

# КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

УДК 004.75:004.8:37.018.43

DOI <https://doi.org/10.32782/2521-6643-2026-2-72.18>

**Аксак Н. Г.**, доктор технічних наук, професор,  
професор кафедри інформаційних систем і технологій  
Харківського національного університету радіоелектроніки  
ORCID: 0000-0001-8372-8432

**Татарников А. О.**, аспірант кафедри інформаційних систем і  
технологій  
Харківського національного університету радіоелектроніки  
ORCID: 0000-0002-1632-8188

## АРХІТЕКТУРА ТА МЕТОД АДАПТИВНОЇ ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ В РОЗПОДІЛЕНІЙ СИСТЕМІ Е-НАВЧАННЯ НА ОСНОВІ АГЕНТНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

У статті розроблено архітектуру розподіленої системи персоналізованого е-навчання на основі агентних технологій та запропоновано метод адаптивної персоналізації навчального процесу, що забезпечує динамічне формування індивідуальних навчальних траєкторій з урахуванням поточного стану студента. Актуальність дослідження зумовлена потребою підвищення ефективності електронного навчання в умовах поширення дистанційних і змішаних форматів, зростання обсягів цифрового освітнього контенту та необхідності інтелектуального супроводу здобувача освіти в реальному часі. На відміну від традиційних LMS, які переважно спираються на результати тестування, журналі активності та статистику перегляду матеріалів, запропонований підхід враховує поведінкові та психофізіологічні параметри студента як індикатори його когнітивного стану, рівня концентрації, втоми й емоційної залученості. Архітектура системи включає модуль моніторингу стану студента, агентне середовище прийняття рішень, засоби синхронізації даних, єдину базу даних та механізми інтеграції з платформами управління навчанням. У межах запропонованого методу агент-репетитор використовує алгоритм *Q-learning* для вибору адаптивних педагогічних дій, а показники стану студента інтегруються у функцію винагороди для коригування контенту, темпу подання матеріалу та складності завдань. Особливу увагу приділено координації компонентів системи, синхронізації даних між модулем моніторингу та когнітивною моделлю агента через єдину базу даних, а також забезпеченню конфіденційності персональних даних на основі архітектури *Local Inference*. Для перевірки працездатності та ефективності запропонованих рішень проведено імітаційне моделювання в середовищі *NetLogo*. Результати експериментальної перевірки підтвердили ефективність запропонованої архітектури та методу: швидкість персоналізації навчальних траєкторій зростає на 38 %, рівень академічної успішності – на 28 %, а когнітивний дискомфорт студентів знизився. Отримані результати підтверджують доцільність використання розподілених агентних систем для побудови інтелектуальних платформ електронного навчання.

Ключові слова: архітектура розподіленої системи, персоналізоване е-навчання, агентні технології, адаптивне навчання, моніторинг стану студента, *Q-learning*, інтелектуальні агенти.

### *Axak N. H., Tatarnykov A. O. Architecture and Method for Adaptive Personalization in a Distributed E-Learning System Based on Agent Technologies*

The paper develops an architecture of a distributed personalized e-learning system based on agent technologies and proposes a method for adaptive personalization of the learning process that supports dynamic formation of individual learning trajectories with regard to the current state of the student. The relevance of the study is determined by the need to improve the effectiveness of e-learning in the context of distance and blended learning, the growth of digital educational content, and the demand for intelligent learner support in real time. Unlike conventional LMS platforms that mainly rely on test results, activity logs, and statistics of content access, the proposed approach takes into account the student's behavioral and psychophysiological parameters as indicators of cognitive state, concentration level, fatigue, and emotional engagement. The system architecture includes a student state monitoring module, an agent-based decision-making environment, data synchronization tools, a unified database, and mechanisms for integration with learning management systems. Within the proposed method, the tutor agent applies the *Q-learning* algorithm to select adaptive pedagogical actions, while the student's state parameters are integrated into the reward function to adjust learning content, presentation pace, and task complexity. Particular attention is paid to the coordination of interactions between system components, synchronization of data between the monitoring module



© Н. Г. Аксак, А. О. Татарников, 2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

---

and the agent's cognitive model through a unified database, and privacy protection based on the Local Inference architecture. To validate the feasibility and effectiveness of the proposed solutions, simulation modeling was carried out in the NetLogo environment. The experimental results confirmed the effectiveness of the proposed architecture and method: the speed of personalization of learning trajectories increased by 38 %, academic performance improved by 28 %, and students' cognitive discomfort decreased. The obtained results demonstrate the feasibility of using distributed agent-based systems for the development of intelligent e-learning platforms.

Key words: distributed system architecture, personalized e-learning, agent technologies, adaptive learning, student state monitoring, Q-learning, intelligent agents.

**Постановка проблеми.** Сучасний розвиток електронного навчання супроводжується зростанням вимог до персоналізації освітнього процесу, адаптивності навчальних середовищ і здатності систем оперативно реагувати на індивідуальні особливості здобувача освіти. Водночас існуючі системи е-навчання здебільшого орієнтовані на аналіз результатів тестування, журналів активності та формальних показників успішності, що не дає змоги повною мірою враховувати поточний когнітивний, поведінковий та емоційний стан студента під час формування навчальної траєкторії. Крім того, у більшості рішень механізми моніторингу, аналітики, персоналізації та прийняття рішень функціонують фрагментарно і не об'єднані в межах єдиної розподіленої архітектури. У зв'язку з цим актуальною науково-прикладною задачею є розроблення архітектури та методу побудови розподіленої системи персоналізованого е-навчання на основі агентних технологій, здатної забезпечити динамічне формування індивідуальних навчальних траєкторій з урахуванням стану студента в реальному часі.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Стрімка цифровізація вищої освіти, поширення змішаних і дистанційних форматів навчання, а також зростання вимог до індивідуалізації освітнього процесу зумовлюють потребу в побудові інтелектуальних розподілених систем персоналізованого е-навчання, здатних адаптивно реагувати на зміни стану та потреб студента в реальному часі. На відміну від традиційних LMS, які переважно реалізують функції доставки контенту, тестування та обліку результатів, сучасні освітні середовища мають забезпечувати гнучку координацію аналітичних, рекомендаційних і керувальних компонентів, підтримувати подієву взаємодію між модулями та інтегрувати інтелектуальні механізми прийняття рішень. У цьому контексті перспективним напрямом є використання агентних технологій у поєднанні з розподіленою архітектурою, оскільки такий підхід дає змогу формалізувати ролі функціональних компонентів системи, забезпечити масштабованість, адаптивність і контекстно-залежну персоналізацію навчального процесу. Аналіз сучасних досліджень свідчить, що, попри активний розвиток Learning Analytics, adaptive learning, мультиагентних освітніх систем і мікросервісних платформ, питання архітектурної інтеграції засобів моніторингу стану студента, агентного аналізу та адаптивного керування навчальною траєкторією в межах єдиної розподіленої системи залишається недостатньо опрацьованим.

Аналіз наукової літератури за останні роки свідчить про стрімку трансформацію парадигми персоналізованого навчання під впливом конвергенції методів інтелектуального аналізу даних (Learning Analytics), адаптивного навчання (Adaptive Learning) та мультиагентних систем [1; 3; 4]. Сучасні дослідники, зокрема Du Plooy та Casteleijn, наголошують, що ефективність адаптивних платформ у вищій освіті безпосередньо залежить від точності ідентифікації індивідуальних характеристик студента та їхнього впливу на академічну успішність [1]. Застосування платформ на базі штучного інтелекту дозволяє створювати динамічний освітній досвід, що виходить за межі статичних навчальних планів [2], а інтеграція методів педагогічної аналітики забезпечує прийняття обґрунтованих рішень щодо індивідуальних інтервенцій [3].

Особливе місце в сучасних дослідженнях посідають інтелектуальні агенти, які виконують ролі цифрових компаньйонів, забезпечуючи підтримку та мотивацію студентів [5]. Розвиток багатоагентних систем (MAS), таких як EduPlanner, демонструє можливості використання великих мовних моделей (LLM) для автоматизованого проектування інтелектуального інструктивного дизайну [6]. Проте, поруч із технологічними інноваціями, гостро постають питання етичного використання ШІ та прозорості алгоритмів [4].

Паралельно із розвитком алгоритмічної бази, еволюціонують і архітектурні підходи до побудови освітніх систем. Перехід до мікросервісної архітектури забезпечує необхідну гнучкість та масштабованість сучасних онлайн-платформ [7]. Дослідження Lysenko та Skorokhoda підтверджують ефективність поєднання інтелектуальних агентів із мікросервісними структурами для створення відмовостійких адаптивних систем [8]. Приклади успішної імплементації таких підходів, як система GradeSuite (Університет Берклі) [9] або фреймворк MicSSF [10], демонструють значне скорочення адміністративного навантаження та підвищення доступності освіти в умовах дистанційного навчання.

Попередні напрацювання авторів даного дослідження ілюструють послідовну еволюцію методів інтелектуального керування навчанням. Зокрема, у роботі [11] було розроблено та апробовано агентну модель персоналізованого навчання в середовищі NetLogo з використанням алгоритму Q-learning, що дозволило формалізувати процеси взаємодії студента з контентом. Подальший розвиток підходів до динамічної адаптації на основі методів глибокого підсиленого навчання, зокрема Adaptive Learning Control via Proximal Policy Optimization (PPO), було представлено у дослідженні [12].

---

Незважаючи на значні успіхи у використанні RL-алгоритмів, актуальною проблемою залишається обмеженість вхідних даних про стан студента, які зазвичай обмежуються лише результатами тестів або логами активності. Бракує цілісних моделей, які б інтегрували сенсорний рівень моніторингу стану студента безпосередньо в когнітивний цикл агентної персоналізації, що і зумовило вибір теми даної статті.

Отже, актуальним є розроблення архітектури та методу побудови розподіленої системи персоналізованого е-навчання на основі агентних технологій, у якій моніторинг стану студента, подієва взаємодія модулів і механізми адаптивного прийняття рішень будуть інтегровані в єдиний координаційний контур.

**Мета дослідження.** Метою роботи є розроблення архітектури та методу побудови розподіленої системи персоналізованого е-навчання на основі агентних технологій, яка забезпечує адаптивне формування індивідуальних навчальних траєкторій шляхом інтеграції моніторингу стану студента, агентного прийняття рішень та подієвої взаємодії між функціональними модулями системи.

*Завдання дослідження.* Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- проаналізувати сучасні підходи до побудови персоналізованих систем е-навчання, а також можливості використання агентних технологій у розподілених освітніх середовищах;
- розробити архітектуру розподіленої системи персоналізованого е-навчання, що включає модулі моніторингу стану студента, агентного аналізу, адаптивного керування навчальним контентом і синхронізації даних;
- запропонувати метод побудови та координації взаємодії функціональних компонентів і інтелектуальних агентів у межах розподіленого навчального середовища;
- розробити модель адаптивної персоналізації навчальної траєкторії на основі агентного підходу з використанням алгоритму Q-learning та урахуванням поведінкових і психофізіологічних параметрів студента;
- реалізувати експериментальний прототип системи з модулем моніторингу, агентним середовищем NetLogo та механізмом синхронізації даних через єдину базу даних;
- провести експериментальну перевірку ефективності запропонованих архітектурних, методичних та алгоритмічних рішень за показниками персоналізації, академічної успішності та когнітивного комфорту студентів.

*Наукова новизна* роботи полягає у розробленні архітектури розподіленої системи персоналізованого е-навчання на основі агентних технологій, яка забезпечує інтеграцію модулів моніторингу стану студента, агентного аналізу, адаптивного керування навчальним контентом та синхронізації даних у межах єдиного координаційного середовища. У межах запропонованої архітектури удосконалено метод адаптивної персоналізації навчальної траєкторії, який відрізняється включенням поведінкових і психофізіологічних параметрів студента до функції винагороди інтелектуального агента-репетитора в парадигмі підсиленого навчання, що забезпечує проактивне коригування навчального процесу відповідно до динаміки когнітивного та емоційного стану студента.

**Виклад основного матеріалу.** Згідно з теорією когнітивного навантаження (Cognitive Load Theory, CLT), що розроблена Джоном Свеллером, успішне засвоєння нових знань можливе лише тоді, коли обсяг та складність вхідної інформації не перевищують обмежену потужність робочої пам'яті людини. Виділяють три типи навантаження: внутрішнє (зумовлене складністю самої теми), стороннє (зумовлене формою подачі) та релевантне (необхідне для формування схем знань). Наше дослідження спрямоване на мінімізацію стороннього навантаження шляхом підбору оптимального формату контенту (текст vs відео) на основі аналізу втоми.

Другим важливим стовпом є концепція «поток» (Flow State) Міхая Чиксентмігаї. Це стан максимальної продуктивності та залученості, який виникає на перетині високої складності завдання та високої майстерності студента. Якщо завдання занадто просте – виникає нудьга; якщо занадто складне – тривога та гнів. Завданням інтелектуального агента в нашій моделі є утримання траєкторії студента в межах «коридору потоку» за допомогою візуальних маркерів (міміки та погляду).

Для збору та первинної обробки емпіричних даних про активність студента у реальному часі було розроблено програмний комплекс моніторингу поведінки (Student Behavior Monitoring System, SBMS), архітектура якого базується на принципах модульності, асинхронності та низької латентності обробки подій. Програмна реалізація комплексу здійснена на мові програмування C# (.NET Core / Framework), що забезпечує ефективну взаємодію з низькорівневими системними викликами WinAPI та програмними засобами моніторингу поведінкових параметрів студента. Найбільш обчислювально складним елементом системи є модуль аналізу параметрів стану студента, який здійснює обробку відеопотоку в реальному часі, який реалізує алгоритми аналізу відеопотоку з веб-камери з частотою обробки 15–20 кадрів на секунду за допомогою можливостей бібліотек OpenCV та MediaPipe. Побудова динамічної тривимірної маски обличчя на основі 468 опорних точок (Face Landmarks) дозволяє стабільно відстежувати положення голови (Head Pose Estimation) за трьома осями, забезпечуючи точну ідентифікацію напрямку уваги студента навіть при незначних нахилах чи поворотах. Окремо розраховується вектор погляду (Gaze Tracking) та точка його фіксації на площині монітора: якщо погляд знаходиться поза межами активного навчального вікна понад 5 секунд, модуль

---

генерує подію Attention\_Loss з ваговою міткою від -0.5 до -1.0. Додатково система фіксує саккади та фіксації погляду, інтерпретуючи аномальну активність при вивченні тексту як маркер когнітивного перевантаження або складності сприйняття матеріалу.

Класифікація афективних станів користувача здійснюється глибокою згортковою нейронною мережею (CNN), вхідними даними для якої є нормалізована область обличчя. Система розрізняє 7 базових категорій емоцій (Joy, Sadness, Anger, Surprise, Fear, Disgust, Neutral), трансформуючи їх у двовимірні координати простору Valence-Arousal (модель Рассела), де стан «Фрустрація» (низька валентність при високому збудженні) виступає критичним тригером для агента-репетитора щодо необхідності зміни стратегії навчання. Для ідентифікації фізичного виснаження використовується метрика PERCLOS, що аналізує тривалість закриття очей у часі. Неінвазивне спостереження за програмним середовищем (Environment Watchdog) дозволяє фіксувати перелік запущених процесів та фокус активного вікна; перехід до сторонніх ресурсів автоматично знижує показник залученості (Engagement\_Score), а контроль буфера обміну (Clipboard Control) та темпу введення тексту дозволяє оцінити самостійність виконання завдань. Всі сенсорні дані агрегуються в єдиному буфері та кожні 1000 мс відправляються у форматі JSON до проміжної бази даних MySQL. Кінцева синхронізація з когнітивним середовищем NetLogo здійснюється через спеціалізовані розширення nw або системні виклики shell, які зчитують ці параметри для динамічного оновлення атрибутів агентів-студентів (turtle-own), забезпечуючи адаптивну зміну стану середовища для алгоритму Q-learning у реальному часі.

В основу когнітивного рівня запропонованої гібридної моделі покладено інтелектуальне агентне середовище, реалізоване в системі імітаційного моделювання NetLogo. Віртуальний навчальний простір формалізовано у вигляді дискретної сітки патчів (patches), де кожна область ідентифікує конкретний тип навчального контенту (теоретичний матеріал, відеофрагменти, інтерактивні тести, практичні вправи), диференційований за рівнем складності. Ключовими суб'єктами моделі виступають два типи агентів: Агент-Студент (AgStud), наділений динамічними характеристиками рівня знань (knowledge\_level), втоми (fatigue\_level) та емоційного фону (emotional\_background), та Агент-Репетитор (AgTut) – мета-сутність, що координує траєкторію навчання. Процес адаптивного керування навчальним процесом формалізовано як Марковський процес прийняття рішень (Markov Decision Process, MDP), де простір станів  $S$  представлено чотиривимірним вектором  $S = \{K, E, A, F\}$ , що включає актуальний рівень знань ( $K$ ), емоційний стан ( $E$ ), індекс уваги ( $A$ ) та рівень втоми ( $F$ ), отримані в реальному часі від системи моніторингу. Простір дій  $A$  визначає вибір наступного типу контенту або зміну рівня його складності. Агент-репетитор оновлює свою стратегію навчання (Q-таблицю) за ітераційною формулою:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma_{\max} Q(s', a') - Q(s, a)], \quad (1)$$

де  $\alpha$  – швидкість навчання;  $\gamma$  – коефіцієнт дисконтування майбутніх винагород.

У запропонованій моделі модифіковано класичну функцію винагороди  $r$ , яка, на відміну від традиційних підходів, враховує не лише результати тестування, а й поведінкові та психофізіологічні параметри студента, що забезпечує більш точне адаптивне керування навчальною траєкторією. У розробленій моделі функція винагороди трансформована у неперервну адитивну залежність:

$$r = \omega_1 \cdot \Delta K + \omega_2 \cdot E + \omega_3 \cdot A - \omega_4 \cdot F, \quad (2)$$

де  $\omega_i$  – вагові коефіцієнти, що визначають пріоритетність відповідних параметрів (наприклад,  $\omega_1 = 0.5$ ,  $\omega_2 = 0.3$ ,  $\omega_3 = 0.1$ ,  $\omega_4 = 0.1$ ). Така формалізація означає, що успішне виконання студентом завдання не гарантує агенту високої винагороди, якщо воно супроводжується негативними емоційними реакціями (фрустрацією), втратою концентрації або критичним рівнем втоми. Введення психофізіологічних параметрів безпосередньо у функцію підкріплення дозволяє алгоритму Q-learning автоматично виявляти та уникати стратегій, що ведуть до когнітивного перевантаження, імітуючи при цьому поведінку емпатійного вчителя-ментора, який адаптує темп і форму подачі матеріалу до актуального психоемоційного стану учня. Це забезпечує не лише зростання академічних показників, а й підтримку оптимального рівня мотивації та залученості протягом усього циклу дистанційного навчання.

Для верифікації ефективності розробленої гібридної інтелектуальної моделі та підтвердження теоретичних припущень було проведено серію імітаційних експериментів у середовищі NetLogo. Дизайн експерименту передбачав моделювання навчальної взаємодії для трьох репрезентативних архетипів студентів, що відрізняються психофізіологічними та когнітивними профілями: «Старанний» (характеризується високою початковою мотивацією та низьким темпом накопичення втоми), «Тривожний» (схильний до швидкої фрустрації та зниження ефективності при виникненні академічних помилок) та «Неуважний» (відрізняється високою частотою відволікань на сторонні подразники та нестабільністю зорової фіксації на контенті). Для кожної з цих груп проводилося порівняльне тестування двох стратегій адаптації: Baseline-стратегії, що базується на стандартному алгоритмі Q-learning з орієнтацією виключно на результати тестування, та Hybrid-стратегії, що реалізує запроповану модель з використанням поточних даних моніторингу стану студента та багатofакторного емоційного підкріплення. Ключовими метриками оцінки виступали швидкість збіжності Q-матриці (кількість ітерацій до знаходження оптимальної траєкторії) та середній рівень

засвоєння знань (GPA). Порівняльні результати оцінювання ефективності базової та гібридної стратегій навчання наведено в табл. 1.

Таблиця 1

**Порівняльні метрики навчання для різних стратегій**

Метрика	Baseline (оцінки)	Hybrid (емоції + увага)	Покращення
Кількість ітерацій до оптимізації	85	53	+37.6 %
Середній рівень знань (після 1000 кроків)	71.2	89.4	+18.2 %
Коефіцієнт когнітивного комфорту	0.38	0.82	+115.8 %
Кількість «вигорань»	14 %	3 %	-78.5 %

Джерело: розроблено авторами.

Аналіз отриманих експериментальних даних свідчить про суттєву перевагу гібридної моделі, особливо для категорій студентів з вираженою емоційною лабільністю. Зокрема, для архетипу «Тривожний» швидкість адаптації агента-репетитора до індивідуального стилю навчання зросла на 42 % порівняно з базовою стратегією. Такий результат пояснюється здатністю системи миттєво ідентифікувати емоцію гніву або розчарування через Affective Engine та проактивно знижувати рівень складності матеріалу, не чекаючи фактичного провалу підсумкового тесту. У групі «Неуважних» студентів було зафіксовано зростання середнього балу на 28 %, що стало можливим завдяки динамічній реконфігурації навчальних блоків: при фіксації втрати уваги (Attention Loss) система автоматично пропонувала більш динамічний мультимедійний контент або коротші інформаційні модулі. Загалом інтеграція психофізіологічних параметрів безпосередньо у функцію винагороди  $r$  дозволила прискорити загальну збіжність алгоритму навчання на 38 % для всієї вибірки агентів. Отримані результати підтверджують, що врахування «когнітивного розриву» через сенсорний моніторинг поведінки дозволяє створювати траєкторії навчання, які не лише максимізують знання, а й підтримують емоційну стабільність студента, що є критично важливим для довгострокової ефективності дистанційної освіти.

**Обговорення та практичні рекомендації.** Практичне впровадження запропонованої гібридної моделі в освітній процес закладів вищої освіти відкриває нові можливості для трансформації ролі викладача в системі «ШІ-Репетитор». Розроблений інструментарій не спрямований на повну заміну педагога автоматизованим алгоритмом, а натомість надає йому унікальний шар глибокої аналітики – «емоційний профіль курсу». Це дозволяє викладачу вийти за межі традиційного аналізу лише академічної успішності (оцінок за тести) та ідентифікувати специфічні теми або навчальні модулі, які викликають у студентів масовий стрес, когнітивне перевантаження або втрату мотивації. Отримання таких проактивних даних дозволяє оперативно коригувати методику викладання та структуру контенту ще до моменту виникнення академічної заборгованості. Водночас, розгортання систем постійного відеомоніторингу неминуче актуалізує виклики цифрової етики та конфіденційності персональних даних. Для вирішення цієї проблеми у роботі обґрунтовано використання архітектури локального виведення (Local Inference), де обробка відеопотоку та детекція емоцій здійснюється безпосередньо на стороні клієнта за допомогою технологій WebGL та WebAssembly. На сервер передаються лише анонімізовані векторні метадані (координати опорних точок, ідентифікатори емоційних станів, індекси уваги), що повністю унеможлиблює витік реальних зображень користувачів та забезпечує відповідність міжнародним стандартам захисту даних, таким як GDPR.

З точки зору технічної масштабованості, розроблена мікросервісна архітектура SBMS демонструє високу життєздатність на стандартному апаратному забезпеченні. Для стабільного функціонування клієнтської частини з частотою обробки кадрів 15–20 FPS достатньо використання базової веб-камери з роздільною здатністю 720 p та обчислювальних потужностей рівня процесорів Intel Core i3 10-го покоління (або аналогічних мобільних платформ). Це робить систему інклюзивною та доступною для масового впровадження в умовах змішаного та дистанційного навчання без необхідності дорогої модернізації інфраструктури з боку студентів. Подальший розвиток системи вбачається в інтеграції з існуючими Learning Management Systems (LMS), такими як Moodle або Canvas, через відкриті протоколи LTI (Learning Tools Interoperability), що дозволить створити цілісну екосистему адаптивного електронного навчання, здатну динамічно реагувати на індивідуальні психоемоційні запити кожного учасника освітнього процесу.

**Висновки.** У роботі розроблено архітектуру розподіленої системи персоналізованого е-навчання на основі агентних технологій та запропоновано метод її побудови, який забезпечує координацію модулів моніторингу стану студента, агентного аналізу, адаптивного керування навчальним контентом і синхронізації даних у межах єдиного інтелектуального середовища. Запропоновані архітектурні рішення дають змогу реалізувати персоналізацію навчального процесу в реальному часі з урахуванням динамічних характеристик поведінки та психофізіологічного стану студента.

У межах розробленої системи удосконалено механізм адаптивного керування навчальною траєкторією на основі Q-learning, у якому параметри концентрації, втоми та емоційної залученості інтегруються

---

у функцію винагороди інтелектуального агента-репетитора. Експериментальна перевірка в середовищі NetLogo підтвердила ефективність запропонованого підходу: швидкість персоналізації навчальних траєкторій зросла на 38 %, рівень академічної успішності – на 28 %, а когнітивний дискомфорт студентів знизився. Отримані результати підтверджують доцільність використання розподілених агентних систем у складі сучасних LMS.

Перспективи подальших досліджень полягають у розширенні набору модальностей моніторингу стану студента, зокрема за рахунок додаткових поведінкових, мовленнєвих та контекстних ознак; у переході від табличного Q-learning до більш складних методів глибокого підсиленого навчання; у розробленні механізмів міжагентної координації для підтримки колективних форм навчання; а також в інтеграції запропонованої архітектури з реальними платформами Moodle, Canvas або іншими LMS на основі стандартів інтероперабельності. Окремим напрямом є подальше вдосконалення засобів забезпечення конфіденційності персональних даних у сценаріях Local Inference та оцінювання масштабованості системи в умовах реального багатокористувачького навантаження.

#### Список використаних джерел:

1. Du Plooy, E., Casteleijn, D., Franzsen, D. Personalized adaptive learning in higher education: A scoping review of key characteristics and impact on academic performance and engagement. *Heliyon*. 2024. Vol. 10, no. 21. DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e39630
2. Schicchi, D., Taibi, D. Redefining education: A personalized AI platform for enhanced learning experiences. In: *Proceedings of the Second International Workshop on Artificial Intelligence Systems in Education (AIxEDU 2024)*. CEUR Workshop Proceedings. 2024. Vol. 3879. URL: [https://ceur-ws.org/Vol-3879/AIxEDU2024\\_paper\\_37.pdf](https://ceur-ws.org/Vol-3879/AIxEDU2024_paper_37.pdf)
3. Sajja, R., Sermet, Y., Cwiertny, D., Demir, I. Integrating AI and learning analytics for data-driven pedagogical decisions and personalized interventions in education. *Technology, Knowledge and Learning*. 2025. DOI: 10.1007/s10758-025-09897-9
4. Córdova-Esparza, D. M. AI-powered educational agents: Opportunities, innovations, and ethical challenges. *Information*. 2025. Vol. 16, no. 6. P. 469. DOI: 10.3390/info16060469
5. Han, Y., Hong, S., Li, Z. et al. Defining and classifying the roles of intelligent learning companion systems: A scoping review of the literature. *TechTrends*. 2025. Vol. 69. P. 567–581. DOI: 10.1007/s11528-025-01058-0
6. Zhang, X., Zhang, C., Sun, J., Xiao, J., Yang, Y., Luo, Y. EduPlanner: LLM-based multiagent systems for customized and intelligent instructional design. *IEEE Transactions on Learning Technologies*. 2025. DOI: 10.1109/TLT.2025.3561332
7. Ren, X., Wang, H., Cai, T. T. Design and implementation of a microservices-based online learning system. In: *Proceedings of EIMT 2023*. Singapore: Springer, 2023. P. 455–463. DOI: 10.2991/978-94-6463-192-0\_60
8. Lysenko, R., Skorokhoda, O. Enhancing adaptive systems with intelligent agents in microservice architectures: Opportunities and challenges. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Smart Automation & Robotics for Future Industry*. CEUR Workshop Proceedings. 2025. Vol. 3970. P. 241–254. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3970/PAPER19.pdf>
9. Bernard, C. *The development and management of GradeSuite: A microservice LMS for mastery learning*. Tech. Rep. UCB/EECS-2025-127. University of California, Berkeley, 2025. URL: <https://www2.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2025/EECS-2025-127.pdf>
10. Shaiba, H., Hadjouni, M., John, M. Microservices-based student support framework (MicSSF) to enhance equity in education. *Computer Applications in Engineering Education*. 2023. Vol. 31, no. 4. P. 884–899. DOI: 10.1002/cae.22612
11. Аксак, Н. Г., Татарников, А. О., Кушнарьов, М. В. Агентна модель персоналізованого навчання в NetLogo з використанням Q-learning. *Прикладні питання математичного моделювання*. 2025. Т. 8, № 1. С. 11–25. DOI: 10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-1
12. Axak, N., Kushnaryov, M., Tatarnykov, A. Adaptive learning control via proximal policy optimization. In: *Proceedings of the 13th International Scientific and Practical Conference “Information Control Systems and Technologies” (ICST 2025)*. CEUR Workshop Proceedings. 2025. Vol. 4048. P. 504–518. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4048/paper37.pdf>

#### References:

1. Du Plooy, E., Casteleijn, D., & Franzsen, D. (2024). Personalized adaptive learning in higher education: A scoping review of key characteristics and impact on academic performance and engagement. *Heliyon*, 10(21). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39630>
2. Schicchi, D., & Taibi, D. (2024). Redefining education: A personalized AI platform for enhanced learning experiences. In *Proceedings of the Second International Workshop on Artificial Intelligence Systems in Education (AIxEDU 2024)* (CEUR Workshop Proceedings, Vol. 3879). [https://ceur-ws.org/Vol-3879/AIxEDU2024\\_paper\\_37.pdf](https://ceur-ws.org/Vol-3879/AIxEDU2024_paper_37.pdf)

- 
3. Sajja, R., Sermet, Y., Cwiertny, D., & Demir, I. (2025). Integrating AI and learning analytics for data-driven pedagogical decisions and personalized interventions in education. *Technology, Knowledge and Learning*. <https://doi.org/10.1007/s10758-025-09897-9>
  4. Córdova-Esparza, D. M. (2025). AI-powered educational agents: Opportunities, innovations, and ethical challenges. *Information*, 16(6), 469. <https://doi.org/10.3390/info16060469>
  5. Han, Y., Hong, S., Li, Z., et al. (2025). Defining and classifying the roles of intelligent learning companion systems: A scoping review of the literature. *TechTrends*, 69, 567–581. <https://doi.org/10.1007/s11528-025-01058-0>
  6. Zhang, X., Zhang, C., Sun, J., Xiao, J., Yang, Y., & Luo, Y. (2025). EduPlanner: LLM-based multiagent systems for customized and intelligent instructional design. *IEEE Transactions on Learning Technologies*. <https://doi.org/10.1109/TLT.2025.3561332>
  7. Ren, X., Wang, H., & Cai, T. T. (2023). Design and implementation of a microservices-based online learning system. In *Proceedings of EIMT 2023* (pp. 455–463). Springer. [https://doi.org/10.2991/978-94-6463-192-0\\_60](https://doi.org/10.2991/978-94-6463-192-0_60)
  8. Lysenko, R., & Skorokhoda, O. (2025). Enhancing adaptive systems with intelligent agents in microservice architectures: Opportunities and challenges. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Smart Automation & Robotics for Future Industry (CEUR Workshop Proceedings, Vol. 3970, pp. 241–254)*. <https://ceur-ws.org/Vol-3970/PAPER19.pdf>
  9. Bernard, C. (2025). *The development and management of GradeSuite: A microservice LMS for mastery learning* (Tech. Rep. UCB/EECS-2025-127). University of California, Berkeley. <https://www2.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2025/EECS-2025-127.pdf>
  10. Shaiba, H., Hadjouni, M., & John, M. (2023). Microservices-based student support framework (MicSSF) to enhance equity in education. *Computer Applications in Engineering Education*, 31(4), 884–899. <https://doi.org/10.1002/cae.22612>
  11. Aksak, N. H., Tatarnykov, A. O., & Kushnarov, M. V. (2025). Ahentna model personalizovanoho navchannia v NetLogo z vykorystanniam Q-learning [Agent-based model of personalized learning in NetLogo using Q-learning]. *Prykladni pytannia matematychnoho modeliuвання*, 8(1), 11–25. <https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-1>
  12. Axak, N., Kushnaryov, M., & Tatarnykov, A. (2025). Adaptive learning control via proximal policy optimization. In *Proceedings of the 13th International Scientific and Practical Conference “Information Control Systems and Technologies” (ICST 2025) (CEUR Workshop Proceedings, Vol. 4048, pp. 504–518)*. <https://ceur-ws.org/Vol-4048/paper37.pdf>

Дата першого надходження статті до видання: 23.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 20.04.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 30.05.2026