

УДК 378.091.3:004.9**ТЕНДЕНЦІЇ ТА ВИКЛИКИ ВПРОВАДЖЕННЯ ВІРТУАЛЬНИХ
НАВЧАЛЬНИХ СЕРЕДОВИЩ У СУЧАСНІЙ ОСВІТІ**

І. М. Лях, Т. В. Дитко

*Державний вищий навчальний заклад
«Ужгородський національний університет»,
пл. Народна, 3, м. Ужгород, 88000, Україна
igor.lyah@uzhnu.edu.ua*

У сучасних закладах вищої освіти цифрові освітні платформи, зокрема LMS, VLE та MOOC, формують великі масиви навчальних даних, що відображають активність, результати оцінювання та поведінкові особливості студентів. Всупереч значний обсяг інформації, потенціал цих даних використовується фрагментарно: існуючі підходи не забезпечують комплексного аналізу, інтеграції результатів у процес управління навчанням та формування персоналізованих освітніх траєкторій. Це створює потребу у розробці інтегрованих інтелектуальних моделей, здатних поєднувати дані з різних цифрових платформ, аналізувати їх із застосуванням методів штучного інтелекту та нейромережевої аналітики та трансформувати отримані результати в адаптивні управлінські та педагогічні рішення.

Запропонована інтелектуальна модель управління навчанням має багаторівневу структуру, що включає визначення освітніх цілей та компетентностей, інтеграцію LMS, VLE та MOOC у єдине інформаційне середовище та збір даних про навчальну активність студентів, включно з роботою з контентом, комунікацією та проходженням контрольних заходів. Центральним елементом інтелектуальної моделі є аналітичний шар на основі штучного інтелекту, який забезпечує прогнозування результатів навчання, оцінку динаміки активності та виявлення студентів із підвищеним ризиком академічної неуспішності. Отримані аналітичні дані спрямовуються до підсистем підтримки учасників освітнього процесу та адаптивного управління курсами, що дозволяє формувати індивідуальні освітні траєкторії, оптимізувати навчальний контент і структуру курсів, а також забезпечує зворотний зв'язок для корекції освітніх стратегій.

Реалізація інтегрованої інтелектуальної моделі дозволяє підвищити ефективність навчального процесу, зменшити ризики академічної неуспішності та створює основу для адаптивного управління навчанням у цифрових освітніх платформах. Поєднання методів навчальної аналітики та

штучного інтелекту відкриває можливості для динамічної персоналізації освітніх траєкторій та комплексного управління навчальним процесом у сучасних закладах вищої освіти.

Ключові слова: LMS, VLE, MOOC, штучний інтелект, нейромережеві алгоритми, цифрові освітні платформи.

Постановка проблеми. Активне впровадження цифрових освітніх середовищ, зокрема LMS, VLE та MOOC, у закладах вищої освіти супроводжується зростанням обсягів навчальних даних, що відображають активність, результати та поведінкові особливості здобувачів освіти. Водночас аналіз сучасних наукових досліджень свідчить про фрагментарний характер використання цих даних: існуючі підходи або зосереджуються на описі функціональних можливостей платформ, або обмежуються прогноною аналітикою без подальшої інтеграції результатів у процес управління навчанням. Більшість рішень не забезпечують єдиного інтелектуального механізму, здатного поєднувати дані з різних цифрових середовищ, здійснювати їх комплексний аналіз і трансформувати отримані результати у персоналізовані освітні траєкторії та обґрунтовані управлінські рішення. Внаслідок цього потенціал навчальної аналітики та штучного інтелекту залишається недостатньо реалізованим в закладах вищої освіти, що зумовлює потребу в розробці інтегрованої інтелектуальної моделі управління навчанням у середовищах LMS/VLE/MOOC.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. У дослідженні Kovtoniuk та інших. проаналізовано основні тенденції розвитку та впровадження віртуальних навчальних середовищ у закладах вищої освіти з використанням сучасних цифрових технологій. Автори трактують VLE як інтегроване онлайн-середовище, що забезпечує інтерактивний і динамічний освітній процес з урахуванням індивідуальних особливостей здобувачів освіти. У роботі визначено ключові функції та ролі учасників освітнього процесу, а також наголошено на значенні інтеграції індивідуальних вебресурсів викладача як чинника персоніфікації навчання. Водночас дослідження має переважно описовий характер і не передбачає використання інтелектуальних методів аналізу навчальних даних, що обмежує можливості адаптивного управління освітнім процесом [1].

У роботі Alenezi та інших науковців розглядається цифрова трансформація закладів вищої освіти як системний процес, зумовлений впливом Індустрії 4.0, поширенням онлайн-курсів, цифрових освітніх технологій та нових форматів освітніх програм. Автор підкреслює, що цифрове навчання є складовою ширшої екосистеми цифрового університету, в межах якої відбувається взаємодія між студентами, викладачами та інституційними структурами. Дослідження акцентує увагу на

організаційних і технологічних аспектах впровадження цифрових інструментів, проте не пропонує формалізованих моделей аналізу навчальної активності чи інтелектуальної обробки освітніх даних, що обмежує можливості адаптивного управління навчальним процесом [2].

У дослідженні Littlejohn та інших дослідників розглядається застосування Learning Analytics у масових відкритих онлайн-курсах для підтримки професійного навчання в умовах безперервного розвитку компетентностей. Автори трактують навчальну аналітику як сукупність методів вимірювання, збору та аналізу освітніх даних, спрямованих на оптимізацію навчального процесу та виявлення здобувачів із підвищеним ризиком неуспішності. Особливу увагу приділено прогнозним і мультимодальним підходам до аналізу MOOC-даних, а також методологічним викликам, пов'язаним із надмірною датафікацією, автоматизацією рішень і етичними аспектами використання навчальних даних. Дослідження підкреслює складність професійного навчання та обґрунтовує необхідність розвитку нових аналітичних методів, однак не пропонує єдиної інтегрованої інтелектуальної моделі управління навчанням [3].

У статті Mudawī та інших науковців запропоновано підхід до прогнозної аналітики в e-learning, який орієнтований на аналіз поведінки студентів з метою підвищення стійкості та ефективності онлайн-навчання. Автори зосереджуються на автоматизованому відстеженні рівня залученості та уваги студентів із використанням методів комп'ютерного зору та машинного навчання, зокрема алгоритму Viola-Jones, скелетно-силуетних ознак і генетичного алгоритму класифікації. Запропонована система демонструє високі показники точності на реальних освітніх наборах даних та дозволяє ідентифікувати студентів із ризиком академічної неуспішності. Водночас дослідження має вузьку орієнтацію на поведінкові візуальні патерни та не розглядає інтеграцію отриманих результатів у комплексну модель управління навчанням на рівні LMS/VLE/MOOC [4].

У систематичному огляді Ouyang та Zhang проаналізовано застосування AI-driven learning analytics у середовищах комп'ютерно підтримуваного колаборативного навчання. Автори узагальнюють результати 26 досліджень і показують, що більшість інструментів зосереджені на аналізі когнітивної залученості студентів з використанням поведінкових, дискурсивних та оціночних даних. Водночас наголошується на недостатній інтеграції педагогічних і теоретичних засад у проектування таких інструментів, а також на обмеженій здатності існуючих рішень надавати викладачам рекомендаційний або попереджувальний зворотний зв'язок. Автори підкреслюють необхідність використання мультимодальних і багатоджерельних даних та розвитку

інтелектуальних механізмів підтримки педагогічних інтервенцій, що узгоджується з потребою створення комплексних інтегрованих моделей навчальної аналітики [5].

У систематичному огляді Alalawi та колег узагальнено сучасний стан досліджень щодо застосування методів машинного навчання для прогнозування академічної успішності студентів на основі даних, згенерованих у середовищах LMS. Проаналізувавши 162 публікації за період 2010-2022 рр., автори виокремлюють два домінантні напрями: прогнозування результатів навчання та виявлення студентів із ризиком відрахування. Показано, що найбільш поширеними є методи класифікації з використанням керованого навчання, зокрема Decision Tree, Random Forest, Naïve Bayes, ANN і SVM, а основними вхідними ознаками виступають академічні показники, поведінкові дані з LMS та демографічні характеристики. Водночас автори наголошують, що, попри високу точність прогнозних моделей, більшість досліджень зосереджені на аналітичному етапі й лише незначна частина робіт розглядає впровадження управлінських або педагогічних інтервенцій та оцінку їх впливу. Це вказує на наявність розриву між прогнозною аналітикою та адаптацією освітнього процесу, що актуалізує потребу в інтегрованих інтелектуальних моделях управління навчанням [6].

У дослідженні Kem розглядається концепція персоналізованого та адаптивного навчання як ключового напрямку розвитку сучасних цифрових освітніх платформ у контексті smart learning. Автор акцентує увагу на тому, що ефективність навчального процесу значною мірою залежить від здатності систем враховувати індивідуальний досвід, рівень підготовки, компетентності та навчальні потреби кожного здобувача освіти. У статті узагальнено підходи до реалізації персоналізації в e-learning-середовищах, зокрема через компетентісно орієнтоване навчання, адаптивні вебсервіси та індивідуалізовану подачу контенту в LMS. Показано, що адаптивні платформи сприяють підвищенню мотивації та залученості студентів, однак переважно реалізуються на рівні правил і сценаріїв, без використання глибоких інтелектуальних методів аналізу навчальних даних. Це підкреслює актуальність подальших досліджень, спрямованих на інтеграцію методів штучного інтелекту та навчальної аналітики для побудови динамічних персоналізованих освітніх траєкторій [7].

Аналіз останніх досліджень показує, що сучасні цифрові освітні платформи – LMS, VLE та MOOC – активно застосовуються для організації навчального процесу, персоналізації та підвищення залученості студентів, проте більшість робіт мають описовий характер або обмежуються прогнозною аналітикою без інтеграції результатів у управлінські та педагогічні рішення. Незважаючи на розвиток Learning Analytics та методів машинного навчання, існує суттєвий

розрив між збором даних, їх аналітичною обробкою та формуванням адаптивних освітніх траєкторій, що актуалізує потребу у створенні комплексних інтегрованих інтелектуальних моделей управління навчанням.

Мета статті. Метою статті є розроблення інтегрованої інтелектуальної моделі управління навчанням у цифрових освітніх середовищах LMS, VLE та MOOC, яка передбачає використання штучного інтелекту та нейромережевої аналітики для комплексного збору, аналізу та прогнозування навчальної активності студентів, формування персоналізованих освітніх траєкторій та підтримки адаптивних управлінських рішень, що дозволяє підвищити ефективність навчального процесу та зменшити ризики академічної неспішності.

Виклад основного матеріалу дослідження. Сучасні цифрові освітні середовища характеризуються активним використанням систем управління навчанням (LMS), віртуальних навчальних середовищ (VLE) та масових відкритих онлайн-курсів (MOOC). Кожен із зазначених типів платформ виконує важливу функцію в організації освітнього процесу, проте їх застосування зазвичай має фрагментований характер.

LMS орієнтовані переважно на формалізоване управління навчальними курсами, контроль виконання завдань і оцінювання результатів навчання. Вони забезпечують структурованість освітнього процесу, але обмежені в можливостях гнучкої персоналізації та міжплатформної інтеграції [8].

VLE формують більш комплексне цифрове середовище, що поєднує навчальний контент, комунікаційні інструменти та елементи спільної діяльності. Разом з тим, такі середовища часто не мають вбудованих механізмів глибокої аналітики навчальних даних і потребують додаткових інтелектуальних надбудов [9].

MOOC-платформи забезпечують масштабованість і відкритість освіти, надаючи доступ до навчальних ресурсів широкому колу здобувачів. Водночас вони характеризуються високим рівнем автономності студентів і, як наслідок, значними показниками відсіву, що ускладнює контроль якості навчання [10].

Спільною рисою LMS, VLE та MOOC є генерація значних обсягів навчальних даних, які відображають активність студентів, результати оцінювання та особливості навчальної поведінки. Однак відсутність єдиного інтелектуального механізму їх аналізу знижує потенціал використання цих даних для адаптації освітнього процесу.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз цифрових освітніх середовищ

<i>Характеристика</i>	<i>LMS</i>	<i>VLE</i>	<i>MOOC</i>
Основне призначення	Управління курсами та оцінювання	Формування комплексного навчального середовища	Масове онлайн-навчання
Рівень структурованості	Високий	Середній	Низький-середній
Масштабованість	Обмежена інституційним і рамками	Інституційна	Висока
Підтримка комунікації	Базова	Розширена	Обмежена
Генерація навчальних даних	Висока	Висока	Дуже висока
Персоналізація навчання	Обмежена	Часткова	Мінімальна
Аналітика навчальних даних	Переважно описова	Обмежена	Фрагментарна
Ризик академічної неуспішності	Середній	Середній	Високий
Потреба в інтеграції ШІ	Висока	Висока	Критична

Порівняльний аналіз свідчить, що жодне з цифрових освітніх середовищ у відокремленому вигляді не забезпечує повноцінної адаптації освітнього процесу до індивідуальних потреб здобувачів освіти. Високий потенціал навчальних даних, які генеруються LMS, VLE та MOOC, залишається недостатньо реалізованим без застосування інтелектуальних методів аналізу.

Це зумовлює доцільність розробки інтегрованої інтелектуальної моделі, у якій штучний інтелект виконує роль єдиного аналітичного ядра, що забезпечує персоналізацію навчання та підтримку управлінських рішень.

Водночас зазначені середовища генерують значні обсяги навчальних даних, пов'язаних з активністю студентів, результатами оцінювання,

комунікацією та динамікою засвоєння матеріалу. Традиційні підходи до аналізу таких даних є обмеженими та не дозволяють оперативно виявляти ризики академічної неуспішності або формувати індивідуальні освітні траєкторії.

У зв'язку з цим у дослідженні пропонується інтелектуальна модель управління навчанням у середовищах LMS/VLE/MOOC, яка передбачає інтеграцію цифрових освітніх платформ із шаром штучного інтелекту та нейромережевої аналітики. Концептуальну структуру запропонованої інтелектуальної моделі наведено на рисунку 1.

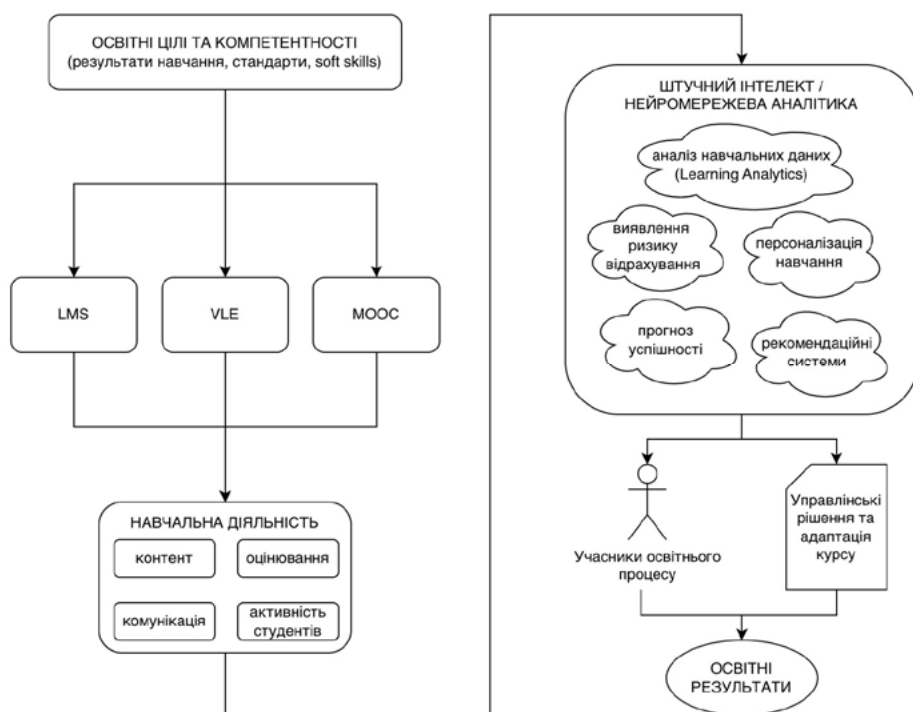


Рис. 1 Інтелектуальна модель управління навчанням у середовищах LMS/VLE/MOOC

Запропонована інтелектуальна модель має багаторівневу структуру та відображає логіку взаємодії освітніх цілей, цифрових платформ і інтелектуальних аналітичних механізмів.

На верхньому рівні моделі розташовано освітні цілі та компетентності, які визначають очікувані результати навчання, вимоги освітніх стандартів, а також формування професійних і надпрофесійних (soft skills) компетентностей. Цей рівень виконує регуляторну функцію та задає стратегічний напрям функціонування всієї системи.

Наступний рівень представлений сукупністю цифрових навчальних середовищ – LMS, VLE та MOOC. Вони забезпечують організацію

навчального контенту, управління навчальними курсами, комунікацію між учасниками освітнього процесу та проведення оцінювання. Незважаючи на відмінності у функціональному призначенні, ці платформи формують єдине інформаційне поле, в межах якого відбувається навчальна взаємодія.

У процесі функціонування зазначених середовищ формується рівень навчальної діяльності, який охоплює роботу з навчальним контентом, участь у комунікаційних активностях, виконання завдань та проходження контрольних заходів. Саме на цьому рівні генерується основний масив навчальних даних, що відображає поведінкові та когнітивні характеристики студентів.

$$L = \sum_{i=1}^n w_i a_i \quad (1)$$

де L — інтегральний показник навчальної активності (навантаженості) студента; a_i — кількісна характеристика i -го виду навчальної діяльності; w_i — ваговий коефіцієнт, що відображає значущість відповідного виду діяльності; n — кількість типів навчальної активності.

У межах дослідження розглядаються такі основні компоненти навчальної діяльності:

$$L = w_1 a_1 + w_2 a_2 + w_3 a_3 + w_4 a_4 \quad (2)$$

де a_1 — активність взаємодії з навчальним контентом; a_2 — комунікаційна активність; a_3 — виконання практичних і лабораторних завдань; a_4 — результати контрольних заходів і тестування. Вагові коефіцієнти w_i визначаються залежно від педагогічних цілей курсу, специфіки дисципліни та освітнього рівня, при цьому виконується умова нормалізації:

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (3)$$

Отримане значення інтегрального показника L використовується як вхідна ознака для нейромережових алгоритмів аналізу навчальних даних, що забезпечує кількісну основу для прогнозування результатів навчання та оцінювання ризиків академічної неспішності.

Центральним елементом моделі є шар штучного інтелекту та нейромережової аналітики, який виконує функцію інтеграції та інтелектуальної обробки навчальних даних. Даний шар забезпечує аналіз показників навчальної активності, прогнозування результатів навчання, виявлення студентів із підвищеним ризиком академічної неспішності, а також

формування персоналізованих рекомендацій щодо навчального контенту та темпу навчання.

Результати роботи штучного інтелекту спрямовуються до двох взаємопов'язаних підсистем. Перша з них орієнтована на учасників освітнього процесу — студентів, викладачів та адміністраторів, яким надається аналітична інформація для підтримки навчальної діяльності та педагогічного супроводу. Друга підсистема пов'язана з управлінськими рішеннями та адаптацією курсу, що передбачає коригування навчального контенту, побудову індивідуальних освітніх траєкторій та оптимізацію структури навчальних курсів.

Завершальним елементом моделі є освітні результати, які відображають рівень сформованих знань і навичок, розвиток цифрових компетентностей та навчальну мотивацію здобувачів освіти. Зворотний зв'язок між цим рівнем і аналітичним шаром штучного інтелекту забезпечує адаптивність моделі та її здатність до самокорекції.

Висновки. Дослідження підтверджує, що сучасні цифрові освітні платформи LMS, VLE та MOOC генерують значні обсяги навчальних даних, проте їх потенціал використовується фрагментарно через відсутність інтегрованих інтелектуальних механізмів аналізу. Запропонована інтелектуальна модель управління навчанням у середовищах LMS/VLE/MOOC дозволяє об'єднати дані з різних платформ, оцінювати навчальну активність студентів, прогнозувати результати та формувати персоналізовані освітні траєкторії, що забезпечує підвищення ефективності навчального процесу та зменшення ризику академічної неспішності, а також створює основу для адаптивного управління навчанням і підтримки прийняття педагогічних рішень. Перспективи подальших досліджень пов'язані з розробкою механізмів інтеграції додаткових джерел даних, вдосконаленням нейромережових алгоритмів для прогнозування на ранніх стадіях навчального процесу та розширенням можливостей моделі для підтримки індивідуалізованих стратегій навчання в реальному часі.

Список використаних джерел

1. Kovtoniuk M. M., Kosovets O. P., Soia O. M., Tyutyun L. L. Virtual learning environments: major trends in the use of modern digital technologies in higher education institutions. *Educational Technology Quarterly*, 2022, 3, P. 183-202. DOI: 10.55056/etq.35
2. Alenezi M. Digital Learning and Digital Institution in Higher Education. *Education Sciences*, 2023, 13(1), P. 88. DOI: 10.3390/educsci13010088

3. Littlejohn A., Kennedy E., Laurillard D. Professional learning analytics: Understanding complex learning processes through measurement, collection, analysis, and reporting of MOOC data. *Methods for Researching Professional Learning and Development: Challenges, Applications and Empirical Illustrations*, 2022, P. 557-578. Cham: Springer International Publishing. DOI: 10.1007/978-3-031-08518-5_25
4. Mudawi N. A., Pervaiz M., Alabduallah B. I., Alazeb A., Alshahrani A., Alotaibi S. S., Jalal A. Predictive Analytics for Sustainable E-Learning: Tracking Student Behaviors. *Sustainability*, 2023, 15(20). DOI: 10.3390/su152014780
5. Ouyang F., Zhang L. AI-driven learning analytics applications and tools in computer-supported collaborative learning: A systematic review. *Educational Research Review*, 2024, 44, 100616. DOI: 10.1016/j.edurev.2024.100616
6. Alalawi K., Athauda R., Chiong R. Contextualizing the current state of research on the use of machine learning for student performance prediction: A systematic literature review. *Engineering Reports*, 2023, 5(12), e12699. DOI: 10.1002/eng2.12699
7. Kem D. Personalised and adaptive learning: Emerging learning platforms in the era of digital and smart learning. *International Journal of Social Science and Human Research*, 2022, 5(2), P. 385-391. DOI: 10.47191/ijsshr/v5-i2-02
8. Alotaibi N. S. The impact of AI and LMS integration on the future of higher education: Opportunities, challenges, and strategies for transformation. *Sustainability*, 2024, 16(23), 10357. DOI: 10.3390/su162310357
9. Karanam S. A. K., Hartman N. W. A systematic review of digital twin (DT) and virtual learning environments (VLE) for smart manufacturing education. *Manufacturing Letters*, 2025, 44, P. 1597-1608. DOI: 10.1016/j.mfglet.2025.06.179
10. Moore R. L., Blackmon S. J. From the learner's perspective: A systematic review of MOOC learner experiences (2008–2021). *Computers & Education*, 2022, 190, 104596. DOI: 10.1016/j.compedu.2022.104596

References

1. Kovtoniuk, M. M., Kosovets, O. P., Soia, O. M., & Tyutyun, L. L. (2022). Virtual learning environments: major trends in the use of modern digital technologies in higher education institutions. *Educational Technology Quarterly*, 2022(3), 183-202. <https://doi.org/10.55056/etq.35>
2. Alenezi, M. (2023). Digital Learning and Digital Institution in Higher Education. *Education Sciences*, 13(1), 88. <https://doi.org/10.3390/educsci13010088>
3. Littlejohn, A., Kennedy, E., & Laurillard, D. (2022). Professional learning analytics: Understanding complex learning processes through measurement, collection, analysis, and reporting of MOOC data. In *Methods for Researching Professional Learning and Development: Challenges, Applications and Empirical Illustrations* (pp. 557-578). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-08518-5_25
4. Mudawi, N. A., Pervaiz, M., Alabduallah, B. I., Alazeb, A., Alshahrani, A., Alotaibi, S. S., & Jalal, A. (2023). Predictive Analytics for Sustainable E-Learning: Tracking Student Behaviors. *Sustainability* (2071-1050), 15(20). <https://doi.org/10.3390/su152014780>

5. Ouyang, F., & Zhang, L. (2024). AI-driven learning analytics applications and tools in computer-supported collaborative learning: A systematic review. *Educational Research Review*, 44, 100616. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2024.100616>
6. Alalawi, K., Athauda, R., & Chiong, R. (2023). Contextualizing the current state of research on the use of machine learning for student performance prediction: A systematic literature review. *Engineering Reports*, 5(12), e12699. <https://doi.org/10.1002/eng2.12699>
7. Kem, D. (2022). Personalised and adaptive learning: Emerging learning platforms in the era of digital and smart learning. *International Journal of Social Science and Human Research*, 5(2), 385-391. <https://doi.org/10.47191/ijsshr/v5-i2-02>
8. Alotaibi, N. S. (2024). The impact of AI and LMS integration on the future of higher education: Opportunities, challenges, and strategies for transformation. *Sustainability*, 16(23), 10357. <https://doi.org/10.3390/su162310357>
9. Karanam, S. A. K., & Hartman, N. W. (2025). A systematic review of digital twin (DT) and virtual learning environments (VLE) for smart manufacturing education. *Manufacturing letters*, 44, 1597-1608. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2025.06.179>
10. Moore, R. L., & Blackmon, S. J. (2022). From the learner's perspective: A systematic review of MOOC learner experiences (2008–2021). *Computers & Education*, 190, 104596. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104596>

DOI 10.32403/2411-9210-2026-1-55-66-77

TRENDS AND CHALLENGES IN THE IMPLEMENTATION OF VIRTUAL LEARNING ENVIRONMENTS IN MODERN EDUCATION

I. M. Liakh, T. V. Dytko
*Uzhhorod National University,
3, Narodna, Sq., Uzhhorod, 88000, Ukraine
igor.lyah@uzhnu.edu.ua*

In modern higher education institutions, digital educational platforms, including LMS, VLE, and MOOC, generate large amounts of educational data reflecting student activity, assessment results, and behavioural characteristics. Despite the significant amount of information, the potential of this data is used fragmentarily: existing approaches do not provide comprehensive analysis, integration of results into the learning management process, and the formation of personalised educational trajectories. This creates a need to develop integrated intelligent models capable of combining data from different digital platforms, analysing it using artificial intelligence and neural network analytics, and transforming the results into adaptive management and pedagogical decisions.

The proposed intelligent learning management model has a multi-level structure that includes the definition of educational goals and competencies, the integration of LMS, VLE and MOOC into a single information environment, and the collection of data on student learning activity, including content work, communication and completion of control measures. The central element of the intellectual model is an analytical layer based on artificial intelligence, which provides forecasting of learning outcomes, assessment of activity dynamics, and identification of students at increased risk of academic failure. The analytical data obtained is directed to subsystems that support participants in the educational process and adaptive course management, which allows for the formation of individual educational trajectories, optimisation of educational content and course structure, and provides feedback for the correction of educational strategies.

The implementation of an integrated intellectual model increases the effectiveness of the learning process, reduces the risks of academic failure, and creates a basis for adaptive learning management in digital educational platforms. The combination of learning analytics and artificial intelligence methods opens up opportunities for dynamic personalisation of educational trajectories and comprehensive management of the learning process in modern higher education institutions.

Keywords: *LMS, VLE, MOOC, artificial intelligence, neural network algorithms, digital educational platforms.*

Стаття надійшла до редакції 21.01.2026.

Received 21.01.2026.