підсилює валідність отриманих результатів і підтверджує взаємозв'язок між інтерфейсною складністю платформи та ефективністю навчальної діяльності.

Аналіз результатів виконання завдань показав, що характер завдання впливає на ефективність використання low-code платформ.

Практичне завдання 1, орієнтоване на описовий та порівняльний аналіз освітніх даних, загалом виконувалася студентами швидше та з меншою кількістю типових помилок, незалежно від використаної платформи. Це пояснюється чіткою структурою завдання, наявністю знайомих показників та меншою кількістю етапів аналітичного робочого процесу. Особливо ефективною виявилася робота з Orange Data Mining, де візуальні

інструменти описової статистики та візуалізації дозволяли швидко отримувати інтерпретовані результати.

Практичне завдання 2, спрямоване на кореляційний аналіз багатовимірних соціально-освітніх даних, виявилася складнішою для студентів усіх груп. Для цього завдання характерними були більший час виконання, зростання кількості типових помилок та підвищене когнітивне навантаження, особливо у групах, що працювали з Weka та KNIME. Це пов'язано з необхідністю попередньої обробки даних, вибору коректних змінних та інтерпретації кореляційних зв'язків.

Інтерпретація рівня доступності та складності платформ Orange Data Mining, Weka та KNIME ґрунтується на сукупності об'єктивних показників (час виконання завдань, кількість типових помилок, якість побудованих моделей) і суб'єктивних оцінок користувачів (сприйняття складності інтерфейсу), отриманих у межах даного експерименту. Orange Data Mining продемонструвала найменший середній час виконання навчальних завдань, найменшу кількість типових помилок і найвищі показники користувацької задоволеності, що дозволяє інтерпретувати її як найбільш доступну платформу для початкового рівня навчання аналітиці даних. Weka характеризується помірними значеннями часу виконання завдань і кількості помилок, що позиціонує її як платформу середньої складності, доцільну для ознайомлення студентів із класичними алгоритмами машинного навчання після формування базових навичок аналітики даних.

KNIME продемонструвала кращі результати у виконанні складних workflow-завдань та високу якість моделей, однак супроводжувалася більшим часом виконання завдань і вищою суб'єктивною складністю інтерфейсу, що свідчить про доцільність її використання на професійному етапі навчання.

Таким чином, результати свідчать, що Orange Data Mining є більш ефективною платформою для виконання базових аналітичних завдань, тоді як Weka та KNIME доцільніше використовувати для

складніших завдань або на наступних етапах підготовки, коли студенти вже володіють базовими навичками аналітики даних.

Висновки. Отримані результати підтвердили, що вибір low-code платформи істотно впливає на процес навчальної діяльності, зокрема на час виконання завдань, кількість типових помилок і суб'єктивне сприйняття складності інтерфейсу. Платформа Orange Data Mining продемонструвала найкращі показники за швидкістю виконання завдань, мінімальною кількістю помилок та найвищим рівнем користувацької задоволеності, що робить її найбільш доступною для початкового етапу навчання аналітиці даних.

На основі отриманих результатів сформульовано такі практичні рекомендації для організації навчання аналітиці даних:

1. Ефективною формою навчання аналітиці великих даних є навчальні learning modules з поступовим зростанням складності завдань, де вибір платформи узгоджується з рівнем підготовки студентів і типом аналітичної діяльності. Orange Data Mining доцільно використовувати як стартову платформу для навчальних курсів з аналітики даних. Weka рекомендується застосовувати після формування базових навичок аналітики даних, ця платформа корисна для ознайомлення студентів із класичними алгоритмами машинного навчання. KNIME доцільно інтегрувати у процес навчання в межах дослідницьких завдань, для побудови складних робочих потоків і комбінування різних аналітичних методів.

2. Для підвищення ефективності навчання доцільно поєднувати декілька low-code платформ у межах одного курсу, використовуючи їх послідовно відповідно до освітніх цілей і очікуваних результатів навчання.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням вибірки, включенням інших low-code інструментів, а також аналізом довготривалого впливу використання різних платформ на формування професійних аналітичних навичок студентів.

Список літератури:

1. Bakdi M., Chadli W. Big Data: An Overview. *Big Data Analytics. First edition.*, 2021. P. 3–13. doi.org/10.1201/9781003129660-2
2. B. Tello, Y.-T. Wu, J. Vilchez-Guizado, and T. P. Hoang, "Professional success mediated by big data: The relationship between digital education and career prospects among engineering students," *Multidisciplinary Science Journal*, 2024, Art. no. 2026377, doi: 10.31893/multiscience.2026377
3. N. Vaidya, K. Solanki, K. Kant, and J. Panchal, "Learning metamorphoses: Revolutionising education with technology integration and customisation in Education 5.0," in *Lecture Notes in Networks and Systems*. Springer, 2024, doi: 10.1007/978-981-96-7505-0_14.

4. M. O. Ajimati, N. Carroll, and M. Maher, “Adoption of low-code and no-code development: A systematic literature review and future research agenda,” *Journal of Systems and Software*, vol. 203, Art. no. 111708, 2023, doi: 10.1016/j.jss.2023.111708.
5. Zhong, J. Oruongo, and J. B. J. B. Kim, “LLM-powered low-code/no-code data analytics in education and workforce development,” *Computer*, vol. 58, no. 1, pp. 48–57, 2025, doi: 10.1109/MC.2024.3516614.
6. Z. Dobešová, “Evaluation of Orange data mining software and examples for lecturing machine learning tasks in geoinformatics,” *Computer Applications in Engineering Education*, 2024, doi: 10.1002/cae.22735.
7. M. Halaweh, “Teaching Tip: AI and Machine Learning for Business and Information Systems Education Using KNIME,” *Journal of Information Systems Education*, vol. 36, no. 4, pp. 352–366, 2025, doi: 10.62273/QOIR5976.
8. Domingues and D. Rasteiro, “A paradigm shift in teaching machine learning to sustainable city management master students,” in *Proceedings of ICETC 2024*. ACM, 2024, doi: 10.1145/3702163.3702448.
9. Руденко Ю.О., Півторайко В.В., Агаджанова С.В. Аналіз агрономічних даних за допомогою Orange Data Mining: інструменти та методи для агробізнесу. *Digital evolution of modern business: challenges, trends and prospects in the digital economy of Ukraine* : collective monograph / edited by A. V. Cherep, I. M. Dashko, Yu. O. Ohrenych, O. H. Cherep. Riga, Latvia : Baltija Publishing, 2025. С.36-48 <http://www.baltijapublishing.lv/omp/index.php/bp/catalog/view/627/16621/35207-1>
10. Wilk J. Investigation of the applicability of single cantilever beam test for the evaluation of fracture toughness of sandwich composites. *Engineering Fracture Mechanics*. 2023. P. 109075. URL: <https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2023.109075>
11. Державна статистика. Мережа та діяльність закладів освіти <https://stat.gov.ua/uk/datasets/merezha-ta-diyalnist-zakladiv-osvity>
12. Unicef. Progress on household drinking water, sanitation and hygiene 2000-2024: Special focus on inequalities <https://data.unicef.org/resources/jmp-report-2025/>

Rudenko Yu.O., Ahadzhanova S.V., Vyunenکو O. B., Sytnyk L.H., Ahadzhanov-Honsales K.H.
**EVALUATION OF THE EFFECTIVENESS OF MASTERING LOW-CODE TECHNOLOGIES
IN THE TRAINING OF SPECIALISTS FOR BIG DATA ANALYTICS**

The article is devoted to a comparative evaluation of the effectiveness of students' mastery of low-code technologies in the process of preparation for big data analytics. The relevance of the study is обусловед by the growing role of simplified development tools in the educational process and the need for a well-grounded selection of analytical platforms to develop the professional competencies of future specialists in information systems and technologies. The aim of the study is an empirical comparison of the effectiveness of using Orange Data Mining, Weka, and KNIME under identical learning conditions.

The research was conducted in the format of a pedagogical experiment involving 131 students divided into three independent groups according to the selected platform. The comparison was carried out using a system of objective (task completion time, number of typical errors, quality of the constructed models) and subjective (self-assessment of interface complexity) metrics. The nonparametric Kruskal–Wallis test was applied to verify the statistical significance of the differences.

The results demonstrated statistically significant differences in task completion time and the number of typical errors ($p < 0,05$). The best results were shown by Orange Data Mining, which was characterized by fewer errors, higher task completion speed, and better subjective usability assessment. At the same time, the quality of the constructed analytical models was comparable across all groups and showed no statistically significant differences. The obtained results confirm that the choice of a low-code platform primarily affects the procedural characteristics of learning activities but does not determine the final level of analytical outcomes provided that appropriate methodological support is ensured.

Practical recommendations are formulated for the step-by-step integration of low-code tools into big data analytics courses depending on the students' level of preparation.

Keywords: Big Data, low-code, Orange Data Mining, Weka, KNIME, data analytics.

Дата першого надходження статті до видання: 13.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 08.04.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті 11.05.2026