

КОМП'ЮТЕРНІ НАУКИ

УДК 004.8:004.421.2:37.018.43

DOI <https://doi.org/10.32782/2521-6643-2025-2-70.8>

Аксак Н. Г., доктор технічних наук, професор,
професор кафедри комп'ютерних інтелектуальних технологій
та систем
Харківського національного університету радіоелектроніки
ORCID: 0000-0001-8372-8432

Татарников А. О., аспірант факультету комп'ютерної інженерії
та управління
Харківського національного університету радіоелектроніки
ORCID: 0000-0002-1632-8188

БАГАТОШАРОВА МІКРОСЕРВІСНО-АГЕНТНА АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНОГО НАВЧАННЯ

Метою роботи є розроблення багатошарової мікросервісно-агентної архітектури системи для реалізації персоналізованого навчання на основі використання поведінкових даних із інтегрованим модулем комп'ютерного зору (SBMS–LMS), що забезпечує адаптивність навчального процесу та можливість автоматичного відстеження різноманітної активності студентів. Методологічною основою є поєднання принципів багатоагентних систем, мікросервісної архітектури, сенсорної поведінкової аналітики та формальної верифікації безпеки у часовій логіці. Архітектура реалізує семирівневу модель, що включає сенсорний шар (SBMS), аналітичні сервіси (Learning Analytics, Adaptive Learning), агентну оркестрацію (MAS) та інтеграцію з часто використовуваною LMS Moodle через технологію REST API. Система дозволяє підтримувати збір поведінкових сигналів (присутність студентів на заняттях, увага на лекційних заняттях, порушення дисципліни та використання систем обходу систем контролю), аналітику активності та успішності, формування рекомендацій для учнів і зворотний зв'язок у режимі реального часу, який забезпечує можливість студентам впливати на навчальний процес та покращувати його якість. Модуль безпеки гарантує автентифікацію, шифрування та знеособлення даних відповідно до політик GDPR/FERPA. Наукова новизна полягає у створенні єдиного, стандартизованого когнітивно-аналітичного контуру, який поєднує в собі агентну логіку ухвалення рішень, потокову аналітику поведінкових даних та мікросервісну можливість розбиття функцій освітніх сервісів на незалежні модулі, що в свою чергу підвищує відмово стійкість та захист від отримання повного доступу до системи можливим злоумисником. Отримані в процесі дослідження результати на практиці підтверджують ефективність інтеграції SBMS із LMS та здатність створеної системи динамічно адаптувати навчальні траєкторії, підвищуючи якість і персоналізацію освіти.

Ключові слова: автоматизоване тестування, Docker, мікросервісна архітектура, навчальна платформа, навчання, персоналізація, моніторинг, агент, масштабування, продуктивність

Axak N. G., Tatarnykov A. O. Multilayer microservice-agent architecture of a personalized learning system

The goal of this work is to develop a multi-layered microservice-agent architecture for implementing personalized learning based on the use of behavioral data with an integrated computer vision module (SBMS–LMS), which ensures the adaptability of the learning process and the ability to automatically track various student activities. The methodological basis is a combination of the principles of multi-agent systems, microservice architecture, sensory behavioral analytics, and formal security verification in temporal logic. The architecture implements a seven-level model that includes a sensor layer (SBMS), analytical services (Learning Analytics, Adaptive Learning), agent orchestration (MAS), and integration with the widely used LMS Moodle via REST API technology. The system allows for the collection of behavioral signals (student attendance, attention in lectures, disciplinary violations, and use of control system bypasses), students activity and full performance analytics, the formation of recommendations for students, and real-time feedback, which allows students to influence the learning process and improve its quality. The security module guarantees authentication, encryption, and fully anonymization of users data in accordance with GDPR/FERPA standartisation policies. The scientific novelty lies in the creation of a unified, standardized cognitive-analytical circuit that combines agent-based decision-making logic, stream analytics of behavioral data, and the microservice capability

© Н. Г. Аксак, А. О. Татарников, 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

to break down educational service functions into independent modules, which in turn increases fault tolerance and protection against full access to the system by a potential attacker. The work results obtained in the course of the research confirm in real practice the effectiveness of SBMS integration with LMS Moodle and the ability of the created system to dynamically adapt current learning trajectories, improving the quality of learning and improve personalization level of education.

Key words: automated testing, Docker, microservice architecture, learning platform, training, monitoring, agent, scaling, performance, personalization

Актуальність і стан досліджень. Цифрова трансформація освіти зумовила необхідність у створенні інтелектуальних систем, здатних забезпечити персоналізоване навчання з урахуванням стилю навчання, мотивації, поведінкових характеристик і когнітивного стану студентів. Традиційні LMS, хоч і забезпечують базову організацію контенту й оцінювання, залишаються статичними та не адаптуються до змін поведінки студентів. Особливо актуальною є потреба в системах, які в реальному часі аналізують активність, прогножують ризики та коригують навчальні траєкторії.

Упродовж 2020–2025 років персоналізоване навчання розвивалося під впливом Learning Analytics, Adaptive Learning, Multi-Agent Systems та штучного інтелекту [1], [3], [4]. Сучасні адаптивні системи базуються на попередньому тестуванні, логах активності та когнітивно-аналітичних моделях, які враховують емоційний стан і рівень залученості [1], [3]. Використання великих мовних моделей (LLM) дозволяє створювати платформи, що адаптують контент до стилю навчання студента та забезпечують динамічний зворотний зв'язок [2]. У поєднанні з XR-технологіями (VR/AR/MR) це сприяє глибшому зануренню в адаптивне освітнє середовище.

Інтелектуальні агенти також відіграють важливу роль у персоналізації. Вони виконують функції підтримки, пояснення та мотивації, імітуючи поведінку людських компаньйонів [5]. Багатоагентні системи (MAS) реалізують більш складну взаємодію – наприклад, у прототипі EduPlanner агенти автоматично створюють і вдосконалюють навчальні плани на основі результатів і типових помилок студентів [6].

Паралельно з цим освітні платформи активно впроваджують мікросервісну архітектуру для підвищення гнучкості, масштабованості й надійності [7]. Вона дозволяє розгортати незалежні функціональні модулі (тестування, аналітика, рекомендації) з можливістю автономного оновлення. Дослідники відзначають, що модульність мікросервісів значно спрощує оновлення функцій, дозволяє масштабувати лише необхідні компоненти та знижує витрати на технічну підтримку [8]. Так, система GradeSuite (Університет Берклі) забезпечила автоматизоване гнучке оцінювання та скоротила час адміністрування оцінок на 90% [9]. Аналогічно, платформа підтримки студентів, розроблена Shaiba та ін., розподілила сервіси технічної й освітньої підтримки, що виявилось ефективним в умовах екстреного дистанційного навчання (ERT) [10].

Загалом тенденції зводяться до інтеграції ШІ у навчальні системи, розвитку LA для педагогічної аналітики, застосування агентних моделей для підтримки мотивації та адаптації, а також переходу до хмарно-орієнтованих, мікросервісних освітніх платформ. Проте водночас з'являються виклики: потреба в етичному використанні ШІ, захисті даних, забезпеченні прозорості алгоритмів і педагогічної доцільності [2], [3], [4].

Попередні роботи авторів [11], [12] ілюструють еволюцію підходів – від агентно-орієнтованого моделювання до побудови мікросервісних систем персоналізації та моніторингу поведінки (SBMS). Водночас бракує цілісної архітектури моделі, що поєднувала б сенсорний рівень (моніторинг за допомогою CV), аналітичний (збір і обробка даних) і когнітивний (агентна персоналізація).

Мета дослідження – розробити багаторівневу мікросервісно-агентну архітектуру системи персоналізованого навчання на основі поведінкових даних із безперервним адаптивним циклом та інтеграцією з LMS Moodle.

Завдання дослідження:

- проаналізувати сучасні архітектури персоналізації;
- формалізувати модель взаємодії агентів, сервісів і сенсорних компонентів;
- розробити мікросервісну структуру збору, аналітики й адаптації;
- реалізувати інтеграцію SBMS з LMS;
- забезпечити безпеку, приватність і відповідність стандартам.

Наукова новизна полягає в побудові когнітивно-аналітичного контуру, що поєднує агентну логіку, потокову аналітику та сенсорний контроль. Запропонована система переходить від реактивної до проактивної адаптації, прогножуючи поведінку студента та коригуючи освітній процес у реальному часі.

Концептуальна модель системи персоналізованого навчання. Концептуальна модель системи персоналізованого навчання базується на принципах багатоагентної взаємодії, де інтелектуальні агенти представляють ролі учасників навчального процесу та автономно приймають рішення, ґрунтуючись на поведінкових даних і стані середовища.

Формально багатоагентну систему можна визначити як множину:

$$MAS = \{Ag, Act, Env\}, \quad (1)$$

де: $Ag = \{A_{stud}, A_{teach}, A_{anal}, A_{gsys}, A_{gsurvey}\}$ – множина агентів; Act – множина дій, які агенти можуть виконувати; $Env = \{E_{LMS}, E_{SBMS}, E_{Cloud}\}$ – множина елементів середовища.

У цій моделі кожен агент функціонує автономно, але взаємодіє з іншими через спільні протоколи обміну (REST API, JSON, MQTT), утворюючи когнітивно-аналітичний цикл, спрямований на персоналізацію навчальної траєкторії. Типи агентів і їх ролі наведені у (табл. 1).

Таблиця 1

Типи агентів і їх ролі

Агент	Основна роль	Джерела даних	Тип дій
агент студента	Відображає поведінку, активність і результати навчання.	LMS Moodle, SBMS, інтерактивні модулі	Надсилання подій, отримання рекомендацій, оновлення статусу
агент викладача	Координує навчальний процес, аналізує успішність студентів.	LMS, аналітичні звіти	Прийняття рішень, затвердження рекомендацій, зворотний зв'язок
агент аналітики	Виконує статистичний і прогностичний аналіз поведінкових даних.	Сервіс аналітики, історичні дані	Розрахунок метрик, прогнозування ризиків, кластеризація
агент системи	Координує роботу інших агентів і сервісів; забезпечує безпеку, моніторинг, інтеграцію.	API Gateway, Security Service	Маршрутизація, логування, верифікація інваріантів
агент опитувань	Збирає відгуки студентів і викладачів, формує контекстні оцінки задоволеності.	Web-портал, форми зворотного зв'язку	Ініціювання опитувань, збереження результатів

Середовище функціонування системи персоналізованого навчання побудоване як взаємодія трьох основних компонентів, що утворюють цілісну інтелектуальну інфраструктуру. Першим є E_{LMS} – навчальне середовище, яке представлено системою Moodle або іншими LMS і містить освітній контент, оцінки, журнали активності студентів та інструменти для взаємодії між учасниками освітнього процесу. Другим компонентом виступає E_{SBMS} , тобто сенсорне середовище моніторингу поведінки студентів, яке включає відеопотік, детектори присутності та журнали подій браузера. Третім компонентом є E_{Cloud} – хмарна інфраструктура, яка забезпечує зберігання великих обсягів даних, виконання аналітичних обчислень і роботу модулів машинного навчання.

Усі три середовища взаємодіють між собою через шину подій (Event Bus) або асинхронні черги повідомлень (RabbitMQ, Kafka), що забезпечує потокову обробку даних у реальному часі.

Логіка функціонування моделі побудована у вигляді циклічного процесу, який формує адаптивний контур навчання. На етапі спостереження сенсорний шар SBMS реєструє поведінкові події – фіксує присутність студента, напрямок погляду, рівень уваги, характер взаємодії з навчальними матеріалами, можливі порушення чи зміни емоційного стану. Далі, під час інтерпретації, агент аналітики (A_{ganal}) обробляє ці події, класифікує їх, розраховує індекс активності, визначає ризик відставання та прогнозує рівень успішності навчання. На етапі планування (агент системи (A_{gsys})) у взаємодії з агентом викладача (A_{gteach}) формує нові навчальні завдання або рекомендації, адаптуючи навчальний контент під потреби конкретного студента.

Наступна стадія – дія – передбачає реалізацію цих рекомендацій, коли агент студента (A_{gstud}) отримує індивідуальні вказівки, що можуть стосуватися повторення певної теми, зміни складності завдань або проходження додаткової консультації.

Таким чином, описаний процес створює динамічну систему персоналізації навчання, у якій усі рішення приймаються на основі реальних поведінкових даних. Взаємодія між середовищами E_{LMS} , E_{SBMS} і E_{Cloud} забезпечує замкнений когнітивно-аналітичний контур, що дозволяє системі постійно вдосконалювати свої рекомендації та підтримувати оптимальний рівень залученості студентів у навчальний процес. Система підтримує три типи потоків (табл. 2).

Таблиця 2

Основні типи потоків даних у системі персоналізованого навчання

Тип потоку	Напрямок	Зміст
Поведінковий	SBMS → Analytics → MAS → LMS	Події моніторингу, фіксація присутності, активність, порушення
Аналітичний	Analytics ↔ Adaptive Learning	Метрики, прогнози, класифікація студентів
Когнітивний	MAS ↔ LMS ↔ Users	Рекомендації, зміни траєкторій, зворотний зв'язок

Ці потоки утворюють замкнений когнітивно-аналітичний цикл, що реалізує саморегулювання навчального процесу.

Формальна модель взаємодії. Для опису взаємодії між агентами використовується множина правил виду:

$$R = \{(s, a, s', r) \mid s, s' \in S, a \in \text{Act}, r \in R\}, \quad (2)$$

де: s – поточний стан студента, a – дія агента (наприклад, «повторити тему», «змінити темп»), s' – новий стан після виконання дії, r – функція винагороди, яка оцінює ефективність дії.

Функція винагороди може визначатися як:

$$r = w_1 \cdot P + w_2 \cdot A + w_3 \cdot E, \quad (3)$$

де P – показник прогресу, A – рівень активності, E – коефіцієнт емоційного залучення; w_i – вагові коефіцієнти, встановлені під час навчання моделі.

Це дозволяє реалізувати підкріплювальне навчання (Reinforcement Learning) для автоматичної адаптації траєкторії навчання.

Концептуальна модель поєднує агентну логіку прийняття рішень, потокову обробку даних і формалізовані правила поведінки студентів, що дозволяє: відслідковувати стан навчального процесу в реальному часі; адаптувати завдання й темп під кожного користувача; формувати замкнутий цикл «сприйняття → аналіз → рекомендація → дія → оцінка».

Архітектура та реалізація системи. Розроблена архітектура системи персоналізованого навчання побудована на основі поєднання агентного та мікросервісного підходів із додаванням сенсорного шару моніторингу поведінки студентів (SBMS). Архітектура реалізує замкнений цикл адаптації навчання: від збору поведінкових даних і аналітики до формування рекомендацій та їх інтеграції з LMS Moodle. Єдина архітектура складається з семи рівнів (L1–L7), кожен з яких виконує окрему роль у циклі персоналізації (таблиця 3).

Ця структура представлена на рисунку 1 (єдина архітектура). Багатошарова мікросервісно-агентна архітектура системи персоналізованого навчання на основі поведінкових даних з інтегрованим модулем комп'ютерного зору (SBMS–LMS) – це інтегрована інтелектуальна архітектура, яка забезпечує адаптивне навчання шляхом збору, аналізу та інтерпретації поведінкових даних студентів, їх перетворення в персоналізовані рекомендації, а також автоматичного моніторингу навчальної активності через систему комп'ютерного зору (Student Behavior Monitoring System).

Таблиця 3

Багаторівнева структура архітектури системи персоналізованого навчання

Рівень	Назва	Основні функції
L7	Інтерфейс користувача (UI/LMS)	Взаємодія студентів і викладачів з системою через Moodle, дашборди й веб-портал.
L6	Оркестрація агентів (MAS)	Узгодження рішень між агентами <i>Student, Teacher, Analyst, System</i> ; обмін подіями через REST API, формування колективних рішень і політик адаптації
L5	Персоналізація (Adaptive Learning Service)	Побудова рекомендацій на основі прогнозів аналітики; формування індивідуальних траєкторій, адаптація темпу, складності та змісту навчання.
L4	Аналітика (Learning Analytics Service)	Обчислення метрик активності, ризику, успішності; прогнозування результатів; сегментація студентів.
L3	Збір та інтеграція даних (API Gateway + Data Ingest)	Єдиний шлюз REST/JSON для зв'язку з LMS і SBMS; нормалізація даних, маршрутизація запитів, шина повідомлень
L2	Сенсорний шар (SBMS + CV)	Моніторинг поведінки, присутності та активності студентів, виявлення несанкціонованої діяльності під час е-тестів через відеоспостереження та події системи.
L1	Дані, безпека та спостережність	Зберігання подій (MongoDB, S3), аналітики (PostgreSQL), шифрування (TLS), логування (ELK), моніторинг (Prometheus), контроль доступу (OAuth2).

Архітектура реалізує замкнений цикл адаптації навчання – від фіксації поведінкових сигналів до аналітики, рекомендацій та корекції освітньої траєкторії – з урахуванням вимог безпеки, приватності та масштабованості. Вона охоплює три взаємопов'язані рівні інтелектуального управління: сенсорний (SBMS + CV) – фіксує присутність, увагу та активність студентів; аналітичний (Microservices) – обробляє події, формує метрики й прогнози успішності; когнітивний (MAS) – забезпечує персоналізацію через взаємодію агентів.

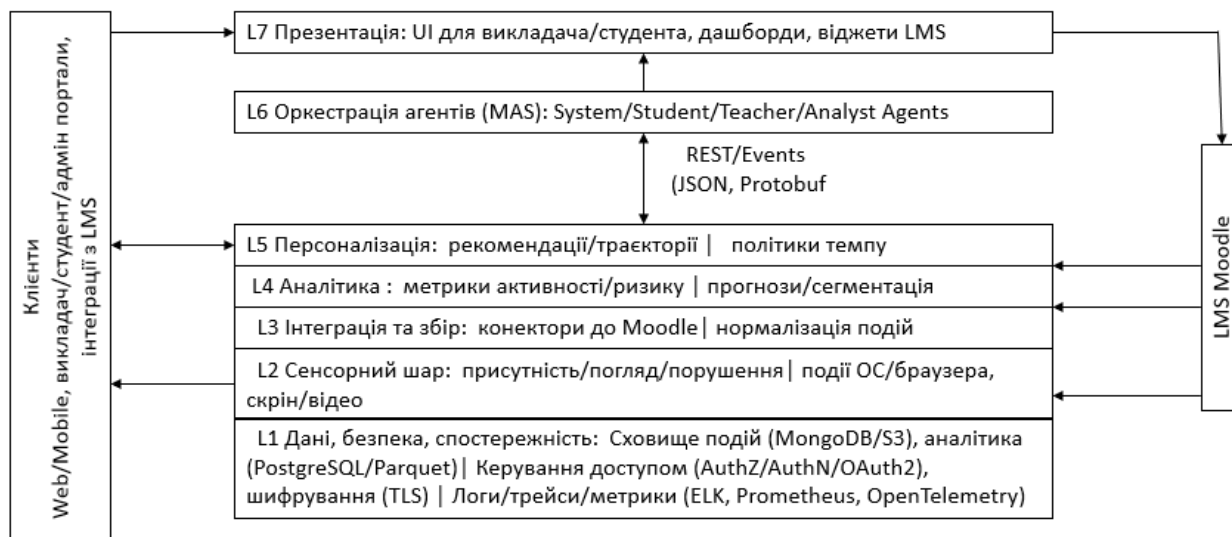


Рис. 1. Багатошарова мікросервісно-агентна архітектура системи персоналізованого навчання на основі поведінкових даних з інтегрованим модулем комп'ютерного зору (SBMS–LMS)

Циклічний процес адаптації починається зі збору даних SBMS, далі мікросервіси обчислюють аналітичні індикатори, а агентна система формує персоналізовані рекомендації. Вони інтегруються в LMS або UI, а на основі зворотного зв'язку модель поведінки студента постійно оновлюється, формуючи динамічне адаптивне середовище.

Архітектура реалізована на основі сучасного стеку технологій: C#, .NET, Nancy, OWIN, Laravel, Python; зберігання даних – PostgreSQL, MongoDB, AWS S3; контейнеризація – Docker, Docker Compose. Аналітика й моніторинг забезпечуються через Prometheus, ELK Stack і Grafana. Інтеграція з LMS реалізована за допомогою REST API, OAuth 2.0, OpenAPI 3.0, а CI/CD – через GitHub Actions. Для прогнозування успішності застосовано моделі ML: Decision Trees, LSTM, Reinforcement Learning.

Система є модульною, масштабованою та адаптивною в реальному часі, забезпечує повну інтеграцію з LMS Moodle та іншими платформами. Агентне управління дозволяє узгоджувати рекомендації, а SBMS – фіксувати когнітивну й поведінкову активність. Завдяки відкритим протоколам і наскрізному захисту даних архітектура залишається розширюваною, безпечною та придатною для впровадження в адаптивні освітні середовища.

Мікросервісна архітектура. Архітектура системи включає низку взаємопов'язаних мікросервісів, кожен із яких виконує окрему, але взаємодоповнювальну функцію у процесі персоналізованого навчання (рис. 2):

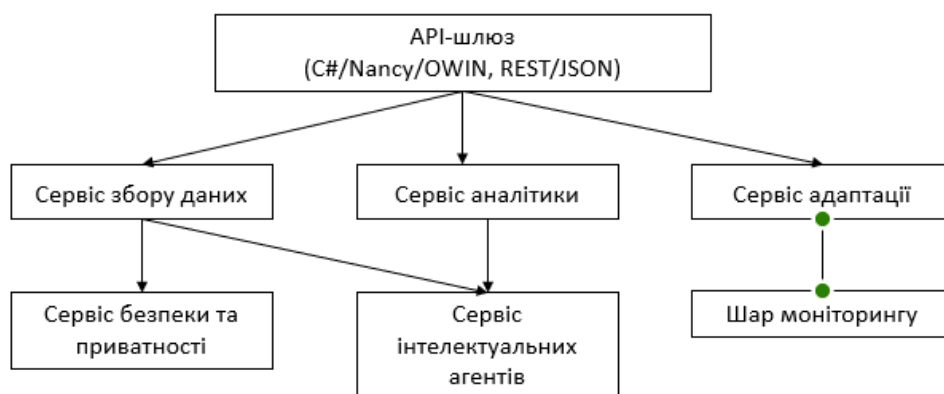


Рис. 2. Мікросервісна архітектура системи персоналізації навчання

Кожен сервіс виконує окрему функцію, а взаємодія координується через API-шлюз та контролюється системами моніторингу Prometheus і ELK.

Сервіс збору даних забезпечує інтеграцію з підсистемами SBMS і LMS, отримуючи події, що відображають поведінку студентів під час навчального процесу. Він виконує фільтрацію, агрегацію та первинну

обробку цих подій, після чого структуровані дані зберігаються у колекціях бази MongoDB у форматі JSON для подальшого аналізу.

На наступному етапі працює *сервіс аналітики*, який здійснює розрахунок метрик активності студентів, визначає рівень ризику, прогнозує успішність і формує аналітичні звіти для викладачів та агентної системи. Усі оброблені аналітичні дані зберігаються у реляційній базі PostgreSQL, що забезпечує ефективне виконання запитів і зручну побудову статистичних моделей.

Сервіс адаптації використовує результати аналітичного аналізу для формування рекомендацій і корекції навчальних траєкторій кожного студента. Його логіка базується на принципах підкріплювального навчання, у межах якого функція винагороди визначається співвідношенням

$$r = w_1 \cdot P + w_2 \cdot A + w_3 \cdot E \quad (4)$$

де P позначає прогрес студента, A – рівень активності, а E – емоційне залучення. Отримані значення дозволяють системі виявляти закономірності у поведінці користувачів та адаптувати навчальний процес у режимі реального часу.

Ключову координаційну роль виконує *сервіс інтелектуальних агентів*, який узгоджує дії між агентами різних типів, зберігає їхній поточний стан і розподіляє події між відповідними компонентами системи. Саме цей сервіс забезпечує виконання агентних правил і підтримує когнітивну логіку персоналізації навчання.

Безпеку та захист персональних даних гарантує *сервіс безпеки та приватності*. Він реалізує механізми автентифікації й авторизації користувачів, веде журнал подій, контролює доступ до ресурсів і забезпечує шифрування каналів зв'язку за протоколом TLS 1.3. Система побудована таким чином, що дотримується двох фундаментальних інваріантів безпеки: $G(\phi 1)$: усі запити автентифіковані, $G(\phi 2)$: усі дані зашифровані.

Дотримання цих умов гарантує цілісність і конфіденційність інформаційних потоків у межах всієї архітектури, забезпечуючи надійну та контрольовану взаємодію між усіма сервісами системи.

API-шлюз і інтеграція з LMS. API Gateway, реалізований засобами C#/Nancy/OWIN, виконує роль центральної точки комунікації між усіма мікросервісами системи. Він забезпечує єдиний вхід для зовнішніх запитів і координує взаємодію між окремими компонентами архітектури. Основними його завданнями є маршрутизація запитів, перевірка автентифікації користувачів за допомогою протоколів OAuth2 або JWT, трансформація форматів повідомлень між сервісами, а також контроль частоти звернень для запобігання перевантаження системи. Завдяки цьому API Gateway виступає своєрідним «контролером трафіку», який забезпечує узгодженість обміну даними, безпечний доступ і підтримку масштабованості всієї інфраструктури.

Інтеграція системи з навчальним середовищем LMS Moodle реалізується через REST API, який забезпечує двосторонній обмін подіями між платформами. З одного боку, система отримує від Moodle інформацію про активність студентів, виконані завдання, тести та взаємодію з навчальними матеріалами.

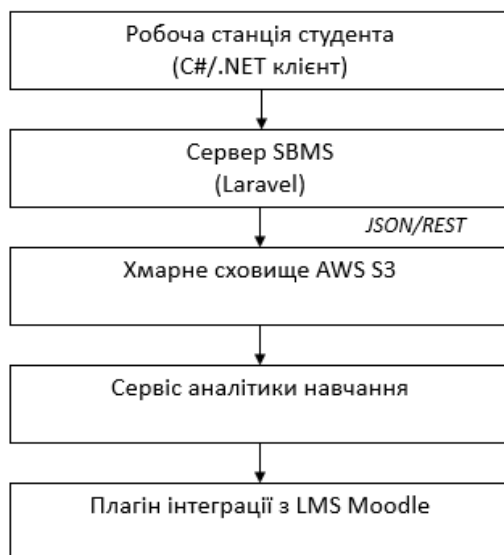


Рис. 3. Схема інтеграції підсистеми моніторингу поведінки (SBMS) та модуля комп'ютерного зору з LMS Moodle і сервісом аналітики навчання

Події фіксуються, передаються до хмарного сховища, аналізуються та використовуються для персоналізації.

З іншого – результати аналітики, згенеровані рекомендації та індивідуальні повідомлення повертаються до Moodle у вигляді додаткових модулів (plugins) або віджетів аналітичної панелі (dashboard widgets).

Така інтеграційна модель створює прозорий інформаційний потік між системою персоналізації та LMS, що дозволяє автоматично оновлювати навчальні траєкторії, формувати зворотний зв'язок у реальному часі та підтримувати когнітивний контур адаптації навчання.

Підсистема SBMS (Student Behavior Monitoring System) виконує ключову функцію сенсорного шару, фіксуючи поведінкові дані студентів. Її клієнтський модуль (C#/.NET) взаємодіє з вебкамерою, клавіатурою й мишею для реєстрації присутності, погляду та дій, формуючи події. Серверний модуль (Laravel + MySQL) класифікує порушення, а відеофрагменти зберігаються у хмарі AWS S3. Події передаються до Data Collection Service для подальшої аналітики.

Інтеграція SBMS з LMS Moodle забезпечує сенсорний зворотний зв'язок, дозволяючи системі реагувати на концентрацію, неуважність чи порушення. Для захисту даних впроваджено автентифікацію (OAuth 2.0, JWT), знеособлення, шифрування (TLS 1.3), аудит доступу та контроль інваріантів у часовій логіці. Система відповідає вимогам GDPR і FERPA, забезпечуючи безпеку й правомірність використання навчальної аналітики. Технологічний стек і розгортання наведені у (табл. 4).

Таблиця 4

Технологічний стек реалізації системи персоналізованого навчання

Компонент	Використані технології
API Gateway	C#, Nancy, OWIN
Data/Analytics Services	.NET Core, Python, PostgreSQL, MongoDB
Containerization	Docker, Docker Compose
Monitoring & Logging	Prometheus, ELK Stack, Grafana
CI/CD	GitHub Actions
Integration & Protocols	REST, JSON, OAuth2.0, OpenAPI 3.0
Storage	AWS S3 (відео), PostgreSQL / MongoDB (аналітика)

Система розгортається як контейнеризовані мікросервіси, що спрощує масштабування та підтримку. Вона забезпечує затримку обробки менше 2 секунд при понад 300 одночасних користувачах. Прототип продемонстрував ефективну інтеграцію SBMS і LMS Moodle, синхронізацію подій без затримок і стабільну роботу аналітичних сервісів під навантаженням.

Система підтвердила здатність автоматично формувати персоналізовані рекомендації на основі поведінкової аналітики, підтримуючи повний адаптивний цикл. Всі компоненти відповідають вимогам безпеки – реалізовано шифрування, автентифікацію та контроль доступу. Архітектура дозволяє гнучко масштабувати сервіси й динамічно налаштовувати персоналізацію, що робить її придатною для впровадження в освітніх платформах.

Оцінювання та результати експерименту. Метою експерименту було оцінити ефективність, масштабованість і стабільність роботи системи персоналізованого навчання на базі архітектури MAS–MSA–SBMS. Перевірялися здатність системи працювати під навантаженням, формувати точні рекомендації та адаптувати навчальні траєкторії в реальному часі.

Аналіз охоплював такі показники: швидкодія (response latency), точність персоналізації (відповідність рекомендацій експертним оцінкам), стабільність роботи SBMS, ефективність адаптації та задоволеність користувачів.

Експеримент проводився в тестовому середовищі, що максимально наближене до реальних умов використання системи у вищому навчальному закладі. Інфраструктура включала LMS Moodle 4.3, розгорнуту у контейнерах Docker із базою даних PostgreSQL, а також підсистему SBMS, реалізовану у вигляді клієнтського модуля на C#/.NET і серверного компонента на Laravel із використанням AWS S3 для зберігання даних. Мікросервісна частина складалася з компонентів API Gateway, Analytics, Adaptive Learning, Agents і Security, що взаємодіяли через REST API. Система працювала під керуванням Docker Compose на сервері Ubuntu 22.04 із восьмиядерним процесором і 32 ГБ оперативної пам'яті. Для моніторингу продуктивності та стану сервісів застосовувалися Prometheus і Grafana, що забезпечували візуалізацію навантаження та динаміку виконання запитів. Загалом у тестуванні брали участь 320 активних користувачів, серед яких було 260 студентів, 40 викладачів і 20 адміністраторів. Така конфігурація дозволила перевірити систему в умовах реалістичного сценарію університетського навчання та оцінити її поведінку під багатокористувацьким навантаженням. Експериментальна серія включала три сценарії, що відображають типові процеси роботи системи (табл. 5).

Для кожного сценарію оцінювалися швидкодія, точність, стабільність та задоволеність користувачів. Основною метрикою була Response Latency (L) – середній час реакції системи на поведінкову подію в контурі SBMS–Analytics–LMS. Accuracy of Recommendations (A) визначала точність персоналізації як відсоток збігів між рекомендаціями та оцінками викладачів. Stability Index (S) відображав частку подій, успішно

оброблених при високому навантаженні. Adaptation Effectiveness (E) характеризувала зниження повторних помилок після отримання рекомендацій. User Satisfaction (U) – середній рейтинг зручності й користі за п'ятибальною шкалою. Сукупність цих метрик дозволяє комплексно оцінити ефективність системи (табл. 6).

Таблиця 5

Сценарії експериментального оцінювання роботи системи персоналізованого навчання

№	Сценарій	Опис
S1	Моніторинг е-тестування (SBMS)	Перевірка реакції системи на події «відсутність обличчя», «перемикання вікна», «використання телефону».
S2	Аналітика активності (Analytics)	Обчислення індексу активності студентів і прогнозування ризику неуспішності.
S3	Адаптація навчальної траєкторії (Adaptive Learning)	Автоматичне формування рекомендацій для повторення тем або зміни складності завдань.

Таблиця 6

Результати оцінювання системи персоналізованого навчання

Метрика	Сценарій S1 (SBMS)	Сценарій S2 (Analytics)	Сценарій S3 (Adaptive Learning)	Середнє значення
Response Latency (L)	1.84 s	2.05 s	2.12 s	1.97 s
Accuracy (A)	–	91.3%	89.7%	90.5%
Stability (S)	98.6%	99.2%	98.9%	98.9%
Adaptation Effectiveness (E)	–	–	23.4% зниження помилок	+23.4%
User Satisfaction (U)	4.6/5	4.5/5	4.7/5	4.6/5

Аналіз отриманих результатів підтвердив високу ефективність розробленої системи персоналізованого навчання та її придатність до використання у реальному освітньому процесі. Одним із ключових показників стала швидкодія, адже середній час обробки події становив менше двох секунд, що свідчить про здатність системи працювати в режимі реального часу навіть за умов понад 300 одночасних користувачів. Це демонструє належну оптимізацію процесів взаємодії між підсистемами SBMS, аналітичними сервісами та LMS Moodle.

Не менш важливим показником є точність персоналізації, яка досягла середнього рівня 90,5%. Такий результат підтверджує тісну кореляцію між автоматично сформованими рекомендаціями системи та експертними оцінками викладачів, що свідчить про адекватність моделей аналізу поведінкових даних і коректність реалізації агентної логіки ухвалення рішень.

Показник стабільності також виявився високим: коефіцієнт успішної обробки подій на рівні 98,9% демонструє надійність підсистеми SBMS навіть за умов інтенсивного відеопотоку та високої частоти подій. Це підтверджує, що обрана мікросервісна архітектура здатна забезпечити стійку роботу системи при динамічному навантаженні.

Оцінка адаптивності показала, що після впровадження персоналізованих рекомендацій кількість повторних помилок студентів зменшилася на 23,4%. Такий результат доводить дієвість запропонованого когнітивно-аналітичного циклу, у межах якого система не лише фіксує події, але й формує ефективні стратегії навчання на основі попереднього досвіду.

Крім того, спостерігався високий рівень задоволеності користувачів – середня оцінка 4,6 із 5 пояснюється зрозумілим і звичним інтерфейсом Moodle, швидкою реакцією системи та наявністю зворотного зв'язку в реальному часі. У сукупності ці результати підтверджують, що система є технічно стабільною, педагогічно доцільною й орієнтованою на потреби кінцевих користувачів (таблиця 7).

Таблиця 7

Порівняння ефективності з іншими архітектурами

Система	Архітектура	Середня затримка	Точність рекомендацій	Стабільність	Особливості
Moodle (базова)	Монолітна	4.8 s	68.5%	94.3%	Без реальної персоналізації
Agent-LMS	MAS (без SBMS)	3.2 s	82.4%	96.8%	Обмежена аналітика
Запропонована система	MAS–MSA–SBMS	1.97 s	90.5%	98.9%	Повна адаптація, інтеграція CV

Експериментальні дослідження показали, що запропонована система:

- забезпечує низьку латентність (<2 с) при значному навантаженні;
- демонструє високу точність персоналізації (≈90%);
- гарантує надійну роботу сенсорного шару SBMS;
- успішно інтегрує агенти, аналітику та LMS у замкнений цикл адаптації.

Отримані результати підтверджують життєздатність архітектури та доводять, що інтеграція MAS, MSA та SBMS створює технологічно ефективне середовище для інтелектуального навчання.

Висновки. Архітектура реалізує когнітивно-аналітичний контур персоналізованого навчання, який поєднує агентну логіку, мікросервісну масштабованість і сенсорний моніторинг. Інтеграція агентів, сервісів і SBMS у єдину структуру забезпечує: адаптацію навчального процесу до індивідуальних потреб; безперервний збір і аналіз поведінкових даних; безпечну обробку та передачу освітньої інформації.

Наукова новизна архітектури полягає у системній інтеграції трьох взаємодоповнюючих парадигм: агентно-орієнтованого управління (MAS), мікросервісної модульності (MSA), сенсорної поведінкової аналітики (CV/SBMS).

Таке поєднання створює єдиний когнітивно-аналітичний контур, який забезпечує персоналізацію навчання на основі формалізованих поведінкових закономірностей, підвищуючи ефективність і достовірність оцінювання освітніх результатів.

Таким чином, запропонована архітектура може слугувати базовою моделлю інтелектуальної освітньої платформи, здатної до самоадаптації та масштабування в умовах розподіленого навчального середовища.

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, № 21. DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e39630.
2. Schicchi D., Taibi D. Redefining education: A personalized AI platform for enhanced learning experiences. *Proceedings of the Second International Workshop on Artificial Intelligence Systems in Education (AIXIA 2024)*. CEUR Workshop Proceedings, 2024.
3. Sajja R., Sermet Y., Cwiertny D. та ін. Integrating AI and Learning Analytics for Data-Driven Pedagogical Decisions and Personalized Interventions in Education. *Tech Know Learn*. 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, № 6. P. 469. DOI: 10.3390/info16060469.
5. Han Y., Hong S., Li Z. та ін. 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 multi-agent systems for customized and intelligent instructional design. *IEEE Transactions on Learning Technologies*. 2025.
7. Ren X., Wang H., Cai T. T. Design and Implementation of a Microservices-Based Online Learning. *Proc. of EIMT 2023*. Springer, 2023. Vol. 8. P. 455. DOI: 10.2991/978-94-6463-192-0_60.
8. Lysenko R., Skorokhoda O. Enhancing adaptive systems with Intelligent Agents in Microservice Architectures. *Proc. of SMARTINDUSTRY 2025*. P. 241–254. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3970/>.
9. Bernard C., Garcia D., Fox A. The development and management of GradeSuite: A microservice LMS for mastery learning. *Tech. Rep. EECS-2025-127*. Univ. 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, № 4. P. 884–899.
11. Axak N., Kushnaryov M., Tatarnykov A. Agent-driven approach to enhancing e-learning efficiency. *Advances in Information Control Systems and Technologies: монографія / за ред. проф. В. Вичужаніна*. Львів–Торунь: Liha-Pres, 2024. 380 с. DOI: 10.36059/978-966-397-422-4.
12. Аксак Н., Татарников А. Обзор систем управления электронным обучением. *Традиційні та інноваційні підходи до наукових досліджень: матеріали IV Міжнар. наук. конф. Житомир, 2023*. С. 131–136. ISBN 978-617-8126-12-4. DOI: 10.36074/mcnd-10.02.2023.

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, November). Redefining education: A personalized AI platform for enhanced learning experiences. In *Proceedings of the Second International Workshop on Artificial Intelligence Systems in Education (AIXIA 2024)*. CEUR Workshop Proceedings.

-
3. Sajja, R., Sermet, Y., Cwierny, D., et al. (2025). Integrating AI and learning analytics for data-driven pedagogical decisions and personalized interventions in education. *Tech Know Learn*. <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 multi-agent systems for customized and intelligent instructional design. *IEEE Transactions on Learning Technologies*.
 7. Ren, X., Wang, H., & Cai, T. T. (2023, July). Design and implementation of a microservices-based online learning. In *Proceedings of the 2023 2nd International Conference on Educational Innovation and Multimedia Technology (EIMT 2023)* (Vol. 8, p. 455). Springer. 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 (SMARTINDUSTRY 2025)* (pp. 241–254). CEUR-WS. Retrieved from: <https://ceur-ws.org/Vol-3970/>
 9. Bernard, C., Garcia, D., & Fox, A. (2025). *The development and management of GradeSuite: A microservice LMS for mastery learning* (Tech. Rep. No. EECS-2025-127). University of California, Berkeley. Retrieved from: <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.
 11. Axak, N., Kushnaryov, M., & Tatarnykov, A. (2024). Agent-driven approach to enhancing e-learning efficiency. In *Advances in Information Control Systems and Technologies* (pp. 1–18). Liha-Pres. <https://doi.org/10.36059/978-966-397-422-4>
 12. Axak, N. & Tatarnykov, A. (2023). Ohljad system upravlinnja elektronnyh navchannjam. In *Tradicijni ta innovacijni pidkhody do naukovykh doslidzhen': Materialy IV mizhnar. nauk. konf.* (pp. 131–136). <https://doi.org/10.36074/mcnd-10.02.2023>

Дата надходження статті: 26.10.202

Дата прийняття статті: 17.11.2025

Опубліковано: 30.12.2025