

УДК 512.44

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.48\(1\).113-126](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.48(1).113-126)**С. В. Вронський¹, Ю. В. Андрашко²**

¹ ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
аспірант кафедри системного аналізу та теорії оптимізації
s.vronsky@uzhnu.edu.ua
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9960-6437>

² ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
доцент кафедри комп'ютерних систем та технологій,
кандидат технічних наук, доцент
yurii.andrashko@uzhnu.edu.ua
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2306-8377>

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТЕСТОВОГО КОНТРОЛЮ ЗНАНЬ ЗДОБУВАЧІВ ВИЩОЇ ОСВІТИ: ВАРІАНТИ ЇХ МОДЕРНІЗАЦІЇ

У статті розглянуті різноманітні підходи до обробки та оцінювання результатів тестового контролю за допомогою інформаційних систем. Досліджено принципи побудови тестових завдань для перевірки рівня знань та технічна складова системи оцінювання, що дозволяють зрозуміти ефективність, переваги та недоліки тестового методу оцінювання рівня знань. Розглянуто використання штучних нейронних мереж в процесі створення тестових завдань та опрацювання результатів тестування на базі архітектури інформаційної системи Moodle. Досліджено ефективність належного оцінювання рівня знань та навичок здобувачів вищої освіти модифікованою системою академічного тестування на основі інтегрованого нейромережевого блоку.

Ключові слова: академічне тестування, рівень знань, інформаційні системи, нейронні мережі, Moodle.

1. Вступ. Оцінювання результатів академічного тестування є завданням, що підлягає детальному вивченню. Аналіз результатів, здійснюваний за допомогою інформаційних систем, надає емпіричні дані про те, як тестові завдання різних типів виконуються в реальних ситуаціях. Отримані дані підлягають обробці і аналізу стосовно таких комплексних характеристик тесту як складність, індекс дискримінації та аналіз відволікаючих факторів. Розраховані значення вказують на те, які тестові завдання потрібно змінити або видалити для покращення якості тесту.

Постановка проблеми дослідження. Розвиток інформаційних технологій спричинює глибокий вплив на всі сфери людського життя, включаючи освітній процес. Закладам вищої освіти та суміжним установам необхідно досліджувати нові можливості використання технологій для поліпшення навчального процесу та автоматизації процесу оцінювання результатів академічного тестування здобувачів вищої освіти.

Актуальність теми дослідження. Швидкі темпи розвитку інформаційних технологій, поява нових інформаційних програм, удосконалення існуючих застосунків, поступово змінюють способи взаємодії технологій між собою. За такого різноманіття технологій важливо виокремити ті їх різновиди, що мають найбільший потенціал застосування в сфері контролю знань при складанні тестів та перевірці отриманих результатів.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Дослідженню процесу автоматизації контролю знань, зокрема в тестовому його варіанті, та застосуванню інформаційних технологій в цьому аспекті присвячені роботи вітчизняних науковців Воротнікової З. Є. [1], Осмятченка В. О. та Грабарєва А. В. [2], Шубіна І. Ю. [3] та ряду інших. Серед досліджень іноземних вчених заслуговують на увагу результати, отримані Бейкером Р. С. [4], Корбеттом А. Т. та Андерсоном Дж. Р. [5], Фінчманом Е. та Вайтлок-Вейнрайтом А. [6].

Мета та завдання дослідження. Метою наукового дослідження є аналіз потенціалу інформаційних технологій, що можуть бути застосовані для оптимізації існуючих чи впровадження нових програмних рішень в процесі автоматизованого тестового контролю знань здобувачів вищої освіти на прикладі запровадження нейромережевого модуля в систему управління навчанням Moodle.

Досягненню даної мети наукової роботи сприятиме вирішення наступних завдань:

- визначення потенціалу використання інформаційних технологій для оптимізації існуючих чи впровадження нових програмних рішень оцінювання результатів академічного тестування здобувачів вищої освіти;
- дослідження потенційних суперечностей, що можуть виникнути при впровадженні нових інформаційних технологій в сфері академічного тестування, та намічання шляхів їх усунення;
- аналіз специфіки процесу впровадження інформаційних технологій в сфері академічного тестування.

Методи дослідження. Найважливішими з використаних в процесі дослідження застосування інформаційних технологій в тестовому контролі знань методів є аналіз даних, математичне моделювання, комп'ютерні експерименти, аналіз принципів функціонування програмного забезпечення.

2. Виклад основного матеріалу. Інформаційна технологія електронної системи Moodle (акронім від англ. Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment, модульне об'єктно-орієнтоване динамічне навчальне середовище) є навчальною платформою, призначеною для об'єднання педагогів, адміністраторів і учнів (студентів) в інтегровану систему для створення персоналізованого навчального середовища.

Адаптивна система навчання побудована на основі електронної платформи Moodle, що була обрана завдяки своїй модульній архітектурі, до складу якої входить інструментарій налаштування функціонування за допомогою використання плагінів та розширень. Moodle є основним середовищем для управління освітньою діяльністю в режимі реального часу [7].

Для поєднання функціональності Moodle з алгоритмами нейронних мереж необхідним є реалізувати програмний інтерфейс, що виступатиме посередником між Moodle та модулями штучного інтелекту, розміщеними на зовнішніх серверах. За допомогою алгоритмів, що функціонують на основі нейронних мереж, дані про виконання завдань обробляються в режимі реального часу, що дозволяє динамічно коригувати та персоналізувати освітні завдання [8].

До системи Moodle пропонується інтегрувати модуль адаптивного коригування активностей, що використовує оброблені дані для створення динамічної взаємодії з користувачем за допомогою існуючих шаблонів (наприклад, JavaScript),

налаштованих відповідно до рівня кваліфікації кожного учня. Модуль персоналізованого зворотного зв'язку використовує моделі обробки природної мови для створення детальних та персоналізованих пояснень, що надаються в текстовому або аудіоформаті за допомогою функції перетворення тексту в мовлення [9].

На рисунку 1 представлена діаграма, що ілюструє взаємодію між Moodle, інтерфейсом користувача та модулями штучного інтелекту. Діаграма показує потік даних, від їх збору в Moodle до обробки моделями штучного інтелекту та подальших коригувань і зворотного зв'язку, що надаються студентам.

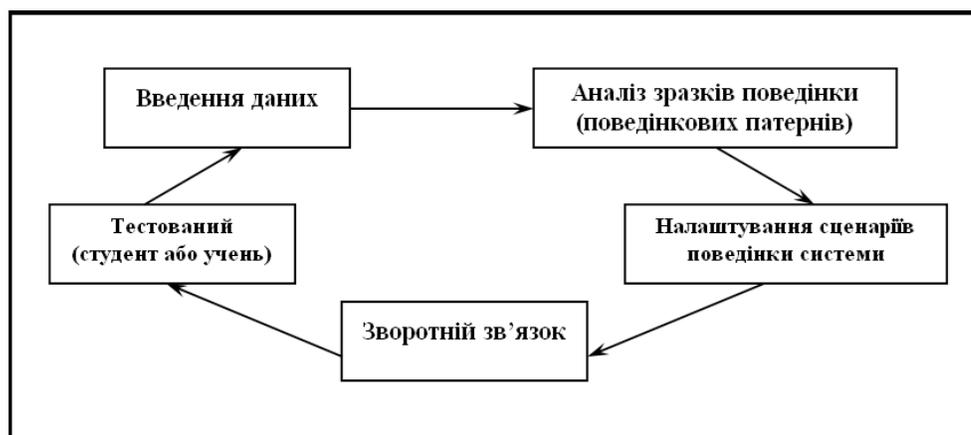


Рис. 1. Архітектура системи адаптивного навчання. Джерело: [10]

Система використовує алгоритми глибокого та машинного навчання з довгостроковою короткочасною пам'яттю (англ. Long Short-Term Memory, LSTM), що керують довгостроковими залежностями у відстеженні прогресу тестованих з часом. Вхідні функції включають журнали активності з мітками часу, коефіцієнти успіху та тривалість взаємодії з системою, нормалізовані для покращення конвергенції під час навчання.

Такі характеристики, як час, витрачений на виконання завдань, кількість спроб і коефіцієнти точності, масштабуються в діапазоні $[0; 1]$ за допомогою нормалізації від мінімуму до максимуму. Така попередня обробка гарантує стандартизацію всіх вхідних даних.

Адаптивна технологія навчання має модульну архітектуру, що об'єднує кілька взаємопов'язаних сегментів, кожен з яких має певну функцію в рамках навчального процесу. На етапі введення даних інформація в режимі реального часу збирається з платформи Moodle. Інформація включає такі параметри, як: реакція студентів на завдання; час, витрачений на вирішення завдання; кількість спроб вирішення; загальна взаємодія в межах електронної платформи.

Після збору дані обробляються в модулі аналізу закономірностей, що використовує алгоритми машинного навчання для виявлення відповідних тенденцій та закономірностей в рівні успішності студентів, що дозволяє детально оцінити індивідуальні сильні сторони та області для покращення.

Результати на цьому етапі надходять до модуля генерації користувацьких завдань, де створюються завдання, які динамічно коригуються відповідно до рівня кваліфікації кожного студента (див. рис. 2).

На даній схемі: Q_{avg} — середній рівень складності завдань; Q_{last} — рівень

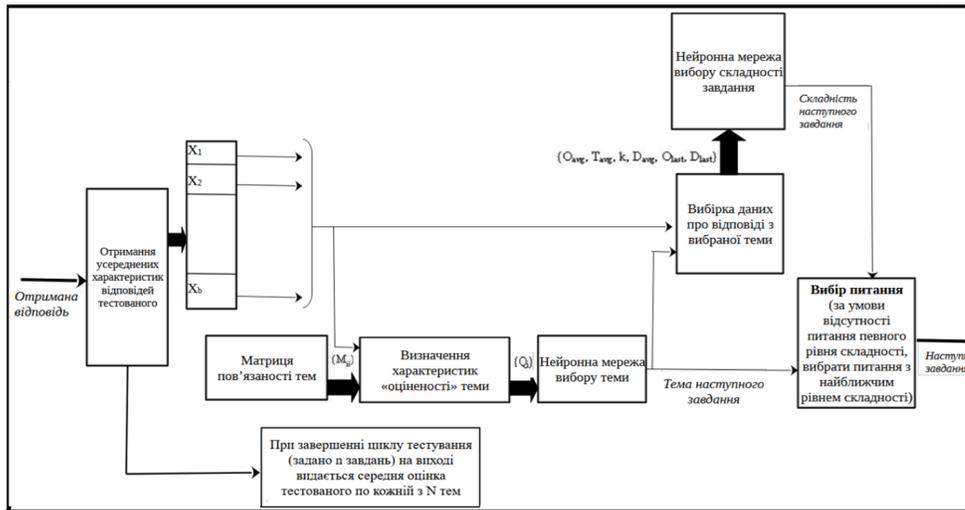


Рис. 2. Модуль генерації завдань за допомогою використання штучних нейронних мереж. Джерело [11]

складності останнього завдання; D_{avg} — середня тривалість «обдумування» відповіді на питання; D_{last} — тривалість «обдумування» відповіді на останнє питання; T_{avg} — поточна тема завдання; k — порядковий номер чергового для вирішення завдання.

У разі використання штучних нейронних мереж прямого поширення враховувати відповіді на всі питання пропонується подачею на вхід мереж усереднених параметрів відповідей по кожній темі $\{x_i\}$, для чого до складу системи вводиться відповідний розрахунковий модуль.

При виборі теми в процесі побудови індивідуальної траєкторії тестування необхідно враховувати як відповіді тестованого, так і пов'язаність тем між собою. Така послідовність дій реалізується задля вирішення таких завдань щоб оцінити володіння матеріалом при переході між темами та їх підрозділами та оптимізувати загальну кількість запитань, що ставляться по кожній з тем [12].

На вхід нейронної мережі (далі — НМ) пропонується подавати вектор коефіцієнтів «ступеня складності» тем $\{Q_i\}$, що отримується підсумовуванням частки правильних / неправильних відповідей з урахуванням складності та пов'язаності тем. Після того, як тема обрана, другий модуль НМ на основі усереднених даних з конкретної теми повинен визначати складність майбутнього питання. Логіка зниження чи підвищення складності питань визначається результатами, що демонструє тестований безпосередньо під час процесу автоматизованої перевірки знань.

На першому етапі розробки системи здійснюється проектування та навчання модуля НМ, що відповідає за вибір рівня складності. У ході дослідження було проаналізовано доцільність використання різних моделей НМ з точки зору належності даного завдання до конкретного класу завдань, які вирішуються певним типом НМ.

Завдання генеруються за допомогою адаптивних шаблонів, параметризованих відповідно до результатів аналізу. Зрештою, модуль зворотного зв'язку відповідає за надання студенту детальної інформації про його прогрес, виділення

областей успіху та пропонування конкретних рекомендацій щодо покращення його успішності в критичних областях.

Повний потік інформації між цими модулями представлено на рисунку 3:

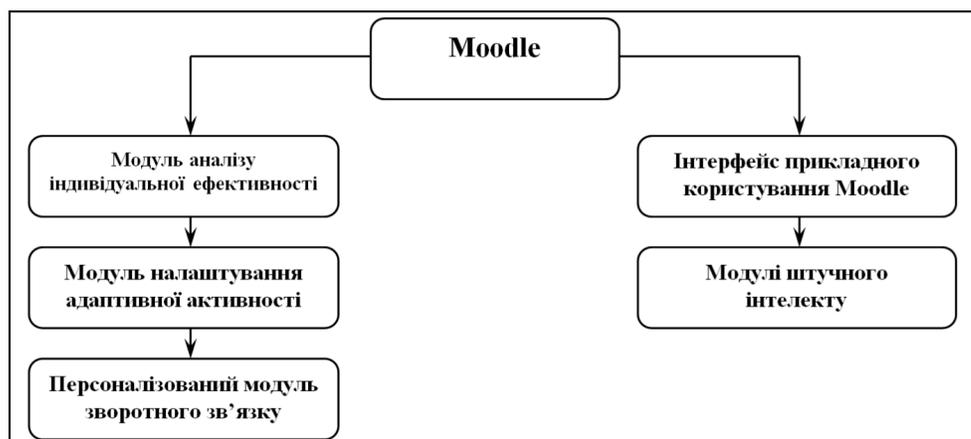


Рис. 3. Схема поєднання між собою функціональних блоків Moodle та модулів, що функціонують на основі штучних нейронних мереж. Джерело: [7]

Система динамічно коригує складність завдань на основі скоригованого індексу складності (англ., Adjusted Difficulty Index, ADI), що слугує основним показником для адаптації освітнього досвіду [13]. Цей індекс оцінює параметри успішності учнів, включаючи відсоток нещодавніх правильних відповідей (E); середній час, витрачений на вирішення завдань (T); кількість спроб, необхідних для виконання завдання (I). Ці змінні об'єднані в рівнянні (1):

$$ADI = \alpha \cdot E + \beta \cdot \left(\frac{1}{T}\right) + \gamma \cdot \left(\frac{1}{I}\right). \quad (1)$$

В наведеній рівності α ; β ; γ — вагові коефіцієнти, призначені кожній змінній, що калібруються під час фази розробки системи та визначаються за допомогою алгоритмів оптимізації протягом періоду тестування.

Для визначення сильних сторін та областей знань тестованого проводиться аналіз результатів, заснований на рівні кореляції між змінними успішності студентів. Система розраховує матрицю коефіцієнтів кореляції, кожен з елементів якої визначається наступним чином (див. рівняння (2)):

$$R_{ij} = \frac{\text{cov}(X_i, X_j)}{\sigma x_i \cdot \sigma x_j}. \quad (2)$$

В рівнянні (2) X_i ; X_j — окремі змінні продуктивності у виконанні завдань, такі як точність у певних видах діяльності або час, витрачений на їх вирішення; $\text{cov}(X_i, X_j)$ — значення коефіцієнту коваріації між цими змінними; σx_i і σx_j — стандартні відхилення відповідних змінних.

Значення в матриці кореляції інтерпретуються для виявлення областей, де студенти постійно показують низькі результати, що вказує на потенційно слабкі місця в системі навчання. В аналізі також використовується лінійна регресія

для прогнозування впливу конкретних втручань на успішність студентів. Рівняння регресії визначається як (див. рівняння (3)):

$$Y = \beta_0 + \sum_{k=1}^n \beta_k \cdot X_k. \quad (3)$$

В рівнянні (3) Y — цільова змінна, (наприклад, загальна продуктивність виконання завдань);

X_k — предикторна змінна, пов'язана з виконаними діями;

β_k — коефіцієнти, що вказують відносний внесок кожного предиктора в значення цільової змінної.

Під час перевірки рівня знань за допомогою використання “класичного” методу тестування, основним показником, що характеризує рівень знань тестованого, є загальний рівень правильності виконання всіх завдань тесту, що пропонуються для розв'язання. Бали, отримані в підсумку, “знеособлюються”, тобто в кінцевому рахунку невідомою є точна кількість балів, що була набрана при виконанні завдань різних рівнів складності – усі бали стають рівнозначними при підрахунку результатів.

При використанні нейромережевого блоку, що “підбирає” чергове завдання на основі результатів правильності / неправильності виконання попередніх тестових завдань, можливим є відстежити, скільки саме завдань, і якого рівня складності було обрано НМ в процесі виконання завдань всього тесту. Такий алгоритм, поряд з визначенням загального рівня правильності виконання завдань тесту ($W_{\text{заг}}$), дозволить визначати відсотковий показник правильності виконання завдань кожного з рівнів складності, сформувавши три додаткові числові характеристики виконання завдань тестованим: $W_{\text{лег}}$; $W_{\text{сер}}$; $W_{\text{важ}}$ (див. табл. 1).

Таблиця 1.

Відносні показники правильності / неправильності виконання завдань тесту

Показник правильності виконання завдань певного рівня складності	Умовне позначення	Розрахунок показника
Загальний рівень правильності виконання всіх завдань тесту	$w_{\text{заг}}$	$w_{\text{заг}} = \frac{m_{\text{заг}}}{n_{\text{заг}}} \times 100\%$
Рівень правильності виконання завдань першого (легкого) рівня складності	$w_{\text{лег}}$	$w_{\text{лег}} = \frac{m_{\text{лег}}}{n_{\text{лег}}} \times 100\%$
Рівень правильності виконання завдань другого (середнього) рівня складності	$w_{\text{сер}}$	$w_{\text{сер}} = \frac{m_{\text{сер}}}{n_{\text{сер}}} \times 100\%$
Рівень правильності виконання завдань третього (важкого) рівня складності	$w_{\text{важ}}$	$w_{\text{важ}} = \frac{m_{\text{важ}}}{n_{\text{важ}}} \times 100\%$

Особливістю такого методу сортування результатів виконання тестових завдань, є поділ тестованих на кілька навчальних груп у майбутньому:

- “звичайні” тестовані, результати яких в більшій чи меншій мірі демонструють менший показник правильності виконання завдань при підвищенні рівня складності;

- “відмінники”, що мають однаково високі показники правильності виконання на завданнях усіх рівнів складності;
- “двієчники”, що мають однаково низькі показники правильності виконання на завданнях усіх рівнів складності;
- “унікуми”, що демонструють низькі показники правильності виконання завдань легкого рівня складності, проте високі показники правильності виконання важких завдань.

У графічному вигляді такий алгоритм підбору завдань з відповідним рівнем складності виглядає наступним чином (див. рис. 4).

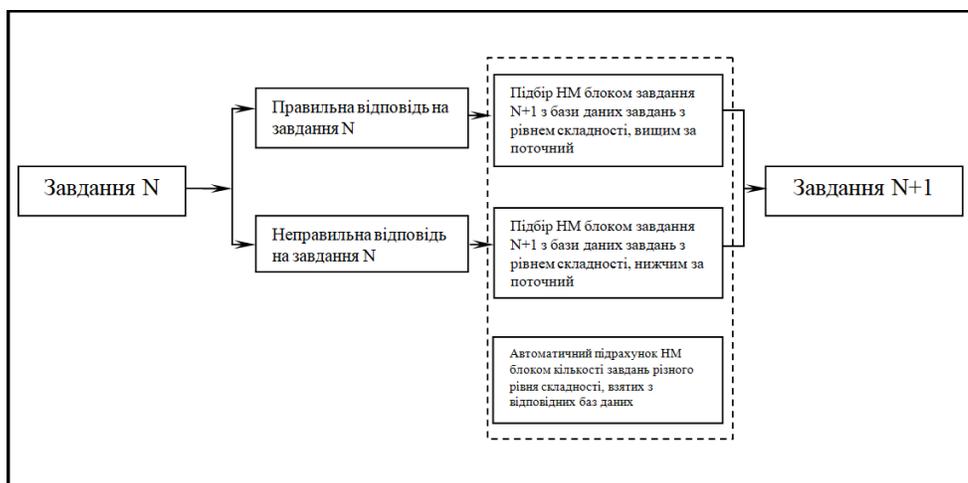


Рис. 4. Схема поєднання між собою функціональних блоків Moodle та модулів, що функціонують на основі штучних нейронних мереж. Джерело: [7]

Для перевірки робочої гіпотези дослідження, що полягає в оцінюванні ефективності використання нейромережевого модуля під час тестового контролю рівня знань здобувачів вищої освіти, було організовано та проведено педагогічний експеримент із використанням реальних і модельних даних. Необхідність такого експерименту зумовлена потребою емпірично відокремити ефект застосування адаптивного алгоритму підбору завдань від впливу випадкового вгадування та індивідуальної варіативності підготовки здобувачів.

Експериментальна частина дослідження була спроектована таким чином, щоб забезпечити порівнянність результатів у різних умовах тестування та водночас зберегти зв'язок із реальними процедурами зовнішнього оцінювання. З цією метою як вихідну емпіричну базу використано результати національного мультипредметного тесту з математики, продемонстровані здобувачами під час вступу до закладів вищої освіти. Подальший дизайн дослідження передбачав порівняння цих результатів із даними адаптивного тестування та з результатами імітаційного моделювання, що дозволило реалізувати трикомпонентну схему аналізу.

Такий підхід дав змогу розглядати ефективність нейромережевого модуля не лише з позицій зміни підсумкових балів, але й з точки зору трансформації структури розподілу результатів і діагностичної чутливості тесту до реального рівня предметних компетентностей здобувачів.

Для формування базової групи учасників (G_1) як вихідну емпіричну основу було використано результати складання національного мультипредметного тесту (НМТ) з математики під час вступної кампанії 2025 року. Вибір саме НМТ з математики зумовлено тим, що цей субтест має стандартизовану структуру, є обов'язковим для значної частини вступників і забезпечує достатню варіативність рівнів складності завдань для подальшого порівняльного аналізу.

У дослідженні як емпіричну базу було використано відкритий набір даних, зібраний та опублікований авторами в статті [14]. Цей датасет містить детальні результати проходження стандартизованого тестування з математики для великої когорти випускників середніх шкіл України, зокрема дані щодо правильних відповідей, балів за шкалою оцінювання та демографічної інформації. До вибірки включено 1000 вступників, які виконували математичний субтест у штатному режимі НМТ, тобто в умовах зовнішнього стандартизованого оцінювання, без будь-яких процедур адаптивного добору завдань. У контексті даного дослідження результати цієї групи інтерпретуються як «неадаптивний еталон», оскільки учасники виконували фіксований за структурою тест, а складність набору завдань для кожного учасника не коригувалася в процесі виконання тесту. Такий підхід дозволяє використовувати G_1 як базу для подальшого зіставлення з результатами адаптивного тестування (контрольна група) та з результатами імітаційного моделювання.

Структура експериментального тесту була побудована за аналогією до структури загальнонаціональних тестів з математики, що проводилися Українським центром оцінювання якості освіти у 2025 році, що забезпечувало змістову та форматну порівняльність результатів. В основу було покладено типовий формат НМТ з математики, який включає завдання різних типів і рівнів складності, спрямовані на перевірку як базових обчислювальних умінь, так і сформованості аналітичного мислення та навичок розв'язування нестандартних задач. Національний тест з математики у 2025 році містив 22 завдання, які поєднували завдання з вибором однієї правильної відповіді, завдання на встановлення відповідностей та завдання відкритої форми з короткою числовою відповіддю. Така структура дозволяє забезпечити багатовимірну перевірку математичних компетентностей, оскільки різні формати завдань залучають відмінні когнітивні стратегії та рівні опрацювання інформації.

Система оцінювання у межах НМТ передбачала максимальний результат 32 бали. Завдання з вибором однієї правильної відповіді оцінювалися дихотомічно (0 або 1 бал), що відповідає класичній моделі тестів із закритими питаннями. Завдання на встановлення відповідностей передбачали оцінювання кожної правильно встановленої пари, що забезпечувало часткову градацію результату в межах одного завдання. Завдання відкритої форми з короткою відповіддю оцінювалися за принципом повної правильності відповіді, із нарахуванням двох балів у разі коректного результату. В експериментальному варіанті тесту збережено загальну логіку структури та змістове наповнення, також систему нарахування балів за правильність виконання завдань.

Максимальна кількість балів, що можна було набрати за виконання експериментального тесту, становила 32 бали.

Отже, $G - 1$ репрезентує реальний «вхідний рівень» математичної підготовки вступників 2025 року та слугує статистичною базою для (а) порівняння з

повторним тестуванням тих самих осіб у форматі адаптивного нейромережевого підбору завдань, а також (б) параметризації індивідуальних імовірнісних моделей здобувачів у контурі імітаційного моделювання.

Друга група дослідження (G_2) формувалася зі здобувачів першого року навчання ДВНЗ «Ужгородський національний університет» з факультету математики та цифрових технологій та факультету інформаційних технологій, які добровільно проходили діагностичне тестування з математики в електронному освітньому середовищі. Обсяг цієї вибірки становив 200 студентів, що відповідає формату пілотного впровадження адаптивного тестування в університетській практиці. Контроль знань здійснювався на платформі Moodle, яка забезпечувала уніфіковану процедуру проведення тесту, автоматизований облік відповідей та стандартизоване нарахування балів.

До системи тестування було інтегровано нейромережевий модуль адаптивного підбору завдань, який у процесі виконання тесту коригував складність наступних елементів відповідно до поточної успішності здобувача. У результаті кожен учасник проходив індивідуалізовану траєкторію тестування, у межах якої послідовність і складність завдань визначалися алгоритмічно. Такий підхід дозволяв підтримувати належний рівень діагностичної чутливості тесту для студентів із різним рівнем підготовки.

Оскільки персональне зіставлення результатів НМТ і результатів університетського тестування не здійснювалося, друга група не розглядалася як продовження базової вибірки на індивідуальному рівні. Натомість її результати використовувалися для агрегованого порівняння групових розподілів балів із даними НМТ, що дало змогу оцінити зміну структури результатів при переході від фіксованого формату тестування до адаптивного. У цьому контексті G_2 виконує роль контрольної вибірки, яка відображає результати застосування нейромережевого модуля в реальному освітньому середовищі закладу вищої освіти та створює підґрунтя для зіставлення з базовими даними та результатами імітаційного моделювання.

У межах третьої групи дослідження (G_3) було реалізовано імітаційне моделювання, спрямоване на відтворення очікуваної поведінки здобувачів у середовищі адаптивного тестування за умови незмінного рівня їхніх знань. На відміну від першої та другої груп, де використовувалися реальні результати тестування, у G_3 застосовувалися індивідуальні стохастичні моделі студентів, параметризовані на основі фактичних результатів НМТ з математики. Такий підхід дозволив сформулювати контрфактичний сценарій, у якому зберігається індивідуальний профіль знань здобувача, але усувається вплив подальшого навчання, мотиваційних змін чи ситуативних факторів повторного тестування.

Для кожного учасника базової групи було побудовано індивідуальну модель, що відображала структуру його предметної підготовки за тематичними розділами математичного блоку НМТ 2025 року. Параметризація здійснювалася на основі частки правильних відповідей у межах кожного змістового компонента. Відповідно до офіційної програми НМТ з математики, ці компоненти охоплюють числа і вирази, рівняння та нерівності із системами, функції, елементи комбінаторики і початки теорії ймовірностей, а також планіметрію та стереометрію [15]. Саме за цими змістовими лініями формувалася вектор індивідуальних ймовірностей правильної відповіді.

У межах моделі кожне завдання певного розділу розглядалося як випадкова подія з імовірністю успіху, що дорівнює емпірично спостереженій частці правильних відповідей студента у цьому розділі під час НМТ. Таким чином, модель не «навчалася» і не змінювала свої параметри, а відтворювала стабілізований профіль знань. Наприклад, якщо здобувач продемонстрував 0.7 правильних відповідей у блоці, пов'язаному з функціями, то під час імітації кожне завдання цього блоку виконувалося правильно з імовірністю 0.7. Така схема дозволяє трактувати модель як статистичний еквівалент студента з фіксованим рівнем компетентності.

Імітаційне тестування в G_3 здійснювалося з використанням того самого нейромережевого адаптивного алгоритму підбору завдань, що й у контрольній групі. Для кожної індивідуальної моделі проводилося десять повних прогонів тесту, після чого результати агрегувалися шляхом усереднення підсумкових балів. Багаторазове повторення симуляції дало змогу зменшити вплив випадкових коливань і отримати стабільну оцінку очікуваного результату в адаптивному середовищі.

Таким чином, група G_3 виконувала функцію аналітичного еталона, який дозволяв відокремити ефект адаптивного алгоритму від реального когнітивного прогресу здобувачів. Якщо результати контрольної групи (G_2) відхиляються від G_3 , це може свідчити про навчальний ефект або зміну рівня підготовки. Якщо ж G_2 і G_3 демонструють подібні розподіли, то спостережувані зміни зумовлені переважно властивостями адаптивного добору завдань. У цьому сенсі імітаційна складова підвищує внутрішню валідність експерименту та дозволяє коректніше інтерпретувати отримані результати.

Для кількісної перевірки відмінностей між результатами фіксованого неадаптивного тестування та результатами, очікуваними в адаптивному середовищі за збереженого індивідуального профілю знань, було здійснено порівняння базової групи (G_1) та групи імітаційного моделювання (G_3). В якості емпіричної основи використано агреговані розподіли балів, отримані в ході експерименту, описаного раніше. Розподіли згруповано за трьома інтервалами підсумкових балів, що відповідають низькому, середньому та високому рівням результатів.

Таблиця 2.

Порівняння результатів базової групи (G_1) та групи імітаційного моделювання (G_3)

Діапазон балів	G_1 : НМТ без адаптивного модуля (осіб)	G_3 : імітаційне моделювання (осіб)	Абсолютна зміна	Відносна зміна, %
0–15	122	275	+153	+125.4
16–21	690	549	-141	-20.4
22–32	188	176	-12	-6.4

Наведені дані свідчать про суттєвий перерозподіл результатів між діапазонами. Найбільш виражена зміна спостерігається у нижньому інтервалі балів, де кількість результатів у G_3 зросла на 125.4% порівняно з базовою групою. Водночас у середньому діапазоні зафіксовано зменшення на 20.4%, що вказує на скорочення частки результатів, які раніше концентрувалися в цій зоні. У

верхньому діапазоні зміни є мінімальними – зменшення становить лише 6.4%, що в межах досліджуваної вибірки не можна вважати статистично вагомим відхиленням. Такий характер змін узгоджується з інтерпретацією, наведеною у вихідному описі експерименту: значна частина учасників, які під час вступного тестування демонстрували середній рівень, у середовищі адаптивного (у даному випадку модельованого) тестування переходять до нижчого діапазону результатів. Фактично це означає, що частина здобувачів, які у фіксованому тесті могли потрапити до категорії «середніх» за рахунок випадкового вгадування, в адаптивному форматі демонструють результати, ближчі до їх реального рівня підготовки.

Імітаційна модель, у якій відповіді генеруються відповідно до індивідуальних імовірностей правильних відповідей за змістовими розділами, зменшує вплив ситуативних факторів і випадкових успіхів. Саме тому спостерігається перетікання частини результатів із середнього інтервалу до нижнього, тоді як група високих результатів залишається відносно стабільною. Отже, зіставлення G_1 та G_3 демонструє, що адаптивна логіка підбору завдань (навіть у модельному відтворенні) підвищує діагностичну роздільну здатність тесту і зменшує ефект випадкового завищення балів. Це опосередковано підтверджує гіпотезу про доцільність використання нейромережевого адаптивного підбору завдань для більш валідного вимірювання рівня навчальних досягнень.

Для оцінювання відмінностей між результатами стандартизованого тестування під час вступу та результатами діагностичного тестування на першому курсі було здійснено порівняння показників другої групи (G_2). Аналіз проводився на рівні агрегованих розподілів балів за трьома інтервалами, що відповідають низькому, середньому та високому рівням результатів. Оскільки на етапі підготовки рукопису повні емпіричні дані ще узагальнюються, нижче наведено ілюстративний приклад розподілу, змодельований за аналогією до тенденцій, виявлених у базовій вибірці. Ці дані мають демонстраційний характер і використовуються для представлення підходу до аналізу.

Таблиця 3.

Приклад порівняння результатів НМТ та тестування на 1 курсі (G_2 , $n = 200$, модельні дані)

Діапазон балів	НМТ (осіб)	Тест на 1 курсі (осіб)	Абсолютна зміна	Відносна зміна, %
0–15	25	55	+30	+120.0
16–21	130	110	-20	-15.4
22–32	45	35	-10	-22.2

Наведений розподіл демонструє тенденцію до зростання частки низьких результатів та відповідного скорочення середнього діапазону, тоді як сегмент високих балів змінюється помірно. Подібна конфігурація узгоджується з логікою адаптивного тестування, за якої зменшується вплив випадкового вгадування і підвищується вимогливість до стабільності знань. Частина здобувачів, які у фіксованому форматі могли демонструвати «середні» результати, в адаптивному середовищі переходять до нижчого інтервалу, що свідчить про більш консервативне й водночас точніше вимірювання рівня підготовки.

Водночас інтерпретація таких змін у межах G_2 потребує обережності, оскільки тут потенційно поєднуються кілька чинників: ефект адаптивного алгоритму, навчальна динаміка першого курсу, а також природна варіативність повторного тестування. Саме тому результати G_2 у подальшому доцільно розглядати у поєднанні з аналізом G_1 та G_3 , де вплив окремих факторів розмежується більш чітко.

Узагальнюючи результати педагогічного експерименту, представлені в табл. 2 і табл. 3, можна відзначити узгоджену тенденцію до перерозподілу результатів у бік нижчих діапазонів балів за умов адаптивного підбору завдань. Як у моделюванні (G_3), так і в реальному університетському тестуванні (G_2) спостерігається скорочення частки «середніх» результатів і відносна стабільність групи високих досягнень, що свідчить про зменшення впливу випадкового вгадування та підвищення діагностичної чутливості тесту. У сукупності ці результати підтверджують, що нейромережевий адаптивний підбір завдань сприяє більш чіткій стратифікації здобувачів за рівнем підготовки та створює передумови для більш валідного і педагогічно інформативного оцінювання навчальних досягнень.

3. Висновки. Одним із дієвих інструментів, що може бути використаний в процесі розробки завдань та перевірки результатів академічного тестування, є штучні нейронні мережі як складова інформаційних технологій. Їх застосування допомагає спростити роботу розробників тестових завдань та більш ефективно створювати профілі знань тестованих.

Проведений експеримент з оцінювання рівня знань тестованих з математики підтвердив припущення про ефективність використання нейромережевого блоку, що був інтегрований до електронної системи навчальної платформи Moodle.

Майбутні дослідження можуть бути зосереджені на оптимізації алгоритмів глибокого навчання та зменшенні їхньої обчислювальної складності для полегшення їх впровадження в освітніх закладах з обмеженими ресурсами. Також було б цінним дослідити інтеграцію нових технологій, таких як віртуальна реальність або аналітика навчання, в освітній процес.

Конфлікт інтересів

Андрашко Юрій Васильович, член редакційної колегії, є автором цієї статті та не брав участі в редакційному розгляді й ухваленні рішення щодо рукопису. Опрацювання рукопису здійснювалося незалежним редактором. Інші редактори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Фінансування

Дослідження здійснено в рамках кафедральної науково-дослідної роботи «Моделі і методи системного аналізу в міждисциплінарних дослідженнях» (державний обліковий номер 0125U003246).

Доступність даних

Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису.

Використання штучного інтелекту

Автори підтверджують, що при створенні даної роботи вони не використовували технології штучного інтелекту.

Внесок авторів

С. В. Вронський: концептуалізація, курація даних, формальний аналіз, методологія, написання — оригінальний проект. Ю. В. Андрашко: написання — рецензування та редагування.

Авторські права ©



(2026). Вронський С. В., Андрашко Ю. В. Ця робота ліцензується відповідно до Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Список використаної літератури

1. Vorotnikova, Z. Ye. (2019). Modern Informational Technologies Application in Educational Process. *European Humanitarian Studies: State and Society*, 3(I), 43–51. <https://doi.org/10.38014/ehs-ss.2019.3-i.04> [In Ukrainian].
2. Osmiatchenko, V. O., Hrabariev, A. V., & at al. (2023). Peculiarities of Informational Technologies Implementation into Educational Process. *Actual Issues of Modern Science*, 7(13), 60–74. [https://doi.org/10.52058/2786-6300-2023-7\(13\)-60-74](https://doi.org/10.52058/2786-6300-2023-7(13)-60-74) [In Ukrainian].
3. Shubin, I. Yu. (2019). Logical Networks and Its Usage for Morfological Tasks Solution. In *III International Conference «Innovational Technologies in Science and Education»*. Amsterdam: Netherlands, 402–405. <https://ceur-ws.org/Vol-2604/paper75.pdf> [In Ukrainian].
4. Baker, R. (2019). Educational data mining and learning analytics. *The Cambridge handbook of the learning sciences*. <https://doi.org/10.1201/b10274-15>
5. Corbett, A. T., & Anderson, J. R. (1995). Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 4, 253–278. <https://doi.org/10.1007/bf01099821>
6. Fincham, E., Whitelock-Wainwright, A., Kovanović, V., Joksimović, S., van Staalduinen, J. P., & Gašević, D. (2019). Counting clicks is not enough: Validating a theorized model of engagement in learning analytics. In *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, 501–510. <https://doi.org/10.1145/3303772.3303775>
7. Bigler, D., & Hagel, G. (June, 2023). Technical report: Define a customized course and import it into moodle without changes to the configuration of the moodle system. In *Proc. 5th Eur. Conf. Softw. Eng. Educ.*, 180–183. <https://doi.org/10.1145/3593663.3593668>
8. Shilowaras, M., & Jusoh, N. A. (2022). Implementing artificial intelligence chatbot in moodle learning management system. *Eng., Agricult., Sci. Technol. J. (EAST-J)*, 1(1), 70–75. <https://doi.org/10.37698/eastj.v1i1.122>
9. Lohmann, M. J., Riggleman, S., & Higgins J. P. (Feb., 2024). Using a mobile device for early childhood classroom behavior data collection. *Early Childhood Educ. J.*, 52(2), 427–434. <https://doi.org/10.1007/s10643-023-01443-5>
10. Wang, X., Maeda, Y., & Chang, H.-H. (2025). Development and techniques in learner

- model in adaptive e-learning system: A systematic review. *Comput. Educ.*, 225, 105184. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105184>
11. Pikuliak, M. V., Savka, I. Ya., & Dutchak, M. S. (2022). Neural Networks Apparatus Usage for Adaptive Study Trajectory Research. *Komp'uterno-intehrovani tekhnolohii: osvita, nauka, vyrobnytstvo*, 47, 91–97. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2022-47-14>
 12. Otto, P., Bodyanskiy, Y., & Kolodyazhniy, V. (2003). A new learning algorithm for a forecasting neuro-fuzzy network. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 10, 399–409. <https://doi.org/10.3233/ica-2003-10409>
 13. Piech, C., Bassen, J., Huang, J., Ganguli, S., Sahami, M., Guibas, L. J., & Sohl-Dickstein, J. (2015). Deep knowledge tracing. In *Advances in neural information processing systems*, 505–513. <https://doi.org/10.1145/2724660.2724668>
 14. Zakharchenko, T., Bell, A., Drushchak, N., Konopatska, O., Khan, F. A., & Stoyanovich, J. (2025). Estimating the impact of the Russian invasion on the displacement of graduating high school students in Ukraine. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12, Article 836. <https://doi.org/10.1057/s41599-025-04675-5>
 15. Ukrainian Center for Educational Quality Assessment. (2025). National multidisciplinary test: Mathematics program content. Retrieved from <https://testportal.gov.ua/matematyka-2025>

Vronskiy S. V., Andrashko Yu. V. Information technologies for testing knowledge control of higher education students: options for their modernization.

The article discusses various approaches to processing and evaluating test control results using an informational assessment system. The possibilities of neural networks usage in academic testing have been studied within Moodle informational basis. This will significantly improve the quality of knowledge level control, which can be carried out using automated educational testing systems. The effectiveness of properly assessing knowledge and skills level of higher education applicants using a modified academic testing system based on an integrated neural network block was investigated.

Keywords: academic testing, level of knowledge, information systems, neural networks, Moodle.

Отримано: 30.10.2025

Прийнято: 20.11.2025

Опубліковано: 29.01.2026