

Скочинський Богдан Дмитрович

Аспірант кафедри інформаційних систем та технологій КНУ ім. Тараса Шевченка
Київський національний університет імені Тараса Шевченка, м. Київ, Україна
ORCID: 0009-0004-0603-8883
bogdanskochynskiy@gmail.com

Трембовецький Максим Петрович

доктор технічних наук, професор
професор кафедри інформаційних систем та технологій КНУ ім. Тараса Шевченка
Київський національний університет імені Тараса Шевченка, м. Київ, Україна
ORCID: 0000-0002-5240-7131
maksym.trembovetskiy@knu.ua

**ПРИНЦИПИ ТА АРХІТЕКТУРНІ ПІДХОДИ ДО ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ
АДАПТИВНОЇ НАВЧАЛЬНОЇ ПЛАТФОРМИ З ПЕРСОНАЛІЗОВАНОЮ ВЗАЄМОДІЄЮ НА
ОСНОВІ ШІ**

Анотація: У статті досліджено принципи та архітектурні підходи до побудови інтелектуальних адаптивних навчальних платформ із персоналізованою взаємодією на основі технологій штучного інтелекту. Актуальність роботи зумовлена зростанням ролі цифрових освітніх середовищ, потребою в індивідуалізації навчання та обмеженістю традиційних підходів до управління освітнім контентом. Проаналізовано сучасні наукові праці у сфері адаптивного навчання, AI-driven освітніх систем, гейміфікації та аналітики навчальних даних, що дозволило виокремити ключові тенденції розвитку інтелектуальних платформ. Систематизовано базові принципи побудови таких систем: персоналізація, динамічна адаптація контенту, моделювання учня, безперервний аналіз поведінкових даних, оперативний зворотний зв'язок, пояснюваність рішень ШІ та гейміфікована мотивація. Розглянуто архітектурні підходи до реалізації адаптивних платформ, зокрема модульні, data-driven, AI-орієнтовані та гнучкі runtime-архітектури, що забезпечують масштабованість і перебудову системи під час експлуатації. Запропоновано узагальнену гібридну архітектуру інтелектуальної адаптивної навчальної платформи, яка поєднує модель учня, доменну модель знань, механізми адаптації, аналітичний контур та підсистему персоналізованої взаємодії. Практичне значення результатів полягає у можливості використання запропонованих підходів під час проектування сучасних освітніх платформ, систем дистанційного навчання та інтелектуальних тьюторських систем. Отримані узагальнення формують теоретичну основу для подальших досліджень у галузі інтелектуальних освітніх технологій.

Ключові слова: адаптивне навчання, інтелектуальні навчальні системи, персоналізація навчання, штучний інтелект, модель учня, гейміфікація, аналітика навчальних даних, адаптивні інтерфейси, освітні платформи.

Skochynskiy Bogdan Dmytrovych

PhD Student of the Department of Information Systems and Technologies
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0009-0004-0603-8883
bogdanskochynskiy@gmail.com

Trembovetskiy Maksym Petrovych

Doctor of Technical Sciences, Professor
Professor of the Department of Information Systems and Technologies
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0000-0002-5240-7131
maksym.trembovetskiy@knu.ua

**PRINCIPLES AND ARCHITECTURAL APPROACHES TO DESIGNING AN INTELLIGENT
ADAPTIVE LEARNING PLATFORM WITH AI-BASED PERSONALIZED INTERACTION**

© 2026 Скочинський Б.Д., Трембовецький М.П. Цей матеріал ліцензовано за умовами **CC BY 4.0**.

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Abstract: *This paper investigates the principles and architectural approaches to designing intelligent adaptive learning platforms with personalized interaction based on artificial intelligence technologies. The relevance of the study is driven by the growing role of digital learning environments, the need for individualized instruction, and the limitations of traditional approaches to educational content management. Recent scientific works in the fields of adaptive learning, AI-driven educational systems, gamification, and learning analytics are analyzed, which makes it possible to identify key trends in the development of intelligent platforms. The fundamental design principles of such systems are systematized, including personalization, dynamic content adaptation, learner modeling, continuous behavioral data analysis, timely feedback, explainability of AI decisions, and gamified motivation. Architectural approaches to implementing adaptive platforms are considered, in particular modular, data-driven, AI-oriented, and flexible runtime architectures that ensure scalability and system reconfiguration during operation. A generalized hybrid architecture of an intelligent adaptive learning platform is proposed, combining a learner model, a domain knowledge model, adaptation mechanisms, an analytics layer, and a personalized interaction subsystem. The practical significance of the results lies in the possibility of applying the proposed approaches in the design of modern educational platforms, distance learning systems, and intelligent tutoring systems. The obtained generalizations form a theoretical foundation for further research in the field of intelligent educational technologies.*

Keywords: *adaptive learning, intelligent tutoring systems, personalized learning, artificial intelligence, learner model, gamification, learning analytics, adaptive interfaces, educational platforms.*

1. Вступ

Цифрова трансформація освіти суттєво змінює підходи до організації навчального процесу, зміщуючи акцент від уніфікованих моделей викладання до індивідуалізованих освітніх траєкторій. Сучасні онлайніві освітні середовища мають враховувати відмінності у рівні підготовки, стилях навчання, темпі засвоєння матеріалу та мотиваційних характеристиках здобувачів освіти. У зв'язку з цим особливої актуальності набувають адаптивні навчальні системи, здатні динамічно змінювати контент і стратегії подання матеріалу відповідно до індивідуальних характеристик користувача [1].

Активний розвиток досліджень у сфері штучного інтелекту в освіті (Artificial Intelligence in Education, AIEd) демонструє значний потенціал технологій машинного навчання, аналізу даних та інтелектуальних моделей у підвищенні якості освітнього процесу. Зокрема, сучасні оглядові дослідження підкреслюють, що ШІ дозволяє реалізувати персоналізовані рекомендації, адаптивне формування навчального контенту та прогнозування навчальних результатів [1], [2], [3]. Водночас дослідники наголошують на наявності розриву між теоретичними розробками та їх системною практичною реалізацією в освітніх платформах [2].

Одним із перспективних напрямів підвищення залученості здобувачів освіти є гейміфікація навчання, яка передбачає використання ігрових механік у неігрових освітніх контекстах. Дослідження показують, що гейміфікація позитивно впливає на мотивацію, активність та користувацький досвід у цифрових навчальних середовищах [4], [5]. Окремі роботи також розглядають поєднання гейміфікації та машинного навчання як інструмент підвищення ефективності взаємодії з освітніми системами [6], [7].

Більшість досліджень зосереджується або на алгоритмах адаптації навчання, або на мотиваційних механізмах гейміфікації, тоді як питання системної побудови інтелектуальних адаптивних платформ з персоналізованою взаємодією розглядаються фрагментарно. Зокрема, окремі дослідження присвячені моделюванню студента [4], аналізу поведінкових даних користувачів [8], інтеграції машинного навчання в адаптивні системи [9], проте узагальнених підходів до архітектурної організації таких платформ недостатньо.

2. Аналіз літературних даних і постановка проблеми

Сучасні дослідження у сфері штучного інтелекту в освіті демонструють стійке зростання інтересу до адаптивних навчальних систем, здатних персоналізувати освітній процес. Оглядові роботи останніх років підкреслюють, що технології ШІ дозволяють реалізувати індивідуальні траєкторії навчання, автоматизоване оцінювання знань та адаптацію навчального контенту відповідно до характеристик користувача [1], [2], [3]. При цьому відзначається наявність розриву між теоретичними моделями та їх масштабованою реалізацією в освітніх платформах [2].

Важливим напрямом є моделювання здобувача освіти як ключового елемента адаптивних систем. Ранні підходи до побудови моделей студента на основі семантичних технологій заклали основу для подальшого розвитку інтелектуальних систем навчання [4]. Сучасні дослідження розширюють ці підходи за рахунок методів машинного навчання та прогнозовної аналітики [7].

Окрему групу становлять дослідження на перетині машинного навчання та гейміфікації. Систематичні огляди показують, що поєднання цих напрямів має значний потенціал, однак перебуває на стадії активного формування теоретичних і практичних підходів [5], [6].

Проблема початкової адаптації користувачів у системі (cold start) також залишається актуальною. Її частково вирішують шляхом інтеграції машинного навчання з психометричними моделями, зокрема теорією відповіді на завдання [9].

Разом із цим гейміфікація використовується не лише в освіті, але й у цифрових середовищах збору даних, що демонструє універсальність таких підходів [10].

Додаткові можливості відкриває використання оптимізаційних методів у проектуванні залучаючих сценаріїв. Застосування байєсівської оптимізації дозволяє адаптивно підбирати параметри взаємодії користувача з системою [11].

Суттєвий внесок у розвиток адаптивних систем роблять методи аналізу поведінкових даних. Використання рейтингових моделей взаємодії та динамічного формування контенту дозволяє реалізувати адаптацію навчального середовища у реальному часі [8]. При цьому підкреслюється, що гейміфікація може як підвищувати залученість, так і давати неоднозначні результати без належної персоналізації [12], [13].

Окремі і повністю не розв'язаний напрям досліджень пов'язаний з архітектурною організацією адаптивних систем. Сучасні цифрові платформи дедалі частіше використовують динамічні архітектури з runtime-конфігурацією компонентів і керуванням функціональністю [14].

У роботі [15] показано потенціал поєднання гейміфікації та технологій штучного інтелекту в навчанні, проте основна увага приділяється функціональним можливостям, тоді як архітектурні принципи побудови таких платформ потребують подальшого узагальнення.

Проблема дослідження полягає у відсутності узагальненої системи принципів і архітектурних підходів до побудови інтелектуальних адаптивних навчальних платформ, що інтегрують технології ШІ, аналіз поведінкових даних і персоналізовану взаємодію користувача.

3. Принципи побудови інтелектуальної адаптивної навчальної платформи

3.1 Принцип персоналізації

Персоналізація є одним із ключових концептуальних принципів побудови інтелектуальних адаптивних навчальних платформ. Вона полягає у цілеспрямованому налаштуванні змісту, структури та способу подання навчального матеріалу відповідно до індивідуальних характеристик здобувача освіти. На відміну від традиційних уніфікованих моделей навчання, персоналізований підхід орієнтується на варіативність освітніх потреб і передбачає адаптацію освітнього середовища до конкретного користувача.

Сучасні дослідження у сфері AI в освіті підкреслюють, що персоналізація є однією з головних переваг застосування штучного інтелекту в освіті [1], [3]. Використання алгоритмів машинного навчання дозволяє формувати індивідуальні навчальні траєкторії, прогнозувати навчальні результати та рекомендувати релевантний контент. При цьому персоналізація може реалізовуватися на різних рівнях – від підбору завдань до адаптації стилю пояснення матеріалу.

Персоналізація в адаптивних платформах ґрунтується на аналізі багатовимірних даних про користувача. До таких даних належать результати тестування, швидкість виконання завдань, характер помилок, частота взаємодії із системою та поведінкові патерни [8], [9]. Узагальнення цих даних дозволяє формувати індивідуальний профіль здобувача освіти, який використовується для прийняття адаптивних рішень.

Важливою особливістю персоналізації є її динамічний характер. Профіль користувача не є статичним і постійно уточнюється в процесі взаємодії із системою. Таким чином, персоналізація виступає не одноразовим налаштуванням, а безперервним процесом коригування навчальної стратегії. Подібний підхід дозволяє системі враховувати зміни у рівні знань, мотивації та поведінці здобувача освіти [2].

З педагогічної точки зору персоналізація сприяє підвищенню когнітивної ефективності навчання. Адаптація складності завдань до поточного рівня підготовки зменшує перевантаження або, навпаки, нудьгу, що позитивно впливає на залученість і навчальні результати. У цьому контексті персоналізація корелює з концепцією зони найближчого розвитку, коли навчальні завдання мають бути помірно складними для конкретного здобувача освіти.

Але надмірна індивідуалізація може призводити до звуження освітнього досвіду, коли користувач отримує лише той контент, який відповідає його поточним характеристикам. Крім того, персоналізація вимагає збору значних обсягів даних, що піднімає питання приватності та етичного використання інформації [2].

3.2 Принцип динамічної адаптації

Принцип динамічної адаптації передбачає здатність навчальної платформи змінювати параметри освітнього середовища в режимі реального часу відповідно до поточної діяльності користувача. Якщо персоналізація визначає що і для кого адаптується, то динамічна адаптація визначає коли і як саме відбувається ця зміна. У сучасних адаптивних системах навчання цей принцип розглядається як ключовий механізм реалізації індивідуальних освітніх траєкторій [1], [3].

Динамічна адаптація базується на безперервному моніторингу взаємодії користувача з платформою. До уваги беруться результати виконання завдань, час реакції, повторні спроби, характер помилок і навіть послідовність дій у навчальному середовищі. Аналіз таких даних дозволяє системі оперативно коригувати навчальний сценарій – змінювати складність завдань, пропонувати додаткові пояснення або, навпаки, прискорювати просування за програмою [8], [12].

Однією з форм динамічної адаптації є адаптація складності (difficulty adaptation). Вона полягає у підборі завдань, що відповідають поточному рівню підготовки користувача. Дослідження показують, що така адаптація підвищує ефективність навчання порівняно зі статичними навчальними сценаріями [9]. Іншою формою є адаптація послідовності навчального контенту, коли система змінює порядок подання тем залежно від успішності їх засвоєння.

Важливим аспектом є алгоритмічна реалізація динамічної адаптації. Сучасні підходи використовують методи машинного навчання, зокрема прогнози моделі успішності, рекомендаційні алгоритми та байєсівські методи оптимізації [11]. Такі алгоритми дозволяють не лише реагувати на дії користувача, а й передбачати можливі труднощі та коригувати навчальний процес на випередження.

З педагогічної точки зору динамічна адаптація підтримує принцип індивідуального темпу навчання. Користувач отримує можливість рухатися вперед відповідно до власного рівня засвоєння матеріалу, що зменшує фрустрацію та підвищує навчальну мотивацію. У поєднанні з гейміфікаційними механіками така адаптація може створювати відчуття поступового досягнення та прогресу [5], [6].

Разом із тим динамічна адаптація ускладнює архітектуру системи і вимагає швидкої обробки даних, ефективних алгоритмів прийняття рішень і стабільної інфраструктури. Крім того, надто часті зміни навчального сценарію можуть створювати когнітивне перевантаження або відчуття непередбачуваності для користувача.

3.3 Принцип моделювання учня

Принцип моделювання учня (learner modeling) передбачає формування формалізованого подання характеристик здобувача освіти, яке використовується системою для прийняття адаптивних рішень. Модель учня є центральним елементом інтелектуальної адаптивної платформи, оскільки саме вона забезпечує зв'язок між даними про користувача та алгоритмами персоналізації й адаптації.

У загальному вигляді модель учня відображає сукупність знань, умінь, когнітивних характеристик, поведінкових особливостей та історії взаємодії користувача із системою. Сучасні дослідження розглядають learner model як динамічну структуру, що постійно уточнюється на основі нових даних [1], [3].

З технічної точки зору моделі учня можуть бути:

- овертні (явні), коли дані вводяться або підтверджуються користувачем;
- ковертні (неявні), коли характеристики виводяться автоматично з поведінкових даних;
- гібридні, що поєднують обидва підходи (рис. 1).

Історично моделювання учня розвивалося у межах інтелектуальних тьюторських систем, де використовувалися експертні та психометричні моделі. Одним із ранніх напрямів було застосування семантичних технологій для опису знань і компетентностей користувача [4]. Згодом ці підходи доповнилися статистичними та машинно-навчальними моделями.

Сучасні adaptive learning systems активно інтегрують машинне навчання в процес моделювання учня. Зокрема, поєднання теорії відповіді на завдання (IRT) із методами машинного навчання дозволяє підвищити точність оцінювання знань і частково розв'язати проблему холодного старту [9]. Такі моделі можуть прогнозувати ймовірність правильної відповіді, визначати рівень підготовки та виявляти прогалини у знаннях.

Важливою складовою моделі навчання є використання поведінкових даних. Аналіз послідовностей дій користувача, часу виконання завдань та патернів взаємодії дозволяє доповнювати когнітивну модель поведінковими характеристиками [8], [12]. Такий підхід розширює традиційне уявлення про модель учня як суто «знанневу» і перетворює її на комплексний профіль користувача.

Перевагою неявних моделей є зменшення когнітивного навантаження на користувача, однак вони вимагають більш складних алгоритмів аналізу даних.

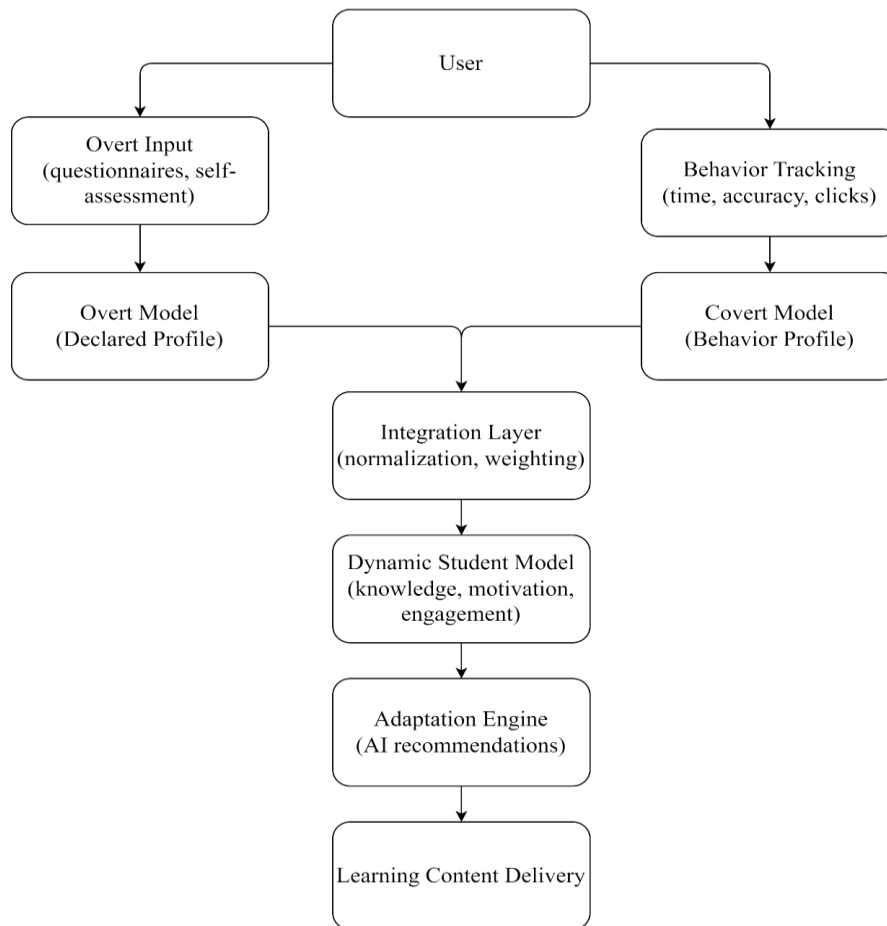


Рис. 1. Принцип формування моделі учня

Водночас моделювання учня пов'язане з низкою викликів. По-перше, модель завжди є спрощенням реальної когнітивної структури користувача. По-друге, неточності у моделі можуть призводити до помилкових адаптивних рішень. По-третє, виникають питання приватності та етичного використання персональних даних [2].

3.4 Принцип безперервного аналізу даних

Принцип безперервного аналізу даних передбачає систематичний збір, обробку та інтерпретацію інформації про взаємодію користувача з навчальною платформою з метою уточнення моделі учня та прийняття адаптивних рішень. У сучасних інтелектуальних освітніх системах дані виступають основою функціонування алгоритмів персоналізації та адаптації, а сама платформа набуває рис data-driven системи.

Джерелами даних у адаптивних навчальних платформах є результати виконання завдань, часові характеристики роботи користувача, послідовності переходів між навчальними модулями, частота звернення до допоміжних матеріалів та інші поведінкові показники. Аналіз таких даних дозволяє виявляти навчальні патерни, оцінювати динаміку засвоєння матеріалу та прогнозувати подальші результати навчання [7], [8].

Сучасні дослідження у сфері AI in Education підкреслюють, що ефективність адаптивних систем значною мірою залежить від якості аналітики навчальних даних [1], [3]. Безперервний аналіз дає змогу не лише реагувати на дії користувача, а й формувати прогностичні моделі, що підтримують проактивну адаптацію. Наприклад, система може заздалегідь визначити ризик неуспішності та запропонувати додаткові навчальні ресурси.

Технічно безперервний аналіз даних реалізується через механізми трекінгу подій, логування взаємодій та обробки поточних даних. У сучасних платформах застосовуються методи машинного навчання, що дозволяють автоматично виявляти закономірності у великих обсягах освітніх даних. Динамічне формування контенту на основі поведінкового ранжування є прикладом подібного підходу [8], тоді як аналіз користувацьких інтерфейсів із урахуванням поведінки дозволяє адаптувати саму форму взаємодії із системою [12].

З педагогічної точки зору безперервний аналіз даних сприяє переходу від періодичного оцінювання до концепції безперервного формувального оцінювання. Система може постійно відстежувати прогрес здобувача освіти без необхідності проведення окремих контрольних заходів.

Разом із тим реалізація цього принципу пов'язана з низкою викликів. Серед них – забезпечення якості даних, уникнення шуму у поведінкових показниках та проблема інтерпретації результатів аналітики. Крім того, збір великих обсягів даних актуалізує питання приватності, захисту інформації та етичного використання даних користувачів [2].

4. Архітектурні підходи до побудови інтелектуальної адаптивної навчальної платформи

Сформульовані принципи персоналізації, динамічної адаптації, моделювання учня та безперервного аналізу даних визначають не лише функціональні вимоги до інтелектуальних навчальних систем, але й вимоги до їхньої архітектурної організації. Реалізація таких принципів неможлива в межах традиційних статичних LMS-платформ, оскільки вони не передбачають постійного аналізу поведінкових даних, адаптивної логіки прийняття рішень та індивідуалізованої взаємодії.

У сучасних дослідженнях інтелектуальні освітні платформи розглядаються як складні інформаційні системи, що поєднують модулі аналітики даних, моделювання користувача, адаптації контенту та керування взаємодією з користувачем. Саме архітектура системи визначає можливість масштабування, інтеграції ШІ-модулів, гнучкої адаптації та пояснюваності прийнятих рішень.

4.1. Модульні архітектури адаптивних платформ

Модульний підхід є одним із базових у побудові адаптивних навчальних систем і використовується у більшості сучасних інтелектуальних платформ. Його сутність полягає у розділенні системи на функціонально незалежні компоненти, що відповідають за окремі аспекти адаптивності (рис. 2).

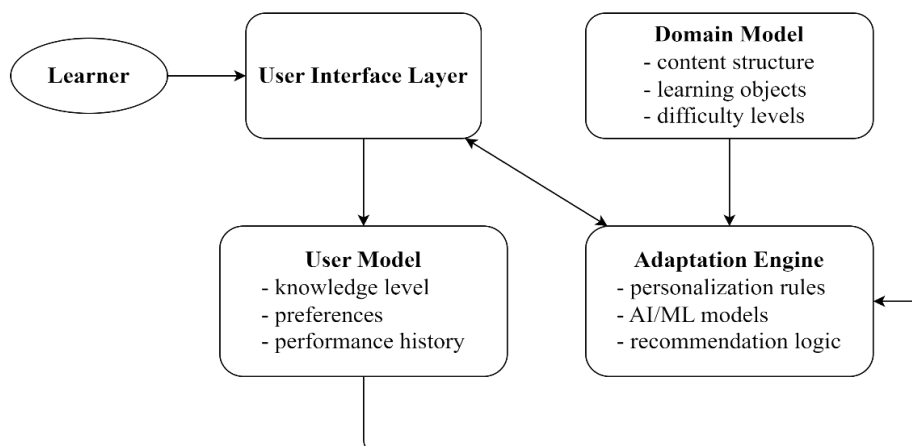


Рис. 2. Основні компоненти модульної архітектури адаптивних платформ

Класична модель такої архітектури включає три ключові підсистеми:

1) Модель користувача (**User Model**) – центральний елемент адаптивної платформи, що акумулює інформацію про:

- рівень знань;
- стиль навчання;
- темп роботи;
- історію взаємодії;
- поведінкові патерни.

У сучасних дослідженнях моделей користувача розглядається як динамічна структура, що постійно оновлюється на основі нових даних [1], [3], [14]. Використання машинного навчання дозволяє переходити від статичних профілів до прогнозних моделей навчальної поведінки.

2) Модель предметної області (**Domain Model**) описує структуру навчального контенту: теми, підтеми, залежності між знаннями та рівні складності матеріалу. Вона фактично є формалізованою картою знань.

У адаптивних системах domain model використовується для:

- визначення передумов вивчення тем;
- формування індивідуальних траєкторій;

– вибору релевантних завдань.

Подібні моделі широко застосовуються у семантично орієнтованих адаптивних навчальних системах [4].

3) Механізм адаптації (Adaptation Engine), що є керуючим ядром системи. Саме він поєднує дані user model і domain model для прийняття рішень щодо:

- складності завдань;
- послідовності подання матеріалу;
- необхідності повторення тем;
- формату зворотного зв'язку.

У сучасних системах цей модуль дедалі частіше базується на алгоритмах ML, що дозволяє реалізувати контекстно-залежну адаптацію [1], [9].

4.2. Data-driven архітектури адаптивних навчальних платформ

Сучасні інтелектуальні навчальні платформи все більше орієнтуються на data-driven підходи, у межах яких ключові рішення щодо персоналізації, адаптації та рекомендацій формуються на основі аналізу освітніх даних. Така архітектурна парадигма передбачає, що поведінкові, результативні та контекстні дані користувачів стають основним ресурсом для керування адаптивністю системи.

Data-driven архітектури зазвичай будуються навколо циклу «збір – аналіз – інтерпретація – адаптація», у якому кожен етап має окрему функціональну роль. На рівні збору даних фіксуються детальні події взаємодії користувача з платформою: час виконання завдань, послідовність дій, частота звернення до матеріалів, кількість спроб, показники точності та інші параметри навчальної поведінки. Дослідження, присвячені динамічній генерації контенту на основі ранжування поведінкових характеристик користувачів, демонструють ефективність використання таких даних для персоналізації навчальних сценаріїв [8]. Подібні підходи дозволяють переходити від статичних курсів до систем, що адаптуються до реальних моделей взаємодії здобувачів освіти (рис. 3).

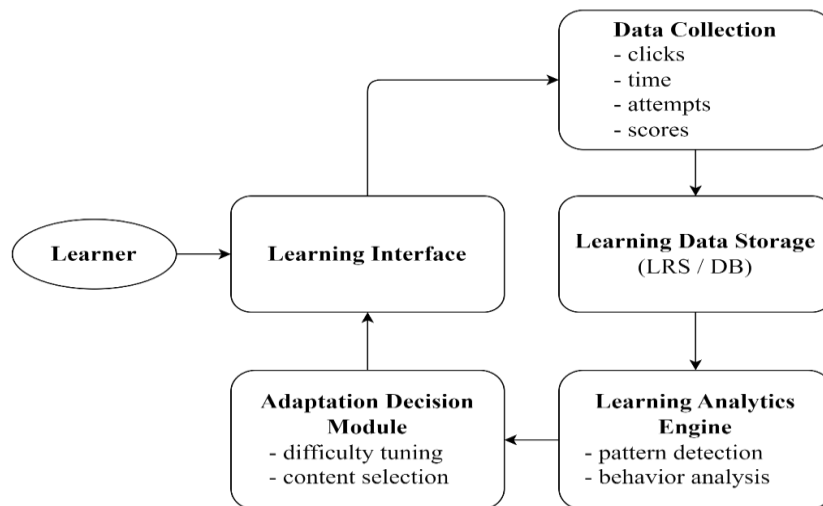


Рис. 3. Основні компоненти Data-driven архітектури адаптивних навчальних платформ

Важливою складовою data-driven архітектур є аналітичний шар, у якому застосовуються методи машинного навчання та статистичного аналізу. На цьому рівні формується оцінка рівня знань, стійкості навичок, темпу навчання та ймовірності успішного завершення курсу. Систематичні огляди у сфері освітньої аналітики показують, що predictive data mining активно використовується для виявлення факторів, що впливають на академічну успішність, ризик відставання або припинення навчання [7]. Таким чином, архітектура платформи повинна передбачати інтеграцію інструментів прогнозової аналітики як окремого сервісного компонента.

Окрему роль відіграють механізми інтеграції різнорідних джерел даних. Поведінкові логи, результати тестування, історія взаємодій та навіть параметри користувацького інтерфейсу можуть комбінуватися для формування більш повної моделі користувача. Роботи, присвячені адаптивним інтерфейсам на основі поведінкового аналізу, підтверджують доцільність багатоканального збору даних для підвищення точності адаптації [12].

З архітектурної точки зору data-driven платформа зазвичай включає:

- модуль трекінгу подій і збору даних;
- сховище освітніх даних (Learning Data Repository);

- аналітичний модуль (Learning Analytics Engine);
- механізм прийняття рішень щодо адаптації.

Таке структурування дозволяє масштабувати систему, відокремлювати обчислювально складні аналітичні процеси від інтерфейсного рівня та поступово вдосконалювати моделі аналізу без зміни всієї платформи.

4.3. AI-орієнтовані архітектури адаптивних навчальних платформ

AI-орієнтовані архітектури є наступним етапом розвитку data-driven освітніх систем, у яких не лише збираються й аналізуються дані, а й застосовуються моделі штучного інтелекту для автоматичного прийняття рішень щодо персоналізації навчання. У таких архітектурах модулі машинного навчання та інтелектуального аналізу стають центральними компонентами, що визначають логіку адаптації платформи.

Однією з ключових особливостей AI-орієнтованих архітектур є використання алгоритмів машинного навчання для побудови та оновлення моделі учня. На відміну від правил-орієнтованих систем, де адаптація задається наперед визначеними сценаріями, AI-підходи дозволяють системі самостійно виявляти закономірності у навчальній поведінці. Оглядові дослідження у сфері адаптивного e-learning демонструють, що використання ШІ дає змогу враховувати складні багатовимірні залежності між характеристиками учня, навчальним контентом і результатами навчання [1].

Суттєвою складовою AI-орієнтованих архітектур є рекомендаційні механізми. Вони можуть реалізовуватися на основі (рис. 4):

- колаборативної фільтрації;
- контентно-орієнтованих підходів;
- гібридних рекомендаційних моделей.

Такі механізми дозволяють формувати індивідуальні освітні траєкторії, пропонуючи користувачеві релевантні матеріали, завдання або рівні складності. Дослідження у сфері AI in Education підкреслюють, що рекомендаційні моделі є одним із ключових напрямів розвитку інтелектуальних освітніх систем [2].

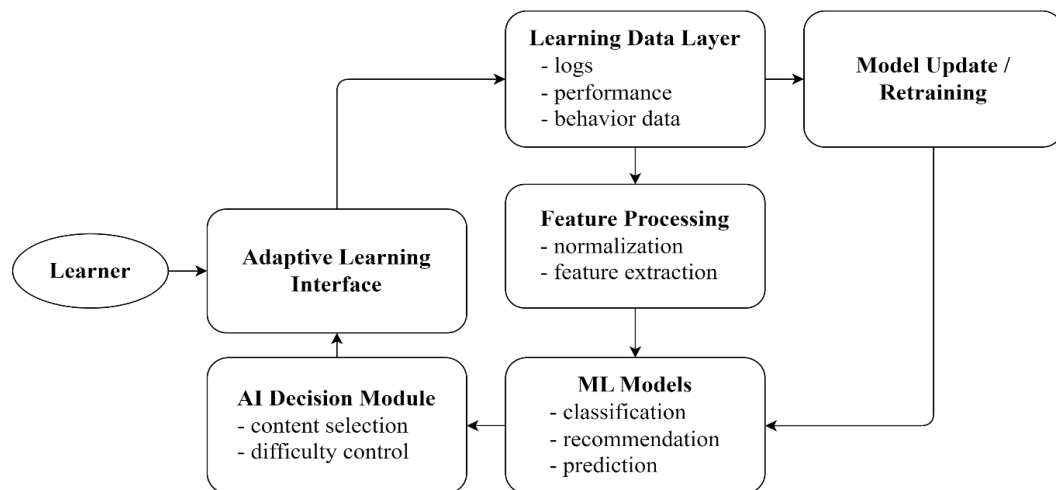


Рис. 4. Основні компоненти AI-орієнтовані архітектури адаптивних навчальних платформ

AI-орієнтовані архітектури також активно використовують моделі прогнозування. З їх допомогою система може оцінювати ймовірність успішного виконання завдання, ризик втрати мотивації або ймовірність завершення курсу. Систематичні мапування літератури показують, що прогнозні моделі є важливим інструментом для раннього виявлення проблем у навчанні та своєчасної адаптації контенту [3].

Окрему проблему в адаптивних системах становить «cold start» – ситуація, коли про нового користувача відсутні дані. У цьому контексті перспективними є підходи, що інтегрують машинне навчання з теорією відповіді на завдання (Item Response Theory), що дозволяє швидше формувати початкову модель учня та забезпечувати релевантну адаптацію вже на ранніх етапах взаємодії [9].

Типова AI-орієнтована архітектура адаптивної платформи включає:

- шар збору даних;
- сховище навчальних даних;

- AI-модулі (моделі класифікації, регресії, рекомендаційні системи);
- механізм прийняття адаптивних рішень;
- інтерфейсний шар персоналізованої взаємодії.

Таке структурування дозволяє реалізувати безперервний цикл навчання самої системи, коли результати взаємодії користувачів використовуються для донавчання моделей.

4.4. Гнучкі та runtime-архітектури адаптивних навчальних платформ

Подальший розвиток інтелектуальних адаптивних платформ пов'язаний із переходом до гнучких та runtime-архітектур, у яких адаптація здійснюється не лише на рівні контенту, але й на рівні конфігурації системи, інтерфейсів і функціональних модулів у режимі реального часу. У таких архітектурах зміни у поведінці користувача або в результатах аналізу даних можуть безпосередньо впливати на структуру взаємодії з платформою.

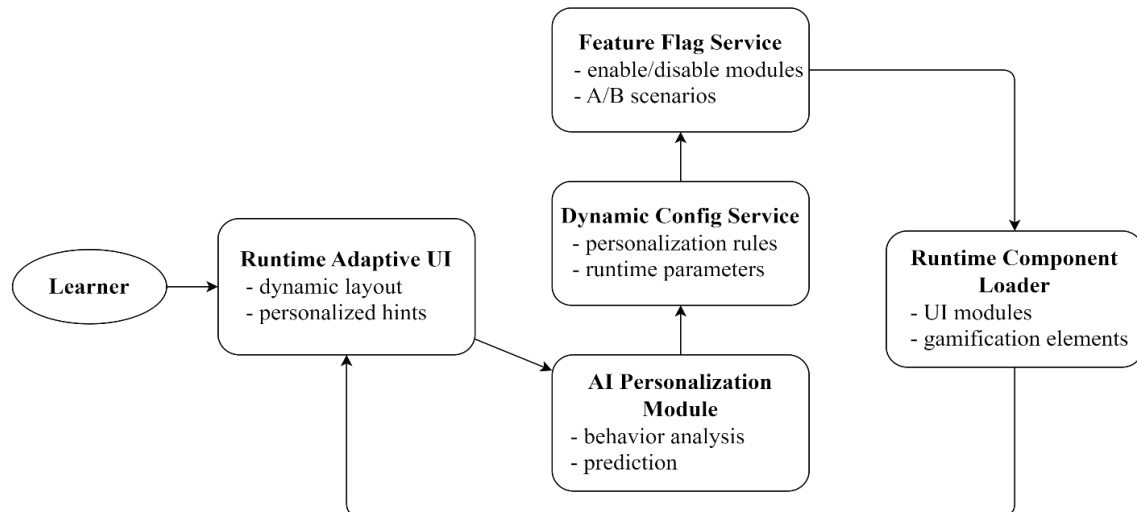


Рис. 4. Основні компоненти гнучких та runtime-архітектур адаптивних навчальних платформ

Ключовою особливістю runtime-архітектур є відокремлення логіки адаптації від жорстко закодованих сценаріїв. Це дозволяє системі динамічно змінювати набір активних функцій, інтерфейсних компонентів або навчальних сценаріїв без необхідності перевстановлення чи перезапуску платформи. У контексті адаптивного навчання це означає, що платформа може змінювати складність інтерфейсу, типи підказок, структуру навігації або форму подання матеріалу відповідно до поточної моделі учня.

Одним із практичних механізмів реалізації гнучкості є використання feature flags та динамічної конфігурації. Такі підходи дозволяють керувати доступністю функцій, адаптивних механік і гейміфікаційних елементів для різних груп користувачів. Наприклад, для учнів із низьким рівнем підготовки можуть активуватися додаткові пояснення та підказки, тоді як для більш підготовлених користувачів – розширені або змагальні режими навчання.

Суттєвим напрямом розвитку runtime-архітектур є адаптивні інтерфейси. Вони змінюють структуру та спосіб подання інформації залежно від поведінки користувача, його когнітивного навантаження або рівня цифрової компетентності. Дослідження у сфері динамічних архітектур фронтенд-систем показують, що runtime-компонування інтерфейсів і версіонування компонентів дозволяють створювати гнучкі системи, здатні оперативно реагувати на зміни вимог і сценаріїв використання [14]. У навчальних платформах це відкриває можливості для індивідуалізації не лише змісту, але й форми взаємодії.

Архітектурно runtime-підхід зазвичай включає:

- конфігураційний сервіс, що керує параметрами адаптації;
- модуль керування функціональними прапорцями (feature management);
- механізм динамічного підключення компонентів;
- інтерфейсний шар із підтримкою runtime-змін.

Такий підхід дозволяє поєднати адаптивність, масштабованість і експериментальність. Наприклад, освітня платформа може одночасно тестувати різні гейміфікаційні стратегії для різних груп користувачів, оцінюючи їхню ефективність на основі реальних даних.

5. Запропонована архітектура інтелектуальної адаптивної навчальної платформи з персоналізованою взаємодією

Аналіз сучасних підходів до побудови адаптивних навчальних платформ показує, що більшість існуючих рішень зосереджуються або на моделюванні учня, або на застосуванні алгоритмів машинного навчання для персоналізації контенту. Водночас часто відсутній цілісний архітектурний підхід, який поєднував би модульність, data-driven аналітику, AI-орієнтовані механізми та runtime-адаптацію інтерфейсу в єдиній системі. У зв'язку з цим доцільним є формування інтегрованої архітектури інтелектуальної адаптивної навчальної платформи, орієнтованої на персоналізовану взаємодію з користувачем.

Запропонована архітектура базується на багаторівневій моделі та передбачає інтеграцію п'яти функціонально взаємопов'язаних шарів: шару взаємодії, шару збору та агрегації даних, шару інтелектуальної аналітики, шару адаптивної оркестрації та шару управління конфігурацією. Така структура дозволяє розглядати адаптивність як системну властивість платформи, а не як окремих функціональний модуль.

Шар взаємодії забезпечує інтерфейс між користувачем і платформою та реалізує персоналізовану взаємодію. На цьому рівні інтегруються гейміфікаційні елементи, адаптивні підказки, персоналізована навігація та динамічне представлення навчального контенту. Особливістю є підтримка runtime-адаптації інтерфейсу, коли форма подання матеріалу може змінюватися відповідно до поведінки користувача, рівня підготовки або когнітивного навантаження.

Шар збору та агрегації даних відповідає за безперервне накопичення освітніх даних. До таких даних належать результати тестування, часові параметри виконання завдань, поведінкові логи, послідовності дій користувача, а також взаємодія з гейміфікаційними механіками. На цьому рівні формується цифровий профіль навчальної поведінки користувача, що є основою для подальшої аналітики.

Шар інтелектуальної аналітики виконує обробку зібраних даних із використанням методів штучного інтелекту. Тут застосовуються моделі прогнозування успішності, рекомендаційні алгоритми, моделі виявлення втрати мотивації та класифікації стилів навчання. Важливою характеристикою є підтримка безперервного донавчання моделей на нових даних, що дозволяє системі поступово підвищувати точність персоналізації (рис. 5).

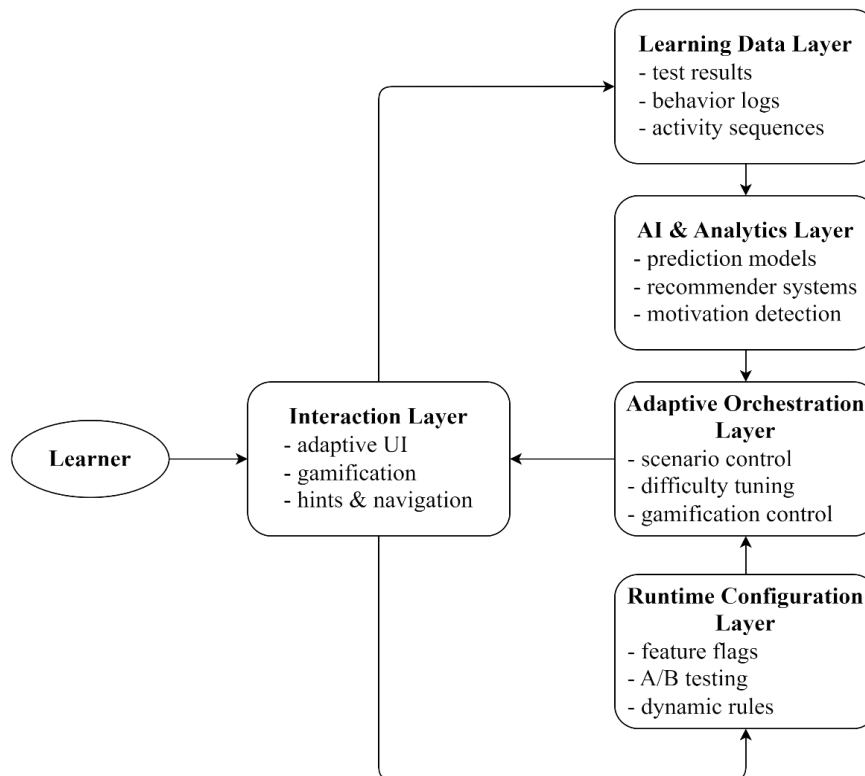


Рис. 5. Основні компоненти запропонованої архітектури інтелектуальної адаптивної навчальної платформи з персоналізованою взаємодією

Шару адаптивної оркестрації виконує роль координаційного механізму, який узгоджує результати AI-аналізу з педагогічною логікою навчального процесу. Саме тут приймаються рішення щодо зміни складності завдань, вибору навчальних сценаріїв, активації гейміфікаційних механік та індивідуалізації траєкторії навчання. Фактично цей шар виступає «інтелектуальним диспетчером» платформи.

Шар управління конфігурацією забезпечує гнучкість системи на рівні runtime. Він реалізує механізми динамічної конфігурації, A/B тестування, керування feature flags та персоналізації сценаріїв взаємодії. Завдяки цьому платформа може змінювати власну логіку роботи без зупинки системи, що особливо важливо для масштабованих освітніх середовищ.

Запропонована архітектура інтелектуальної адаптивної навчальної платформи відрізняється від більшості існуючих рішень тим, що розглядає персоналізацію як системну властивість платформи, а не як окремих функціональний модуль. У багатьох сучасних адаптивних системах персоналізація реалізується переважно на рівні рекомендації контенту або підбору складності завдань [1–3]. Такий підхід забезпечує лише часткову адаптацію і не охоплює повністю процес взаємодії користувача з освітнім середовищем.

Перевагою запропонованої моделі є інтеграція кількох рівнів адаптації: контентної, сценарної, інтерфейсної та конфігураційної. У роботах з AI-enabled adaptive learning переважно акцентується увага на аналітичних і рекомендаційних механізмах [1–3], тоді як архітектурна інтеграція цих механізмів із динамічною конфігурацією системи розглядається обмежено. Запропонований підхід дозволяє змінювати не лише навчальні матеріали, але й форму їх подання та логіку взаємодії.

Суттєвою відмінністю є введення шару адаптивної оркестрації. У більшості відомих систем рішення приймаються безпосередньо на рівні моделей машинного навчання або за наперед визначеними правилами [3], [9]. У запропонованій архітектурі оркестраційний шар виконує координаційну функцію, узгоджуючи результати AI-аналізу з педагогічною логікою. Це дозволяє уникати ситуацій, коли алгоритмічні рішення не відповідають освітнім цілям.

Поєднання AI-адаптації з runtime-конфігурацією також є важливою перевагою. Дослідження у сфері динамічних архітектур ПЗ демонструють, що runtime-компонування і керування версіями компонентів підвищує гнучкість цифрових систем [14]. У навчальних платформах це відкриває можливість оперативного налаштування освітніх сценаріїв без зміни коду системи.

Підтримка безперервного донавчання моделей узгоджується з сучасними підходами до освітньої аналітики та прогнозування успішності [7]. Це дозволяє системі враховувати зміни у поведінці користувачів та поступово підвищувати точність персоналізації.

З точки зору масштабованості запропонована архітектура є придатною для великих освітніх платформ, оскільки передбачає модульність і розподіл функцій між шарами. Подібні підходи до адаптивних інтерфейсів і поведінкового аналізу довели ефективність у суміжних дослідженнях [12].

Разом із тим, впровадження багаторівневих адаптивних архітектур пов'язане з викликами захисту даних і підвищеними вимогами до інфраструктури. Проблеми етичного використання освітніх даних також підкреслюються у сучасних дослідженнях AI в освіті [2].

6. Висновки

У статті проаналізовано сучасний стан досліджень у сфері інтелектуальних адаптивних навчальних платформ та встановлено, що інтеграція технологій штучного інтелекту стає ключовим фактором еволюції цифрової освіти. Узагальнення результатів робіт у галузі AI-driven learning показує, що адаптивність поступово переходить від статичних правил до динамічних моделей, які враховують багатовимірні профілі учнів і поведінкові дані [1–3]. Це підтверджує необхідність архітектурних рішень, орієнтованих на безперервну персоналізацію.

Проведений аналіз наукових джерел дозволив визначити, що існуючі адаптивні системи часто зосереджені на окремих аспектах персоналізації – рекомендації контенту, прогнозуванні успішності або аналізі навчальної аналітики [3], [7], [9]. Водночас комплексні архітектурні підходи, які поєднують моделювання учня, AI-рекомендації, гейміфікацію та runtime-адаптацію, представлені у літературі фрагментарно.

У роботі систематизовано принципи побудови інтелектуальних адаптивних платформ, зокрема принцип персоналізації, динамічної адаптації, моделювання учня, безперервного аналізу даних, зворотного зв'язку, пояснюваності рішень ШІ та гейміфікованої мотивації. Встановлено, що саме поєднання цих принципів забезпечує педагогічно обґрунтовану персоналізацію, а не лише алгоритмічну оптимізацію навчального процесу.

Показано, що data-driven підходи до адаптації навчання базуються на зборі й аналізі поведінкових даних користувачів, що підтверджено низкою досліджень у сфері поведінкової аналітики та адаптивних інтерфейсів [8], [12]. Використання таких даних дозволяє формувати динамічні профілі учнів і підвищувати точність рекомендаційних механізмів.

Окрему увагу приділено AI-орієнтованим архітектурам, у яких машинне навчання застосовується для рекомендацій, прогнозування успішності та вирішення проблеми “cold start” у нових користувачів [1–3], [9]. Порівняльний аналіз показує, що найбільш перспективними є гібридні підходи, які поєднують статистичні моделі, ML та педагогічні правила.

Обґрунтовано доцільність використання гнучких runtime-архітектур, здатних до динамічної конфігурації та керування компонентами системи під час виконання. Подібні підходи довели ефективність у регульованих цифрових системах і можуть бути успішно перенесені в освітні платформи [14].

У результаті запропоновано узагальнену архітектурну модель інтелектуальної адаптивної платформи, яка поєднує модульність, data-driven аналіз, AI-рекомендації та runtime-адаптацію. Її особливістю є наявність шару адаптивної оркестрації, що узгоджує алгоритмічні рішення з педагогічною логікою навчання.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з емпіричною перевіркою запропонованих архітектур, розробкою методів пояснюваного ШІ в освіті та дослідженням етичних аспектів використання навчальних даних.

Внесок авторів.

Богдан Скочинський – концептуалізація дослідження - формулювання теми, мети та наукової проблеми, огляд літератури-аналіз 15 наукових джерел у сферах адаптивного навчання, AI in Education, гейміфікація та поведінкова аналітика, систематизація принципів побудови платформ: персоналізація, динамічна адаптація, моделювання учня, аналіз даних, зворотний зв'язок, пояснюваність ШІ, гейміфікована мотивація, опис архітектурних підходів - модульної, data-driven, AI-орієнтованої та runtime-архітектур, розробка запропонованої гібридної архітектури платформи з п'ятьма функціональними шарами

Максим Трембовецький - науковий супровід і методологічне керівництво - формування загальної наукової концепції дослідження та контроль якості результатів, редакційна та структурна робота над статтею - забезпечення відповідності академічним стандартам журналу Телекомунікаційні та інформаційні технології, верифікація архітектурних рішень - підтвердження коректності запропонованих підходів з позицій системного проектування та інформаційних технологій, формулювання практичного значення результатів та перспектив подальших досліджень.

Декларація про штучний інтелект

Під час підготовки цієї статті інструменти штучного інтелекту не використовувалися. Усі етапи підготовки рукопису, включаючи формулювання ідей, аналіз джерел, обробку результатів дослідження та написання тексту, виконані авторами самостійно.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють про відсутність будь-якого конфлікту інтересів. Під час підготовки цієї роботи не існувало жодних комерційних, фінансових чи інших взаємовідносин, які могли б вплинути на результати дослідження або їх інтерпретацію. Роботу виконано з дотриманням принципів академічної доброчесності та етичних норм проведення наукових досліджень.

Список використаної літератури:

1. Gligorea, I., Cioca, M., Oancea, R., Gorski, A.-T., Gorski, H., & Tudorache, P. Adaptive Learning Using Artificial Intelligence in e-Learning: A Literature Review. *Education Sciences*, 13(12), 2023, 1216. DOI: 10.3390/educsci13121216.
2. Chen, X., Xie, H., Zou, D., Hwang, G.-J. Application and theory gaps during the rise of AI in Education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 1, 2020, 100002. DOI: 10.1016/j.caeai.2020.100002
3. Kabudi, T., Pappas, I., Olsen, D. AI-enabled Adaptive Learning Systems: A Systematic Mapping of the Literature. *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2021, 2. 100017. 10.1016/j.caeai.2021.100017.

4. Xiao, J. Q. (2013) Research on Student Model of Adaptive Learning System Based on Semantic Web, *Advanced Materials Research*, 2013, Vol. 739, P. 562–565.
5. Swacha, J.; Gracel, M. (2023). Machine Learning in Gamification and Gamification in Machine Learning: A Systematic Literature Mapping. *Applied Sciences*. 13. 11427. 10.3390/app132011427.
6. Khakpour, A.; Colomo-Palacios, R. (2021). Convergence of Gamification and Machine Learning: A Systematic Literature Review. *Technology, Knowledge and Learning*. 26. 10.1007/s10758-020-09456-4.
7. Abu Saa, A.; Al-Emran, M.; Shaalan, K. (2019). Factors affecting students' performance in higher education: A systematic review of predictive data mining techniques. *Technology, Knowledge and Learning*, 24, 567–598. <https://doi.org/10.1007/s10758-019-09408-7>.
8. Artamonov Y., Golovach I., Krant D., Rosinska H., Nechyporuk O., Stanko S. Dynamic Content Generation Methods Based on User Behavioral Ranking, 2022 IEEE 4th International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT), Kyiv, Ukraine, 2022, pp. 313-318, doi: <https://doi.org/10.1109/ATIT58178.2022.10024196>.
9. Pliakos K., Joo S.-H., Park J.Y., Cornillie F., Vens S., Van den Noortgate W. Integrating machine learning into item response theory for addressing the cold start problem in adaptive learning systems, *Computers & Education*, Volume 137, 2019, pp. 91-103. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.04.009>.
10. Acharya, S.; Matovu, R.; Serwadda, A.; Griswold-Steiner, I. (2019). Gamification of wearable data collection: A tool for both friend and foe. In *Proceedings of the 2019 3rd international conference on compute and data analysis* (pp. 68–77). ICCDA 2019. Kahului, HI, USA: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3314545.3314572>.
11. Khajah, M. M.; Roads, B. D.; Lindsey, R. V.; Liu, Y.-E.; Mozer, M. C. (2016). Designing engaging games using bayesian optimization. In *Proceedings of the 2016 CHI conference on human factors in computing systems* (pp. 5571–5582). CHI'16. San Jose, California, USA: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2858036.2858253>.
12. Artamonov, Y.; Okhrimenko, T.; Golovach, I.; Krant D.; Radchenko, A., Radchenko K., Zaloznyi T. Adaptive user interfaces based on behavioral analysis. *Proceedings of the Third International Conference on Cyber Hygiene & Conflict Management in Global Information Networks (Kyiv, Ukraine, January 24-27, 2024)*. 2024. pp. 205-214. <https://ceur-ws.org/Vol-3925/paper17.pdf>
13. Hsu, C.L.; Chen, M.C. (2018) How does gamification improve user experience? An empirical investigation on the antecedences and consequences of user experience and its mediating role. *Technol. Forecast. Soc. Chang.* 2018, 132, 118–129. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.01.023>.
14. Fedytskyi, R. Dynamic Frontend Architecture for Runtime Component Versioning and Feature Flag Resolution in Regulated Applications. *Software*, 2025, 4(4), p. 32. <https://doi.org/10.3390/software4040032>
15. Скочинський, Б. Д. Можливості гейміфікації навчання з використанням технологій штучного інтелекту // *Perspectives of contemporary science: theory and practice*. *Proceedings of the 7th International scientific and practical conference*. SPC “Sci-conf.com.ua”. Lviv, Ukraine. 2024. pp. 228-234. URL: <https://sci-conf.com.ua/vii-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-perspectives-of-contemporary-science-theory-and-practice-19-21-08-2024-lviv-ukrayina-arhiv/>.

References

1. Gligorea, I., Cioca, M., Oancea, R., Gorski, A.-T., Gorski, H., & Tudorache, P. Adaptive Learning Using Artificial Intelligence in e-Learning: A Literature Review. *Education Sciences*, 13(12), 2023, 1216. DOI: 10.3390/educsci13121216.
2. Chen, X., Xie, H., Zou, D., Hwang, G.-J. Application and theory gaps during the rise of AI in Education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 1, 2020, 100002. DOI: 10.1016/j.caeai.2020.100002.
3. Kabudi, T., Pappas, I., Olsen, D. AI-enabled Adaptive Learning Systems: A Systematic Mapping of the Literature. *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2021, 2. 100017. DOI: 10.1016/j.caeai.2021.100017.
4. Xiao, J. Q. (2013) Research on Student Model of Adaptive Learning System Based on Semantic Web, *Advanced Materials Research*, 2013, Vol. 739, P. 562–565.
5. Swacha, J.; Gracel, M. (2023). Machine Learning in Gamification and Gamification in Machine Learning: A Systematic Literature Mapping. *Applied Sciences*. 13. 11427. DOI: 10.3390/app132011427.
6. Khakpour, A.; Colomo-Palacios, R. (2021). Convergence of Gamification and Machine Learning: A Systematic Literature Review. *Technology, Knowledge and Learning*. 26. DOI: 10.1007/s10758-020-09456-4.

7. Abu Saa, A.; Al-Emran, M.; Shaalan, K. (2019). Factors affecting students' performance in higher education: A systematic review of predictive data mining techniques. *Technology, Knowledge and Learning*, 24, 567–598. <https://doi.org/10.1007/s10758-019-09408-7>.
8. Artamonov Y., Golovach I., Krant D., Rosinska H., Nechyporuk O., Stanko S. Dynamic Content Generation Methods Based on User Behavioral Ranking, *2022 IEEE 4th International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*, Kyiv, Ukraine, 2022, pp. 313-318, doi: <https://doi.org/10.1109/ATIT58178.2022.10024196>.
9. Pliakos K., Joo S.-H., Park J.Y., Cornillie F., Vens S., Van den Noortgate W. Integrating machine learning into item response theory for addressing the cold start problem in adaptive learning systems, *Computers & Education*, Volume 137, 2019, pp. 91-103. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.04.009>.
10. Acharya, S.; Matovu, R.; Serwadda, A.; Griswold-Steiner, I. (2019). Gamification of wearable data collection: A tool for both friend and foe. In *Proceedings of the 2019 3rd international conference on compute and data analysis* (pp. 68–77). ICCDA 2019. Kahului, HI, USA: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3314545.3314572>.
11. Khajah, M. M.; Roads, B. D.; Lindsey, R. V.; Liu, Y.-E.; Mozer, M. C. (2016). Designing engaging games using bayesian optimization. In *Proceedings of the 2016 CHI conference on human factors in computing systems* (pp. 5571–5582). CHI'16. San Jose, California, USA: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2858036.2858253>.
12. Artamonov, Y.; Okhrimenko, T.; Golovach, I.; Krant D.; Radchenko, A., Radchenko K., Zaloznyi T. Adaptive user interfaces based on behavioral analysis. *Proceedings of the Third International Conference on Cyber Hygiene & Conflict Management in Global Information Networks* (Kyiv, Ukraine, January 24-27, 2024). 2024. pp. 205-214. <https://ceur-ws.org/Vol-3925/paper17.pdf>.
13. Hsu, C.L.; Chen, M.C. (2018) How does gamification improve user experience? An empirical investigation on the antecedences and consequences of user experience and its mediating role. *Technol. Forecast. Soc. Chang.* 2018, 132, 118–129. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.01.023>.
14. Fedytskyi, R. Dynamic Frontend Architecture for Runtime Component Versioning and Feature Flag Resolution in Regulated Applications. *Software*, 2025, 4(4), p. 32. <https://doi.org/10.3390/software4040032>.
15. Skochynskyi, B.D. (2024) *Mozhlyvosti heimifikatsii navchannia z vykorystanniam tekhnolohii shtuchnoho intelektu*. In: *Perspectives of contemporary science: theory and practice*. Proceedings of the 7th International scientific and practical conference. SPC "Sci-conf.com.ua". Lviv, Ukraine. pp. 228-234. URL: <https://sci-conf.com.ua/vii-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-perspectives-of-contemporary-science-theory-and-practice-19-21-08-2024-lviv-ukrayina-arhiv/>.

Надійшла до редакції: 03.12.25

Прийнята до друку: 17.03.26

Опубліковано: 30.03.26