

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

**«МЕТОДИ ПОБУДОВИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ
ПЕРСОНАЛІЗОВАНОГО НАВЧАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ
АЛГОРИТМІВ АДАПТАЦІЇ ТА ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ»**

на здобуття освітнього ступеня магістр
за спеціальності 126 Інформаційні системи та технології
(код, найменування спеціальності)
освітньо-професійної програми Інформаційні системи та технології
(назва)

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень.
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на
відповідне джерело*

_____ Дарина ДЯЧЕНКО
(підпис) (ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача)

Виконав:
здобувач вищої освіти
група ІСДМ-62

_____ Дарина ДЯЧЕНКО
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник

_____ к.е.н., Сергій СОЛОМАХА
(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Рецензент:

_____ *(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)*

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Навчально-науковий інститут Інформаційних технологій

Кафедра Інформаційних систем та технологій

Ступінь вищої освіти магістр

Спеціальність 126 Інформаційні системи та технології

Освітньо-професійна програма Інформаційні системи та технології

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедрою ІСТ
Каміла СТОРЧАК

“ ___ ” _____ 2025 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Дяченко Дарині Олегівні

(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Методи побудови інформаційної системи персоналізованого навчання з використанням алгоритмів адаптації та штучного інтелекту

керівник кваліфікаційної роботи: Сергій СОЛОМАХА

кандидат економічних наук

затвержені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від “30 ” жовтня 2025 р. № 467

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «26» грудня 2025 р.

3. Вихідні дані кваліфікаційної роботи:

1. Наукові дослідження в галузі адаптивного навчання.
2. Методи машинного навчання та рекомендаційні алгоритми.
3. Сучасні платформи персоналізованого навчання (Coursera, Duolingo, ALEKS тощо).
4. Науково-технічна література.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити):

1. Дослідження сучасних тенденцій розвитку електронного та персоналізованого навчання.
2. Огляд методів адаптивного навчання та алгоритмів персоналізації.

3. Створення програмного прототипу системи з елементами штучного інтелекту.

5. Перелік ілюстраційного матеріалу: *презентація*

6. Дата видачі завдання «30» жовтня 2025р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Підбір технічної літератури	30.10.2025 – 07.11.2025	
2.	Дослідження сучасних тенденцій розвитку персоналізованого та адаптивного навчання	08.11.2025- 18.11.2025	
3.	Дослідження методів адаптації, рекомендаційних алгоритмів та моделей ШІ	19.10.2025 - 25.11.2025	
4.	Результати впровадження архітектури інформаційної системи.	26.11.2025- 30.11.2025	
5.	Висновки по роботі	01.12.2025- 05.12.2025	
6.	Розробка демонстраційних матеріалів, доповідь.	06.12.2025- 12.12.2025	
7.	Оформлення магістерської роботи	07.12.2025- 15.12.2025	

Здобувач вищої освіти _____ Дарина ДЯЧЕНКО
(підпис) (ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник кваліфікаційної роботи _____ Сергій СОЛОМАХА
(підпис) (ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня магістра: 92 стор., 12 рис., 3 табл., 17 джерел.

Мета роботи – Розробка методів проєктування та створення інформаційної системи персоналізованого навчання, що використовує алгоритми адаптації машинного навчання та штучного інтелекту для формування індивідуальної навчальної програми користувача.

Об'єкт дослідження – процес персоналізації навчання в інформаційних системах.

Предмет дослідження – методи та алгоритми адаптивного формування індивідуальних навчальних планів з використання технологій штучного інтелекту.

Короткий зміст роботи. У першому розділі магістерської роботи виконано аналіз сучасних тенденцій розвитку електронного та персоналізованого навчання. Розглянуто підходи до адаптивного навчання, алгоритми персоналізації, рекомендаційні методи та роль штучного інтелекту в інформаційних системах. Проаналізовано існуючі платформи персоналізованого навчання та їх функціональні можливості.

У другому розділі досліджено методи та алгоритми, що використовуються для адаптивного формування навчальних планів. Описано моделі машинного навчання, застосовані в освітньому середовищі, включаючи класифікацію, кластеризацію, регресійні моделі та рекомендаційні системи. Проведено порівняльний аналіз алгоритмів та визначено підходи, найбільш ефективні для поставленої задачі

У третьому розділі розроблено архітектуру інформаційної системи персоналізованого навчання. Подано UML-діаграми, модель даних, функціональну структуру системи, логіку взаємодії основних компонентів та

описано принципи роботи модулів адаптації, оцінювання рівня знань і рекомендацій. Розглянуто особливості інтеграції алгоритмів штучного інтелекту в загальну архітектуру.

У четвертому розділі наведено програмну реалізацію системи. Описано серверну та клієнтську частини. Подано результати експериментального дослідження ефективності системи, включаючи точність рекомендацій та адаптивності навчальних матеріалів. Проведено порівняння переваг використання алгоритмів ШІ у персоналізованому навчанні

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ПЕРСОНАЛІЗОВАНЕ НАВЧАННЯ, АДАПТИВНІ СИСТЕМИ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, РЕКОМЕНДАЦІЙНІ АЛГОРИТМИ, ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМИ, КЛАСТЕРИЗАЦІЯ, НАВЧАЛЬНА АНАЛІТИКА, E-LEARNING.

ABSTRACT

The text part of the qualifying work for obtaining a bachelor's degree: 92 pp., 12 fig., 3 tables, 28 sources.

The purpose of the work is development of methods for designing and creating an information system for personalized learning that uses machine learning adaptation algorithms and artificial intelligence to form an individual learning program for the user.

The object of the study is the process of learning personalization in information systems.

The subject of the study is methods and algorithms for adaptive formation of individual learning plans using artificial intelligence technologies.

Summary of the work. The first section of the master's thesis analyzes modern trends in the development of electronic and personalized learning. Approaches to adaptive learning, personalization algorithms, recommendation methods, and the role of artificial intelligence in information systems are examined. Existing personalized learning platforms and their functional capabilities are analyzed.

The second section investigates the methods and algorithms used for adaptive formation of learning plans. Machine learning models applied in educational environments are described, including classification, clustering, regression models, and recommendation systems. A comparative analysis of algorithms is carried out, and the approaches most effective for solving the stated problem are identified.

The third section presents the design of the information system for personalized learning. UML diagrams, the data model, the functional structure of the system, the logic of interaction between the main components, and the principles of operation of the adaptation, knowledge assessment, and recommendation modules are provided. Special attention is given to the integration of artificial intelligence algorithms into the overall system architecture.

The fourth section contains the software implementation of the system. The server and client-side components are described. The results of experimental

evaluation of the system's effectiveness are presented, including the accuracy of recommendations and the adaptivity of learning materials. A comparison of the advantages of using AI algorithms in personalized learning is provided.

KEYWORDS: PERSONALIZED LEARNING, ADAPTIVE SYSTEMS, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, MACHINE LEARNING, RECOMMENDATION ALGORITHMS, INFORMATION SYSTEMS, CLUSTERING, LEARNING ANALYTICS, E-LEARNING.

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ТЕНДЕНЦІЙ РОЗВИТКУ ТА ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ НАВЧАННЯ.....	12
1.1 Тенденції розвитку електронного та адаптивного навчання.....	12
1.2 Підходи до персоналізованого навчання та індивідуальні моделі.....	17
1.3 Роль штучного інтелекту в сучасних освітніх системах.....	21
1.4 Технологічні платформи та програмні засоби персоналізованого навчання.....	24
1.5 Висновки до Розділу 1.....	30
РОЗДІЛ 2 МЕТОДИ ТА АЛГОРИТМИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНОГО НАВЧАННЯ В ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ.....	32
2.1 Методи та алгоритми машинного навчання в системах персоналізованого навчання.....	32
2.2 Підходи до адаптації та персоналізації навчального процесу.....	39
2.3 Інтеграція алгоритмів машинного навчання в інформаційній системі персоналізованого навчання.....	47
2.4 Обмеження, виклики та перспективи використання алгоритмів штучного інтелекту в персоналізованому навчанні.....	50
2.5 Висновки до Розділу 2.....	56
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА ТА РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНОГО НАВЧАННЯ.....	58
3.1 Архітектура інформаційної системи персоналізованого навчання.....	58
3.2 Модель даних та функціональні компоненти системи.....	66
3.3 Алгоритмічне забезпечення та логіка роботи модулів.....	73
ВИСНОВКИ.....	78
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	80
ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація).....	82
ДОДАТОК.....	88

ВСТУП

Актуальність теми. Стрімкий розвиток технологій, тучного інтелекту та аналітики освітніх даних суттєво змінює сучасний освітній процес. Масове впровадження електронного та дистанційного навчання висуває підвищені вимоги до якості, доступності та індивідуалізації навчального контенту. Традиційні інформаційні системи не враховують різницю у рівні підготовки, темпі засвоєння матеріалу, стилях навчання та навчальних цілях користувачів, що знижує ефективність освітнього процесу.

У цих умовах персоналізоване навчання стає одним із ключових напрямів розвитку освітніх технологій (EdTech). Системи персоналізації дозволяють автоматично адаптувати навчальні матеріали відповідно до індивідуальних особливостей здобувача освіти, підбираючи контент оптимальної складності, формуючи індивідуальну навчальну траєкторію та забезпечуючи зворотний зв'язок у реальному часі.

Застосування алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту значно розширює можливості адаптивних освітніх систем. Моделі прогнозування, класифікації та рекомендацій здатні точно визначати прогалини в знаннях, передбачати успішність, підбирати навчальні матеріали та автоматично коригувати навчальний шлях користувача. Такий підхід підвищує мотивацію, покращує результати навчання та зменшує навантаження на викладача.

Попри існування окремих платформ з елементами персоналізації, більшість рішень залишається фрагментарною або обмеженою у можливостях масштабування, недостатньо прозорими в алгоритмах адаптації або не забезпечує комплексного підходу до формування індивідуальних навчальних планів. Тому розроблення цілісної інформаційної системи персоналізованого навчання з інтегрованими алгоритмами адаптації та штучного інтелекту є актуальною науковою та практичною задачею.

Таким чином, актуальність теми обумовлена потребою у створенні

сучасних адаптивних освітніх систем, що враховують індивідуальні особливості користувачів та використовують алгоритми штучного інтелекту для підвищення ефективності навчального процесу.

Мета роботи – дослідження методів проектування та створення інформаційної системи персонального навчання, що використовує алгоритми адаптації, машинного навчання та штучного інтелекту.

Для досягнення мети, у магістерській роботі успішно виконано наступні завдання:

- Дослідження сучасних методів підходів та технологій персоналізованого й адаптивного навчання;
- Огляд методів розробки архітектури та моделі функціонування інформаційних систем персоналізованого навчання;
- Аналіз результатів впровадження програмних прототипів системи та оцінювання її ефективності.

Об'єкт дослідження – процес персоналізації навчання в інформаційних системах.

Предмет дослідження – методи та алгоритми адаптивного формування індивідуальних навчальних планів з використання технологій штучного інтелекту.

Методи дослідження. Під час написання магістерської кваліфікаційної роботи були використані методи теоретичного дослідження, імітаційного моделювання, методи виявлення на основі сигнатур, та методи виявлення аномалій.

Наукова новизна одержаних результатів. У ході дослідження запропоновано новий підхід до персоналізованого навчання на основі поєднання алгоритмів машинного навчання, адаптивного оцінювання рівня знань та рекомендаційних моделей. Розроблена система формує індивідуальні навчальні траєкторії з урахуванням динаміки результатів користувача, що забезпечує підвищену точність рекомендацій і покращення ефективності засвоєння навчального матеріалу.

Практична значущість одержаних результатів. Запропонована система

забезпечує ефективне рішення для формування індивідуальних навчальних планів на основі алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту.

Апробація результатів магістерської роботи. Основні положення і результати магістерської роботи доповідались на науково практичних конференціях, що проходили на базі Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій.

РОЗДІЛ 1

ДОСЛІДЖЕННЯ ТЕНДЕНЦІЙ РОЗВИТКУ ТА ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ НАВЧАННЯ

1.1 Тенденції розвитку електронного та адаптивного навчання.

Електронне навчання за останнє десятиріччя стало одним із ключових напрямів цифрової трансформації освіти. Його впровадження дозволило розширити доступ до освітніх ресурсів, підвищити гнучкість навчального процесу та створити умови для індивідуалізації навчання. Сучасні дослідження демонструють, що цифрові освітні середовища переходять від статичних форм подання інформації до інтерактивних платформ, які здатні адаптувати зміст відповідно до потреб користувачів, а поява технологій штучного інтелекту сприяла еволюції систем, які здатні оцінювати прогрес користувача, прогнозувати траєкторію навчання та адаптувати контент у режимі реального часу.

Разом з тим суттєво зростає роль аналізу освітніх даних, що дозволяє системам навчання реагувати не лише на теперішній рівень підготовки здобувача, а й на його поведінкові особливості, швидкість опанування матеріалу, стиль навчання та інтереси. Це сприяє переходу від традиційних підходів «одна програма для всіх» до персоналізованих моделей, що забезпечують урахування індивідуальних потреб кожного студента. Збирання та обробка великих масивів даних дають змогу формувати детальні профілі користувачів і застосовувати прогностичні моделі, здатні визначати найбільш ефективну послідовність подання навчального матеріалу, в результаті - сучасні освітні системи стають не лише платформами для подання інформації, а й інтелектуальними інструментами, що активно взаємодіють із користувачем. Вони можуть автоматично підбирати оптимальний рівень складності завдань, надавати персональні рекомендації, виявляти прогалини у знаннях та пропонувати індивідуальні траєкторії навчання. Такий підхід суттєво підвищує ефективність освітнього процесу, забезпечуючи більш глибоке засвоєння матеріалу та підвищуючи мотивацію здобувачів освіти.

У міру вдосконалення алгоритмів штучного інтелекту персоналізовані

системи стають здатними враховувати не лише академічні результати, а й емоційний стан, рівень залученості та контекст діяльності користувача, що відкриває можливість для побудови ще точніших адаптивних моделей. Багато освітніх платформ експериментують із використанням технологій глибокого навчання, які дозволяють виявляти складні нелінійні залежності та забезпечувати високий рівень прогнозування успішності. Це, у свою чергу, робить навчальний процес більш гнучким і проактивним, оскільки система може заздалегідь визначити потенційні труднощі та запропонувати відповідну підтримку. Крім того, зростає роль комбінованих навчальних моделей, у яких традиційні педагогічні методики інтегруються з цифровими інструментами. Такі моделі дозволяють отримати синергію між діяльністю викладача та інтелектуальними системами, що забезпечує більш збалансований, структурований і результативний освітній процес. Викладачі отримують можливість використовувати точні дані для прийняття педагогічних рішень, тоді як студенти отримують доступ до динамічного, адаптивного й індивідуально орієнтованого контенту.



Рис. 1.1 – Структурна схема моделей персоналізованого навчання

Сучасні дослідження також підкреслюють важливість розвитку систем, що підтримують метакогнітивні навички — здатність здобувача самостійно оцінювати власний прогрес, визначати проблемні зони та планувати індивідуальний освітній маршрут. Штучний інтелект у цьому випадку може виступати як «цифровий наставник», забезпечуючи зворотний зв'язок, мотиваційні повідомлення та рекомендації щодо ефективних стратегій навчання. Це сприяє формуванню автономності та відповідальності здобувача, що є важливими характеристиками сучасної освіти.

Важливим аспектом розвитку персоналізованого навчання є вдосконалення методів оцінювання. Традиційні підходи до контролю знань, такі як тестування чи статичні завдання, часто не враховують контекст та індивідуальні особливості студентів. Натомість сучасні інтелектуальні системи можуть проводити безперервний моніторинг діяльності користувача, аналізувати багатоаспектні показники — час виконання завдань, характер помилок, способи взаємодії з матеріалом — і на їх основі формувати комплексну оцінку рівня засвоєння знань. Це забезпечує значно точнішу та об'єктивнішу діагностику, ніж традиційні методи, дозволяючи адаптувати навчальний процес у режимі реального часу.

Значну роль у модернізації електронного навчання відіграє й розвиток інтерфейсів взаємодії. Сучасні платформи дедалі частіше застосовують інтелектуальні чат-боти, віртуальних асистентів та голосові інтерфейси, що дозволяють отримувати консультації та пояснення у зручній та інтуїтивній формі. Такі технології забезпечують додатковий рівень підтримки, особливо для студентів, які потребують індивідуального супроводу. Застосування інструментів доповненої та віртуальної реальності (AR/VR) відкриває можливість для створення повноцінних симуляцій навчальних процесів, що дозволяє моделювати реальні ситуації, експерименти та практичні задачі у безпечному цифровому середовищі. У міру ускладнення цифрових освітніх систем зростає потреба у забезпеченні етичності та прозорості їх функціонування. Адаптивні алгоритми повинні працювати коректно, не створювати упереджень і не впливати негативно на навчальний шлях

користувача. Тому актуальним напрямом стає розроблення пояснюваних моделей штучного інтелекту (Explainable AI), які дозволяють користувачам та викладачам розуміти, чому система приймає ті чи інші рішення. Це підвищує довіру до електронного навчання та сприяє більш відповідальному використанню технологій у сфері освіти. Загалом розвиток електронного та персоналізованого навчання відображає ширші глобальні тенденції цифровізації суспільства, де ключовими цінностями стають доступність, індивідуальність і гнучкість. Штучний інтелект у цій трансформації відіграє роль каталізатора, який дозволяє перейти від універсальних освітніх моделей до дійсно персоналізованих траєкторій навчання, що відповідають потребам, ритму та можливостям кожного здобувача освіти. У майбутньому очікується подальше зміцнення ролі інтелектуальних систем, що приведе до формування повністю адаптивних освітніх екосистем, здатних підтримувати розвиток користувача протягом усього життя (lifelong learning).



Рис. 1.2 - Концептуальна модель персоналізованого навчання

Подальше удосконалення персоналізованого навчання також тісно пов'язане з розвитком концепції «освіти на основі даних» (data-driven education), у межах якої прийняття педагогічних рішень ґрунтується на точних, об'єктивних і багатовимірних цифрових показниках. Це дозволяє не лише оптимізувати навчальні стратегії, а й виявляти закономірності у навчальній поведінці, що залишаються непомітними за умови традиційного підходу. Застосування аналітики даних забезпечує можливість прогнозувати загальний прогрес

студента, визначати ризики академічної неуспішності та формувати персональні рекомендації для подальшого розвитку компетентностей. Таким чином, аналітичні інструменти стають невід'ємною складовою сучасних освітніх платформ, підсилюючи їхню точність, гнучкість та адаптивність.

Водночас важливою тенденцією стає розширення інклюзивних можливостей електронного навчання. Завдяки використанню штучного інтелекту освітні системи здатні автоматично адаптувати матеріали для людей з різними типами навчальних потреб, включаючи користувачів з вадами зору, слуху або когнітивними особливостями. Технології автоматичного озвучення текстів, генерації субтитрів, адаптації інтерфейсу та інтелектуальної підтримки забезпечують більш рівний доступ до освіти, що відповідає глобальним стандартам інклюзивності та рівності можливостей.

Значний вплив на розвиток персоналізованого навчання має і зростання популярності мікронавчання (microlearning) — формату, що передбачає подання інформації у вигляді коротких, структурованих модулів, спрямованих на швидке засвоєння конкретної навички чи знання. Штучний інтелект здатний аналізувати, які саме мікрокомпоненти будуть найбільш корисними для конкретного здобувача, і формувати індивідуальні послідовності їх подання. Поєднання мікронавчання з адаптивними алгоритмами значно підвищує ефективність навчального процесу та сприяє формуванню сталих компетентностей на основі повторення й поступового ускладнення навчальних сценаріїв.

Ще одним перспективним напрямом розвитку електронного навчання є впровадження механізмів гейміфікації, які підсилюють мотиваційний компонент взаємодії з навчальним матеріалом. Системи досягнень, бали, рівні, рейтинги та віртуальні нагороди створюють позитивний емоційний фон, що стимулює регулярну навчальну діяльність. Алгоритми штучного інтелекту дозволяють адаптувати елементи гейміфікації до інтересів і поведінки користувача, підвищуючи їхню ефективність і сприяючи формуванню довготривалої навчальної мотивації.

Таким чином, електронне навчання продовжує розвиватися у напрямі підвищення інтелектуальності, інтерактивності та гнучкості. Сучасні

дослідження підтверджують, що майбутнє освіти тісно пов'язане із синтезом педагогічних методик, цифрових інструментів і алгоритмів штучного інтелекту, що дозволяє створювати адаптивні, стійкі та ефективні освітні системи. Перехід до таких систем відображає глобальний запит суспільства на індивідуалізовану, доступну та якісну освіту, здатну відповідати вимогам швидкозмінного ринку праці та підтримувати навчання протягом усього життя.

1.2 Підходи до персоналізованого навчання та індивідуальні моделі.

Персоналізоване навчання є ключовим напрямом розвитку сучасних цифрових освітніх систем, оскільки воно забезпечує урахування індивідуальних характеристик здобувачів освіти, їхнього рівня підготовки, стилю мислення та навчання, швидкості засвоєння матеріалу, інтересів і мотиваційних чинників. На відміну від традиційних педагогічних моделей, що передбачають єдиний навчальний маршрут для всіх студентів, персоналізовані підходи орієнтовані на створення унікальної траєкторії розвитку кожного користувача шляхом адаптації змісту, форм і темпу навчання.

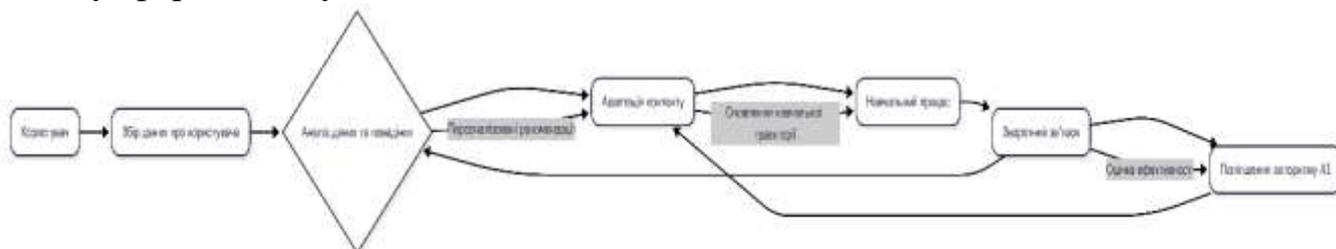


Рис. 1.3 - Концептуальна модель персоналізації (цикл адаптації)

У сучасній педагогічній практиці виділяють кілька основних моделей персоналізації, що використовуються в електронному навчанні. Однією з найбільш поширених є адаптивне навчання, яке передбачає динамічну зміну навчальних матеріалів та складності завдань відповідно до результатів користувача. Адаптивні системи використовують дані про попередні дії, помилки, темп роботи та залученість здобувача освіти для формування оптимальних сценаріїв навчання. У цьому контексті ключову роль відіграють алгоритми машинного навчання, здатні аналізувати патерни поведінки та прогнозувати необхідні коригування.

Іншим важливим підходом є компетентнісна модель навчання, що

базується на досягненні чітко визначених освітніх результатів та передбачає рух студента навчальною траєкторією відповідно до рівня сформованості конкретних компетентностей. На відміну від традиційних моделей, де перехід між темами здійснюється за фіксованим розкладом або після завершення певного обсягу матеріалу, компетентнісний підхід передбачає, що здобувач освіти опановує новий матеріал лише після повного та підтвердженого засвоєння попереднього блоку. Це дає змогу уникнути накопичення прогалин у знаннях, зберігати логічність навчання та забезпечувати поступовий розвиток інтелектуальних навичок. Застосування штучного інтелекту істотно підсилює можливості компетентнісної моделі, оскільки дозволяє автоматизувати процес діагностики рівня знань, відстежувати динаміку засвоєння матеріалу та формувати об'єктивні висновки щодо готовності студента переходити до наступного модуля. Алгоритми машинного навчання здатні аналізувати не лише результати тестувань, а й широкий спектр поведінкових показників: час виконання завдань, характер допущених помилок, повторюваність труднощів, активність на платформі та навіть зниження концентрації чи мотивації. На основі таких даних система може автоматично визначати індивідуальний набір тем, що потребують повторення, уточнення або поглиблення. Це сприяє формуванню оптимального навчального маршруту, орієнтованого на розвиток конкретних компетентностей, які становлять основу освітньої програми. Завдяки цьому студент отримує саме ті матеріали, які необхідні для подолання слабких місць, а не загальний набір ресурсів, характерний для традиційних підходів. Крім того, компетентнісна модель дозволяє реалізувати принцип «навчання у своєму темпі», що є одним із ключових у персоналізованому навчанні. Студенти з високим рівнем підготовки можуть просуватися швидше, тоді як ті, кому потрібен додатковий час або підтримка, мають можливість глибше опрацювати матеріал. Штучний інтелект у цьому контексті забезпечує постійний моніторинг прогресу та рекомендації щодо оптимального темпу навчання, що робить процес більш ефективним і психологічно комфортним.

Широко застосовується й рекомендаційний підхід, який використовує алгоритми рекомендаційних систем, аналогічні тим, що працюють у

комерційних сервісах (наприклад, Netflix чи Amazon). Такі системи аналізують дії користувачів та їхні уподобання, виявляють схожі навчальні профілі й формують персональні добірки матеріалів, вправ і курсів. Сучасні рекомендаційні системи активно застосовують методи фільтрації — контентної, колаборативної та гібридної. Контентна фільтрація аналізує характеристики навчальних матеріалів і зіставляє їх із профілем студента, тоді як колаборативна фільтрація враховує інформацію про те, як інші користувачі взаємодіяли з подібним контентом. Гібридний підхід поєднує обидва методи, забезпечуючи підвищену точність рекомендацій і зменшуючи ризик помилок, що виникають у разі використання одного типу фільтрації. В освітньому середовищі рекомендаційні системи можуть пропонувати користувачеві не лише навчальні матеріали, а й персоналізовані траєкторії навчання, відповідно підібрані види діяльності, додаткові ресурси, практичні вправи та консультації. У великих освітніх платформах із великими обсягами контенту цей підхід є особливо ефективним, оскільки значно зменшує когнітивне навантаження на студента.

Окреме місце посідає модель саморегульованого навчання, у межах якої студент самостійно планує освітню траєкторію, а система виконує функцію інтелектуального помічника. Штучний інтелект у такій моделі допомагає визначати пріоритети, пропонує джерела для вивчення, аналізує успішність і формує зворотний зв'язок щодо ефективності обраних стратегій навчання. Завдяки цьому студент розвиває не лише предметні компетентності, але й метакогнітивні навички — здатність оцінювати свій прогрес, коригувати навчальні цілі та підбирати відповідні ресурси.

У межах поведінково-орієнтованих моделей особливої актуальності набуває використання біометричних та паралінгвістичних даних, таких як ритм взаємодії з інтерфейсом, швидкість читання, мікропаузи під час виконання завдань, зміни у виразі обличчя чи тоні голосу під час усних відповідей. Завдяки цьому інтелектуальні системи персоналізації здатні аналізувати не лише результати навчальної діяльності, а й емоційно-когнітивний стан користувача, що дозволяє формувати значно точніші прогнози щодо його навчальної ефективності. Наприклад, фіксація ознак втоми або зниження концентрації може

слугувати сигналом для системи запропонувати перерву, змінити тип завдань на менш складні або надати додаткову підтримку. Такий рівень адаптивності сприяє створенню більш комфортного й людинорозумного навчального середовища, у якому кожен здобувач освіти отримує підтримку, орієнтовану на його персональні психологічні та когнітивні особливості.

Важливо зазначити, що ефективна персоналізація є результатом поєднання кількох підходів. Сучасні інтелектуальні системи навчання використовують гібридні моделі, які одночасно здійснюють адаптацію змісту, прогнозування результатів, рекомендацію матеріалів та аналіз поведінки користувача. Це забезпечує комплексний підхід до формування індивідуальної освітньої траєкторії та дозволяє створити максимально ефективне середовище для розвитку компетентностей. Упровадження описаних моделей персоналізації неможливе без широкого використання алгоритмів штучного інтелекту та машинного навчання. Саме ці технології забезпечують необхідний рівень автоматизації, точності та адаптивності, що дає змогу переходити від традиційних статичних систем e-learning до інтелектуальних освітніх екосистем нового покоління. Таким чином, персоналізація стає основним фактором підвищення ефективності навчання та ключовим напрямом розвитку цифрової освіти в умовах глобальної цифровізації.

Критерій	Традиційне e-learning	Персоналізоване навчання
Адаптація контенту	Відсутня або мінімальна	Динамічна, на основі даних
Навчальна траєкторія	Однакова для всіх	Індивідуальна
Роль ІІІ	Не використовується	Ключовий компонент
Зворотній зв'язок	Обмежений	Постійний, автоматизований

Табл. 1.1 - Порівняння підходів до електронного та персоналізованого навчання

Отже, персоналізоване навчання є ключовим напрямом розвитку сучасних цифрових освітніх технологій, оскільки забезпечує можливість формування індивідуальних траєкторій навчання відповідно до потреб,

особливостей та рівня підготовки кожного здобувача освіти. Розглянуті моделі персоналізації — адаптивна, компетентнісна, рекомендаційна, саморегульована та поведінково-орієнтована — демонструють різні підходи до налаштування навчального процесу, проте всі вони базуються на активному використанні алгоритмів штучного інтелекту та аналізу освітніх даних. Застосування штучного інтелекту дозволяє автоматизувати визначення рівня знань, прогнозувати навчальні результати та надавати персональні рекомендації, що суттєво підвищує ефективність та гнучкість освітнього процесу. Гібридні моделі персоналізації, які поєднують кілька підходів одночасно, забезпечують комплексне формування індивідуальної освітньої траєкторії та сприяють створенню інтелектуальних навчальних екосистем. Таким чином, персоналізоване навчання стає основою інноваційного розвитку освіти та визначальним чинником формування якісного цифрового освітнього середовища.

1.3 Роль штучного інтелекту в сучасних освітніх системах.

Штучний інтелект (ШІ) відіграє ключову роль у трансформації сучасних освітніх систем, забезпечуючи можливість автоматичного аналізу великих масивів даних, формування персональних рекомендацій та створення індивідуальних навчальних траєкторій. Упровадження ШІ стало одним із найвагоміших чинників розвитку електронного та адаптивного навчання, оскільки саме інтелектуальні алгоритми забезпечують гнучкість, масштабованість та високу точність підтримки навчального процесу. На відміну від традиційних освітніх інструментів, системи на основі ШІ здатні безперервно навчатися на основі поведінкових даних користувачів, удосконалюючи власні моделі та забезпечуючи дедалі точніші прогнози й рекомендації. Одним із головних напрямів використання ШІ в освіті є автоматичне оцінювання рівня знань. Алгоритми машинного навчання аналізують відповіді користувачів, характер помилок, швидкість виконання завдань і навіть динаміку прогресу, що дає змогу визначити точний рівень підготовки здобувача. Системи здатні виявляти приховані закономірності в діях користувачів, зокрема повторюваність помилок або прогалин у знаннях, що можуть бути непомітними за традиційних

методів оцінювання. Крім того, ІІ дозволяє створювати адаптивні системи тестування, у яких складність завдань автоматично змінюється відповідно до рівня опанування матеріалу, забезпечуючи більш точну та об'єктивну оцінку знань.

Другим ключовим напрямом застосування ІІ є прогнозування навчальних результатів. Використовуючи методи класифікації, регресії, глибинного навчання та нейронних мереж, системи можуть прогнозувати ймовірність успішного завершення курсу, ризики академічної неуспішності, потребу в додаткових матеріалах або індивідуальному супроводі. Такі прогнози дають змогу своєчасно втручатися в навчальний процес, підтримуючи здобувачів, які мають труднощі, та оптимізуючи роботу викладачів шляхом автоматичного виявлення проблемних зон.

Не менш важливою сферою застосування ІІ є рекомендаційні системи навчання, що формують індивідуальні добірки завдань, лекцій, інтерактивних матеріалів та траєкторій навчання відповідно до інтересів і потреб користувача. Алгоритми рекомендаційного типу здатні враховувати не лише попередні дії студента, а й поведінку інших користувачів зі схожими профілями, що забезпечує високу точність персоналізації. Інтеграція таких систем у навчальні платформи значно підвищує ефективність засвоєння матеріалу, оскільки здобувач отримує саме ті ресурси, які найбільше відповідають його індивідуальним цілям і рівню підготовки. Крім того, ІІ активно використовується для автоматизації педагогічної підтримки. Інтелектуальні чат-боти та віртуальні асистенти надають консультації, відповідають на типові запитання, пояснюють складні концепції та супроводжують користувача протягом усього навчального процесу. Багато сучасних систем використовують технології обробки природної мови (NLP), які дозволяють здійснювати діалогове взаємодію на природній мові, перевіряти письмові роботи, виявляти смислові помилки та навіть оцінювати стиль написання студентських текстів. Такі інструменти суттєво розширюють можливості дистанційного навчання та роблять освітній процес більш доступним. Особливо перспективним напрямом є використання нейронних

мереж та глибинного навчання для створення багаторівневих моделей поведінки студента.

Ці моделі здатні враховувати десятки параметрів, зокрема когнітивні особливості, мотиваційні фактори, швидкість адаптації до нового матеріалу, емоційний стан та інші індивідуальні характеристики. Завдяки цьому сучасні системи можуть моделювати складні навчальні сценарії, визначати оптимальний шлях навчання та адаптувати подачу матеріалу так, щоб максимізувати ефективність засвоєння інформації. Важливою функцією ІІІ є також створення інтелектуальних навчальних матеріалів. Системи здатні автоматично генерувати тести, варіанти завдань, адаптивні вправи та пояснювальні приклади. У деяких випадках ІІІ може створювати цілі модулі курсів, ґрунтуючись на визначених навчальних цілях, що значно прискорює процес розроблення освітнього контенту та зменшує навантаження на викладачів. Особливою заслугою застосування ІІІ для відстеження емоційного стану здобувача, що є важливою умовою ефективної персоналізації. Системи аналізу поведінкових і паралінгвістичних даних, а також технології комп'ютерного зору дають змогу розпізнавати ознаки втоми, стресу, втрати концентрації або навпаки — підвищеного інтересу. Завдяки цьому освітня платформа може вчасно регулювати навантаження, пропонувати паузи, мотиваційні повідомлення або зміну формату подання інформації. У підсумку роль штучного інтелекту в сучасних освітніх системах є визначальною, оскільки саме він забезпечує можливість побудови гнучких, адаптивних і персоналізованих навчальних екосистем.

Інтелектуальні технології не лише автоматизують рутинні процеси, а й створюють принципово нові інструменти для глибокого аналізу навчальної діяльності, підвищуючи ефективність, доступність та індивідуалізацію освіти. Це робить ІІІ основою майбутніх освітніх платформ і ключовим чинником розвитку компетентностей у цифрову епоху.

У цьому підрозділі було проаналізовано ключові напрями застосування штучного інтелекту в сучасних освітніх системах та визначено його роль у формуванні персоналізованих траєкторій навчання. Дослідження показало, що ІІІ стає основою адаптивного навчання, оскільки забезпечує можливість

автоматичного оцінювання рівня знань, виявлення прогалин, прогнозування навчальних результатів та формування індивідуальних рекомендацій. Інтелектуальні моделі дозволяють здійснювати глибокий аналіз поведінки здобувачів освіти, ураховувати їхні когнітивні, мотиваційні й емоційні особливості, що значно підвищує точність персоналізації. Застосування рекомендаційних систем, алгоритмів машинного навчання, глибоких нейронних мереж, чат-ботів та систем обробки природної мови створює передумови для побудови комплексних освітніх екосистем, здатних динамічно адаптуватися до потреб користувача. ШІ забезпечує автоматизацію ряду педагогічних процесів, оптимізує роботу викладачів і підвищує якість взаємодії студента з навчальним матеріалом.

Особливе значення мають моделі, що враховують емоційний стан і поведінкові характеристики здобувача, оскільки вони дають змогу створювати навчальне середовище, максимально наближене до індивідуальних потреб кожного.

Таким чином, штучний інтелект відіграє провідну роль у трансформації електронного навчання, забезпечуючи перехід від універсальних форм освіти до персоналізованих, гнучких та інтелектуальних освітніх систем. Його застосування є ключовим фактором підвищення ефективності навчального процесу та розвитку інновацій у сфері цифрової освіти.

1.4 Технологічні платформи та програмні засоби персоналізованого навчання.

Розвиток персоналізованого навчання став можливим завдяки стрімкому поширенню цифрових платформ, які сьогодні формують основу сучасного освітнього середовища. Ці платформи не лише забезпечують доступ до навчального матеріалу, а й поступово перетворюються на складні інтелектуальні системи, здатні аналізувати поведінку користувача, оцінювати його прогрес і коригувати навчальний маршрут практично в реальному часі. Саме технологічні засоби — програмні комплекси, платформи управління навчанням, модулі штучного інтелекту та аналітики — визначають те, яким буде навчання в

найближчі десятиліття, та наскільки якісно воно зможе відповідати потребам конкретного студента.

Одним із найбільш усталених інструментів цифрової освіти залишаються системи управління навчанням. Спочатку вони виконували доволі вузькі функції: розміщення матеріалів, контроль успішності, організацію комунікації між викладачем і студентом. Проте з часом LMS почали еволюціонувати. Сучасні системи на кшталт Moodle або Canvas вже не обмежуються адміністративними можливостями. Moodle, наприклад, дозволяє створювати цілі сценарії, за якими студент просувається лише після досягнення певних результатів. Canvas, у свою чергу, активно інтегрується з зовнішніми сервісами на основі штучного інтелекту, що дозволяє уніфікувати процеси оцінювання та персоналізації. Відтак LMS перестають бути просто “місцем для зберігання лекцій”, а стають центральними вузлами цифрового навчального середовища.

На якісно іншому рівні працюють інтелектуальні навчальні системи. На відміну від LMS, вони не лише організують процес навчання, а й безпосередньо моделюють логіку викладача. У таких системах студент отримує зворотний зв'язок у той момент, коли він справді цього потребує. Вони здатні “пояснювати” помилки, відстежувати траєкторію мислення та пропонувати альтернативні підходи до розв'язання задач. Інтелектуальні системи на кшталт ALEKS або Smart Sparrow будують індивідуальні карти знань, що змінюються після кожної взаємодії студента з матеріалом. Це дозволяє створити ефект індивідуального репетитора, який у реальному часі реагує на успіхи або труднощі. У традиційному навчанні багато нюансів “втрачається”, але ITS зчитують навіть незначні прояви — наприклад, час на вагання перед відповіддю чи повторювані типи помилок.

Значний вплив на персоналізацію мають масштабні онлайн-платформи. MOOC-платформи давно перестали бути просто архівом відеолекцій. Coursera, Udacity, edX та інші активно впроваджують механізми адаптації. Вони аналізують, як швидко студент переглядає матеріал, які завдання викликають найбільше труднощів, де він зупиняється, а де діє впевнено. На основі таких даних платформи можуть пропонувати додаткові пояснення, підбірку матеріалів

або навіть прогнозувати ризик того, що студент може покинути курс. Деякі системи адаптують темп навчання автоматично. Це наближає онлайн-курси до персональних навчальних програм, що особливо важливо для студентів, які поєднують навчання з роботою або мають нерівномірний ритм діяльності.

Окремої уваги потребують рекомендаційні системи. У цифровому освітньому просторі обсяг матеріалів зростає настільки швидко, що студент фізично не здатен самостійно знайти оптимальну траєкторію навчання. Рекомендаційні алгоритми, подібні до тих, що використовують Netflix чи Spotify, поступово стають стандартом в освіті. Вони аналізують не лише академічні результати, а й поведінкові характеристики, активність, інтереси, історію пошуку, темп навчання та навіть типові патерни. Такі системи здатні “відчувати”, що студент потребує повторення певної теми, хоча він сам цього не усвідомлює. Вони пропонують матеріали, які найімовірніше будуть корисними саме на цьому етапі навчання. Це радикально змінює підхід до роботи з навчальним контентом, адже користувач отримує не хаотичний набір інформації, а добірку, що враховує його унікальний профіль.

Важливим доповненням до персоналізації є платформи аналітики освітніх даних. У сучасному навчанні дані стали не менш важливими, ніж сам зміст. Аналітичні системи здатні виявляти закономірності, які недоступні для людського спостереження. Наприклад, вони можуть вказати на те, що студент регулярно робить помилки певного типу, або що його прогрес знижується у певні періоди часу. Аналітика допомагає викладачам розуміти, з якими темами виникають найбільші труднощі, і своєчасно коригувати методику викладання. Для студентів такі платформи можуть формувати персональні рекомендації, наприклад, пропонувати матеріали для повторення або попереджувати про ризик відставання.

Серед інструментів, що дедалі частіше інтегруються в системи персоналізації, важливе місце займають мобільні додатки. Мобільне навчання забезпечує безперервність освітнього процесу. Додатки аналізують короткі, але часті взаємодії і на цій основі роблять висновки про ефективність навчання. Наприклад, Duolingo опирається на алгоритми відтермінованого повторення та

RL-моделі, щоб визначати, які завдання варто запропонувати користувачеві саме сьогодні. Photomath, навпаки, дозволяє отримати розв'язання на основі аналізу зображення, але також відстежує тип помилок, які робить користувач, та адаптує рекомендації відповідно до його рівня.

Технології доповненої та віртуальної реальності вносять у персоналізацію принципово новий вимір. AR/VR дозволяють працювати зі складними практичними навичками у віртуальному середовищі, яке може змінюватися залежно від того, як користувач виконує завдання. Симуляції в медицині, інженерії чи сфері безпеки можуть ускладнюватися або спрощуватися відповідно до результатів, що забезпечує повноцінну персоналізацію практичного навчання — те, що неможливо реалізувати у звичайному класі.

Усе це призводить до появи інтегрованих освітніх екосистем, у яких взаємодіють одразу кілька видів платформ. LMS можуть працювати разом з ITS, а мобільні додатки — взаємодіяти з аналітичними сервісами, утворюючи цілісний адаптивний простір. Це дозволяє підтримувати студента безперервно: від першої взаємодії з матеріалом і до завершення курсу. Висока сумісність таких платформ досягається завдяки стандартам на кшталт LTI або xAPI, які забезпечують обмін даними між різними системами та формують єдиний профіль користувача.

Сучасні платформи персоналізованого навчання розвиваються настільки швидко, що сам підхід до організації освітнього процесу фактично змінюється на очах. Якщо раніше основним завданням цифрових систем було просто забезпечити доступ до матеріалів, то сьогодні ці системи намагаються зрозуміти логіку студента, його спосіб мислення, прогалини у знаннях, навіть настрої у певний момент навчання. І саме тому роль програмних засобів різко зросла — без них персоналізація була б лише теорією, а не практичною можливістю.

LMS-платформи, які стояли біля витоків електронної освіти, стали основою, але давно перестали бути лише “електронними шафами” для лекційних файлів. Так, Moodle і нині залишається надзвичайно гнучким середовищем, хоча зовні й здається простим. Водночас саме його розширення — плагіни умовного доступу, аналітики, компетентнісні карти — перетворюють звичайний курс на

щось значно складніше. Canvas працює по-іншому, зосереджуючись на інтеграціях, і часом здається, що не LMS адаптується під викладача, а навпаки — викладач під платформу. Проте це не мінус. Це означає, що система дає інструменти, які дозволяють зібрати курс за логікою, близькою до персоналізованої, навіть якщо викладач не використовує штучний інтелект напряму.

Зовсім іншу природу мають інтелектуальні навчальні системи. Вони набагато “чутливіші” до поведінки студента. Їхня основна ідея — не просто показати матеріал, а зрозуміти, як саме студент мислить у процесі вирішення завдання, що для нього складно, а що — очевидно. Це дозволяє вибудовувати дуже точні індивідуальні траєкторії, інколи навіть такі, які сам студент не зміг би для себе сформулювати свідомо. У цих системах інколи виникає враження, що вони “бачать” більше, ніж викладач у живому спілкуванні. Особливо коли мова йде про моделі на кшталт Deep Knowledge Tracing, які відстежують знання студента в часі, ніби створюють карту його розуміння та прогнозують, де саме він “спіткнеться”.

Онлайн-платформи, такі як Coursera або Udacity, функціонують в іншому масштабі. Вони працюють для сотень тисяч студентів одночасно, що створює зовсім інший контекст. Тут персоналізація не може бути “ручним налаштуванням”. Вона має бути автоматичною, гнучкою, а інколи навіть непомітною для студента. Цікаво, що саме у таких платформах найраніше з’явилися інструменти прогнозування: системи визначали, хто з користувачів може припинити навчання, і нагадували про завдання, мотивували повернутися або пропонували інші відео. Це ніби проста річ, але саме вона підвищувала завершуваність курсів у декілька разів.

Рекомендаційні системи в освіті працюють ще тонкіше. Вони створюють ефект індивідуальної взаємодії, підбирають матеріали, які резонують із темпом та стилем учня. Іноді рекомендації виглядають майже інтуїтивними: система пропонує саме той модуль, який був потрібен, хоча студент і не усвідомлював цього. Це вражає, бо в реальному навчанні викладач рідко може так точно передбачити індивідуальну потребу, особливо якщо працює з великою групою.

Особливе місце займає аналітика. Нерівномірність даних, їхня фрагментарність, величезна кількість точок — усе це формує доволі складне завдання для аналізу. Проте саме в цих “шумних” даних ховаються закономірності, які стають фундаментом персоналізації. Потік інформації може здаватися хаотичним, але для аналітичних систем він є структурованим набором сигналів. Іноді один-єдиний індикатор — наприклад, зниження часу активності — може показати, що студент втрачає інтерес. Або навпаки: різке зростання кількості взаємодій може свідчити про високу мотивацію.

Ще цікавішою стає ситуація з мобільними навчальними додатками. Вони працюють за своїми законами: короткі взаємодії, часті повернення, нерівномірні інтервали роботи. Саме тому такі системи часто дають більш точну персоналізацію, ніж “великі” платформи. Конкретні приклади — Duolingo з його адаптивними циклами повторення або Photomath, який реагує не лише на результат, а й на те, як користувач підходить до задачі.

AR/VR-технології на цьому фоні виглядають майже революційними. Їхня персоналізація полягає не лише у зміні матеріалу, а у зміні самого середовища. Це принципово інший рівень взаємодії. Студент не читає, не слухає й не переглядає — він проживає ситуацію. І система може змінювати її так, щоб зробити процес максимально корисним саме для цієї людини.

Нарешті, інтегровані екосистеми поєднують усе. Тут уже важко сказати, де закінчується LMS і починається ITS, чи де саме відбувається аналітика. Усе працює як єдине середовище: дані перетікають між модулями, рекомендації формуються автоматично, маршрути змінюються динамічно. Студент бачить лише зручний інтерфейс, але всередині системи функціонує складна багаторівнева логіка. У підсумку можна сказати, що технологічні платформи персоналізованого навчання вже давно перестали бути просто цифровими інструментами. Вони стають інтелектуальними середовищами, у яких навчання набуває гнучкості, індивідуальності та здатності реагувати на найдрібніші зміни у поведінці користувача. Їхнє значення лише зростатиме, адже саме технології визначають, наскільки глибоко персоналізація зможе бути інтегрована у повсякденну освітню практику.

1.5 Висновки до Розділу 1.

У Розділі 1 кваліфікаційної роботи було здійснено аналіз сучасних тенденцій розвитку електронного та персоналізованого навчання в умовах цифрової трансформації освіти. Розглянуто еволюцію освітніх інформаційних систем від традиційних електронних платформ до інтелектуальних середовищ, здатних адаптувати навчальний процес відповідно до індивідуальних потреб користувачів.

Встановлено, що персоналізація навчання є однією з ключових характеристик сучасних освітніх систем і відіграє важливу роль у підвищенні ефективності та якості навчального процесу. У ході аналізу визначено, що розвиток персоналізованого навчання тісно пов'язаний із використанням освітніх даних, навчальної аналітики та технологій штучного інтелекту. Сучасні освітні платформи дедалі більше орієнтуються на аналіз поведінкових характеристик користувачів, рівня їх залученості, темпу навчання та стилю сприйняття інформації. Це дозволяє перейти від уніфікованих підходів до формування навчальних програм до побудови індивідуальних навчальних траєкторій.

У розділі було розглянуто основні підходи до персоналізованого та адаптивного навчання, зокрема компетентнісні, рекомендаційні та поведінково-орієнтовані моделі. Показано, що ефективна персоналізація навчального процесу потребує комплексного врахування як академічних результатів, так і когнітивних, мотиваційних та контекстних факторів. Особливу увагу приділено ролі штучного інтелекту як інструменту, що забезпечує динамічну адаптацію навчального контенту та підтримку користувача в режимі реального часу. Також встановлено, що сучасні інформаційні системи персоналізованого навчання розвиваються у напрямі створення інтегрованих освітніх екосистем, які поєднують системи управління навчанням, аналітичні сервіси, адаптивні модулі та інтелектуальні інтерфейси взаємодії. Такий підхід сприяє формуванню гнучкого, орієнтованого на користувача освітнього середовища, здатного підтримувати навчання протягом тривалого часу.

Отже, результати аналізу, проведеного в першому розділі, підтверджують актуальність теми дослідження та обґрунтовують доцільність використання алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту для побудови інформаційних систем персоналізованого навчання. Отримані висновки створюють теоретичну основу для подальшого дослідження методів, алгоритмів і підходів до реалізації таких систем, що розглядаються в наступних розділах роботи.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИ ТА АЛГОРИТМИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНОГО НАВЧАННЯ В ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

2.1 Методи та алгоритми машинного навчання в системах персоналізованого навчання

Розвиток інформаційних систем персоналізованого навчання безпосередньо пов'язаний із активним впровадженням методів машинного навчання, які забезпечують інтелектуальний аналіз освітніх даних та автоматизоване формування адаптивних навчальних рішень. На відміну від традиційних електронних курсів, що ґрунтуються на заздалегідь визначених сценаріях, сучасні персоналізовані системи здатні змінювати свою поведінку залежно від індивідуальних особливостей користувача. Машинне навчання дозволяє таким системам накопичувати досвід, аналізувати результати попередньої взаємодії та поступово вдосконалювати механізми адаптації. У результаті навчальний процес стає більш гнучким і орієнтованим не на середньостатистичного студента, а на конкретну особу з власними потребами, темпом навчання та рівнем підготовки. Важливо зазначити, що застосування машинного навчання в освітніх системах не обмежується лише автоматизацією окремих функцій. У сучасних підходах ці методи інтегруються у всі ключові етапи навчального процесу — від первинного аналізу рівня підготовки користувача до довготривалого супроводу його навчальної діяльності. Це дозволяє розглядати персоналізоване навчання як безперервний процес, у якому система постійно уточнює свої рішення та адаптується до змін у навчальній поведінці студента.

Одним із найпоширеніших напрямів застосування машинного навчання в освітніх системах є класифікація. Вона використовується для визначення рівня знань здобувача освіти, типу його навчальної поведінки або переважного стилю сприйняття інформації. Класифікаційні алгоритми дозволяють віднести користувача до певної категорії, наприклад, початкового, середнього або просунутого рівня підготовки, що є важливою умовою для подальшого

формування індивідуальної навчальної траєкторії. Для цього аналізуються результати тестування, кількість і характер помилок, час виконання завдань, а також динаміка змін показників у процесі навчання. У практичних реалізаціях широко застосовуються дерева рішень, метод опорних векторів, наївний баєсівський класифікатор та логістична регресія, які відзначаються відносною простотою реалізації та інтерпретованістю результатів. Разом із тим у реальних освітніх середовищах поведінка користувачів часто є складнішою, ніж це можна описати фіксованими класами. Студент може демонструвати різні стилі навчання залежно від типу матеріалу, рівня складності або власного емоційного стану. Саме тому класифікаційні підходи зазвичай поєднуються з іншими методами аналізу даних, що дозволяє отримати більш повну картину навчальної діяльності користувача. Разом із тим класифікація не завжди дозволяє повною мірою врахувати різноманіття поведінкових характеристик користувачів, тому важливе місце займають методи кластеризації. На відміну від класифікаційних алгоритмів, кластеризація не потребує попереднього задання класів і дозволяє виявляти приховані закономірності в освітніх даних. Застосування таких алгоритмів, як k-means, DBSCAN або ієрархічна кластеризація, дає змогу об'єднувати студентів у групи зі схожими стилями навчання, темпом роботи або рівнем залученості. Це створює передумови для застосування різних стратегій персоналізації не лише на індивідуальному рівні, а й для окремих груп користувачів, що є особливо актуальним у великих освітніх платформах.

Метод	Тип навчання	Завдання
Decision Tree	Кероване	Класифікація
SVM	Кероване	Розподіл рівнів
K-means	Некероване	Кластеризація
Neural Networks	Глибинне	Прогноз і адаптація

Табл. 1.2 - Методи машинного навчання в адаптивних системах

Кластеризація також відіграє важливу роль у виявленні нетипової або проблемної навчальної поведінки. Наприклад, користувачі, які різко змінюють темп навчання або демонструють нестабільні результати, можуть бути віднесені до окремих кластерів, що потребують додаткової уваги з боку системи або викладача. Це дозволяє підвищити адаптивність навчального середовища та своєчасно реагувати на потенційні труднощі. Важливу роль у персоналізованому навчанні відіграють регресійні моделі, які застосовуються для прогнозування результатів навчальної діяльності. За допомогою таких моделей система може оцінювати ймовірність успішного завершення курсу, передбачати підсумкову оцінку або визначати ризик академічної неуспішності на ранніх етапах навчання. Це дозволяє своєчасно виявляти студентів, які потребують додаткової підтримки, та коригувати навчальний процес ще до виникнення критичних проблем.

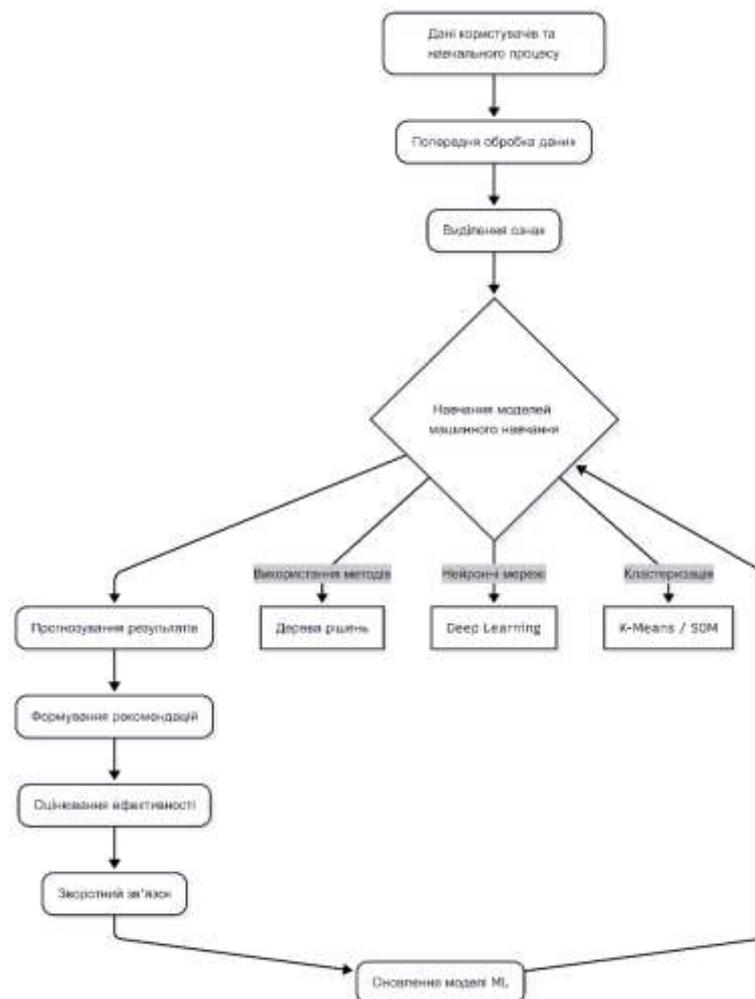


Рис.2.1 - Концептуальна діаграма застосування

Регресійні моделі можуть будуватися як на основі простих лінійних залежностей, так і з використанням складніших ансамблевих методів або нейронних мереж, що підвищує точність прогнозів. методів машинного навчання

Прогностичні можливості регресійних моделей особливо важливі в умовах масового онлайн-навчання, де викладач не завжди має змогу індивідуально відстежувати прогрес кожного студента. У таких випадках інтелектуальні системи стають інструментом підтримки прийняття рішень, допомагаючи визначати оптимальні моменти для втручання в навчальний процес.

Окрему увагу в сучасних персоналізованих системах приділяють рекомендаційним алгоритмам, які забезпечують індивідуальний підбір навчального контенту. Такі алгоритми аналізують історію навчальної активності користувача, його уподобання, попередні результати та взаємодію з навчальними матеріалами. Методи колаборативної фільтрації дозволяють знаходити користувачів із подібними профілями та пропонувати матеріали, які виявилися ефективними для інших студентів. Контентно-орієнтовані підходи, у свою чергу, ґрунтуються на аналізі властивостей навчальних ресурсів і співвіднесенні їх з інтересами конкретного користувача. У сучасних освітніх платформах дедалі частіше використовуються гібридні рекомендаційні моделі, що поєднують переваги обох підходів і дозволяють підвищити релевантність рекомендацій. Варто зазначити, що ефективність рекомендаційних систем значною мірою залежить від обсягу та якості накопичених даних. На початкових етапах роботи системи можуть використовувати спрощені моделі або експертні правила, поступово переходячи до складніших алгоритмів у міру зростання кількості користувачів і навчального контенту.

Значний потенціал для подальшого розвитку персоналізованого навчання мають методи глибинного навчання, які здатні працювати з великими та різномірними наборами освітніх даних. Нейронні мережі використовуються для моделювання складних нелінійних залежностей між поведінкою студента та результатами його навчальної діяльності. Зокрема, рекурентні нейронні мережі

та трансформерні архітектури застосовуються для аналізу послідовності навчальних дій, тоді як згорткові мережі можуть бути ефективними при обробці мультимедійного контенту, такого як відео-лекції або інтерактивні навчальні матеріали. Використання таких моделей дозволяє системі не лише реагувати на поточні результати, а й прогнозувати подальший навчальний шлях користувача.

Окремим напрямом є застосування методів навчання з підкріпленням, у яких навчальний процес розглядається як послідовність рішень із довгостроковою метою оптимізації результатів. У цьому випадку система поступово навчається визначати, які дії — наприклад, вибір складності завдань або порядку подання матеріалу — є найбільш ефективними для конкретного користувача. Отримуючи зворотний зв'язок у вигляді результатів навчання, система коригує свою стратегію, що дозволяє досягати кращого балансу між складністю матеріалу та мотивацією студента.

Не менш важливим аспектом є якість освітніх даних, що використовуються для навчання моделей. Дані, зібрані в процесі навчання, включають результати тестів, поведінкові логи, часові характеристики та інформацію про взаємодію з контентом. Перед застосуванням алгоритмів ці дані проходять етапи очищення, нормалізації та перетворення, від яких значною мірою залежить точність і надійність моделей. Недостатня якість даних може суттєво знизити ефективність навіть найсучасніших алгоритмів машинного навчання.

Отже, методи та алгоритми машинного навчання становлять фундамент сучасних систем персоналізованого навчання. Їх комплексне використання дозволяє автоматизувати процеси оцінювання, прогнозування та адаптації, забезпечуючи індивідуальний підхід до кожного здобувача освіти. Поєднання різних алгоритмічних підходів створює умови для побудови гнучких та інтелектуальних освітніх систем, здатних ефективно реагувати на зміну потреб користувачів і постійно вдосконалювати навчальний процес у довгостроковій перспективі.

Окремо слід підкреслити, що для освітніх систем важливе не лише “який алгоритм обрано”, а й як саме описано дані, які потрапляють на вхід моделі. У

цьому сенсі ключову роль відіграє формування ознак (feature engineering). Навіть прості показники — наприклад, середній час відповіді, частка помилок у конкретних темах, частота повернень до матеріалу, інтервали між навчальними сесіями — можуть істотно підвищувати якість прогнозування та рекомендацій. Часто саме грамотна підготовка даних дає більший ефект, ніж ускладнення моделі, тому в освітній аналітиці питання збору та інтерпретації ознак вважається принциповим. При цьому освітні дані зазвичай мають послідовний характер: дії студента формують ланцюжок подій, і важливо враховувати порядок цих подій, а не лише їх суму. Через це в персоналізованому навчанні поширилися підходи, що моделюють динаміку знань у часі. Такі методи часто описують як knowledge tracing — відстеження знань. Логіка тут доволі зрозуміла: система намагається оцінити не лише поточний результат, а й імовірність того, що студент справді засвоїв певну навичку, та як ця ймовірність змінюється після кожної спроби. У практиці це дає змогу точніше визначати, коли варто повторити тему, а коли — рухатися далі, не перевантажуючи користувача зайвими вправами.

У контексті побудови індивідуальних траєкторій важливими є також графові моделі. Освітній матеріал часто має структуру залежностей: деякі теми є базовими, інші — похідними; частина навичок формує основу для наступних компетентностей.

Якщо представити контент і компетентності у вигляді графа (поняття/навички як вершини, залежності як ребра), тоді система може формувати більш обґрунтовані маршрути навчання. У цьому випадку рекомендація стає не просто “схожим користувачам це подобалося”, а логічно виправданим кроком у межах зв’язної навчальної карти. Такий підхід особливо корисний у складних дисциплінах, де пропуск одного фундаментального блоку швидко призводить до системних прогалин.

Ще один важливий напрям, який фактично доповнює рекомендаційні механізми, — персоналізація на основі обробки природної мови. Більшість освітнього контенту є текстовою: конспекти, методичні матеріали, завдання, пояснення, відповіді студентів, коментарі викладачів. NLP-методи дозволяють аналізувати ці дані значно глибше, ніж традиційні підходи. Наприклад, система

може автоматично визначати, які поняття найчастіше “провалюються” у відповідях студента, або які формулювання викликають типові непорозуміння. Крім того, NLP використовується для створення інтелектуальних підказок, автоматичного формування пояснень і навіть для побудови адаптивних тестів, у яких завдання генеруються або підбираються з урахуванням конкретних помилок користувача. У реальних системах персоналізації важливим є не лише навчальний результат, а й фактори мотивації та залученості. Тому в освітній аналітиці часто використовують показники engagement: частоту входів у систему, регулярність навчання, реакцію на дедлайни, співвідношення переглядів матеріалу та виконаних завдань. Такі характеристики безпосередньо впливають на адаптивні рішення. Іноді студент не демонструє слабких знань у тестах, але має нестабільну активність і ризик “випасти” з курсу — і це також потрібно враховувати. У таких випадках персоналізація полягає не в ускладненні матеріалу, а в корекції навантаження, формі подачі або навіть в іншій структурі зворотного зв’язку. Разом із технічними можливостями зростає значення питання пояснюваності рішень.

Освіта — сфера, де користувачі зазвичай очікують зрозумілої логіки: студенту важливо розуміти, чому йому запропоновано саме цей матеріал, а викладачу — чому система оцінює рівень знань саме так. Тому в сучасних персоналізованих платформах актуальними є підходи Explainable AI, які дозволяють робити модель “прозорішою”: показувати ключові фактори, що вплинули на рекомендацію, пояснювати причину запропонованого повторення теми або підвищення складності. Це не просто додатковий функціонал, а фактор довіри до системи, без якого персоналізація може сприйматися як неконтрольований “чорний ящик”.

Не можна оминути і питання конфіденційності та етичності, оскільки персоналізоване навчання неминуче працює з великим обсягом даних про користувача. Навіть якщо система не збирає явно чутливу інформацію, поведінкові логи можуть опосередковано розкривати багато особливостей навчальної діяльності. Тому важливою практикою стає мінімізація даних, контроль доступів, а також коректна анонімізація під час навчання моделей. У

межах освітніх установ додаткового значення набуває питання відповідальності: хто і як може інтерпретувати прогноз “ризиків неспішності”, щоб це не призводило до стигматизації користувача або необґрунтованих рішень.

Окремим блоком варто розглядати оцінювання якості моделей у персоналізованому навчанні. На практиці цього недостатньо звести до “точності” чи “помилки прогнозу”, оскільки якість рекомендацій має багатовимірний характер. Наприклад, система може давати високу точність у прогнозах, але пропонувати матеріали, які не підвищують мотивацію, або які студент ігнорує. Через це при оцінюванні застосовують комбіновані критерії: релевантність рекомендацій, стабільність, охоплення контенту, індивідуальну корисність, а також педагогічний ефект у довшій перспективі. У деяких випадках ключовим показником стає не математична метрика, а фактичне підвищення результатів навчання або зменшення частки відрахувань.

У підсумку, застосування машинного навчання в персоналізованих системах є комплексним і багаторівневим. Воно охоплює як “класичні” алгоритми аналізу даних, так і сучасні нейромережеві моделі, а також підходи, що враховують структуру контенту, послідовність навчальної діяльності та поведінкові фактори. Саме поєднання цих компонентів дозволяє системі не просто реагувати на помилки, а будувати цілісну індивідуальну траєкторію, яка є педагогічно обґрунтованою та технологічно реалізованою.

2.2 Підходи до адаптації та персоналізації навчального процесу.

Адаптація навчального процесу є ключовим механізмом персоналізованого навчання, який дозволяє враховувати індивідуальні особливості здобувачів освіти та формувати для них оптимальні умови засвоєння знань. На відміну від традиційних освітніх моделей, де навчальний контент та порядок його подання є однаковими для всіх, адаптивні системи орієнтовані на динамічну зміну навчальної траєкторії відповідно до поточного стану користувача. Такий підхід базується на постійному зборі та аналізі даних, що відображають рівень підготовки, навчальну поведінку та результати діяльності студента. Одним із базових підходів до персоналізації є адаптація за рівнем знань, яка передбачає поетапне опанування матеріалу з урахуванням результатів

контролю. У межах цього підходу система визначає ступінь засвоєння кожної теми та на основі цього приймає рішення щодо подальших кроків навчання. Якщо користувач демонструє недостатній рівень знань, система може запропонувати додаткові пояснення, приклади або повторення матеріалу. У разі успішного засвоєння навчальний процес прискорюється, що дозволяє уникнути перевантаження та втрати мотивації. Такий механізм є особливо ефективним у дисциплінах із чіткою ієрархією понять і навичок. Поряд із рівнем знань важливу роль відіграє адаптація за темпом навчання, яка враховує індивідуальну швидкість опрацювання матеріалу. У сучасних системах аналізуються часові характеристики навчальної діяльності: тривалість виконання завдань, частота пауз, регулярність навчальних сесій. На основі цих показників система може змінювати інтенсивність подачі матеріалу, регулювати обсяг завдань або рекомендувати оптимальний розклад навчання. Такий підхід особливо актуальний для дистанційного та мобільного навчання, де користувачі навчаються в різних умовах і мають різні можливості для концентрації уваги.

Значне поширення отримав рекомендаційний підхід, який ґрунтується на автоматичному доборі навчального контенту. У цьому випадку персоналізація досягається шляхом аналізу попередньої активності користувача, його інтересів та результатів навчання. Рекомендаційні системи дозволяють пропонувати студенту саме ті матеріали, які є найбільш релевантними на поточному етапі навчання. Це може стосуватися як окремих тем, так і цілих курсів або додаткових ресурсів. У великих освітніх платформах рекомендаційний підхід значно полегшує навігацію серед великого обсягу контенту та допомагає уникнути інформаційного перевантаження. Окремим напрямом є компетентнісно-орієнтована персоналізація, яка базується на формуванні та оцінюванні конкретних компетентностей. У межах цього підходу навчальний процес структурується не лише за темами, а й за наборами навичок, які має опанувати студент. Кожна компетентність пов'язується з відповідними навчальними матеріалами та завданнями, а система відстежує ступінь її сформованості. Це дозволяє будувати індивідуальні навчальні плани, орієнтовані на досягнення визначених освітніх результатів, а не лише на формальне проходження курсу.

У сучасних дослідженнях дедалі більше уваги приділяється поведінково-орієнтованим моделям адаптації, які враховують стиль навчання, рівень залученості та характер взаємодії користувача з системою. Аналіз поведінкових даних дозволяє виявляти приховані патерни, що не завжди проявляються у результатах тестування. Наприклад, зниження активності або часті перерви в навчанні можуть свідчити про втрату мотивації або перевтому. У таких випадках система може змінювати формат подання матеріалу, пропонувати менш складні завдання або використовувати інші стратегії підтримки.

Перспективним напрямом персоналізації є контекстна адаптація, яка враховує зовнішні умови навчання. До таких умов належать тип пристрою, час доби, тривалість доступної навчальної сесії та навіть місце перебування користувача.

Контекстна інформація дозволяє системі приймати більш обґрунтовані рішення, наприклад, пропонувати короткі інтерактивні завдання під час мобільного навчання або складніші аналітичні матеріали за умови тривалої сесії за стаціонарним пристроєм. Важливою складовою адаптації є персоналізований зворотний зв'язок, який забезпечує ефективну взаємодію між системою та користувачем. Замість стандартних повідомлень про правильність або неправильність відповіді інтелектуальні системи можуть надавати пояснення, підказки та рекомендації, орієнтовані на конкретні помилки студента. Такий зворотний зв'язок сприяє глибшому розумінню матеріалу та формуванню навичок самостійного аналізу власних результатів.

Узагальнюючи, можна зазначити, що сучасні підходи до адаптації та персоналізації навчального процесу мають комплексний характер і поєднують різні методи та моделі. Ефективність персоналізованого навчання значною мірою визначається здатністю системи інтегрувати інформацію про знання, поведінку та контекст діяльності користувача. Саме такий підхід створює передумови для побудови гнучких освітніх середовищ, орієнтованих на індивідуальний розвиток здобувачів освіти. Важливим аспектом сучасних адаптивних освітніх систем є поєднання кількох підходів персоналізації в межах однієї платформи. На практиці ефективність навчання суттєво зростає тоді, коли система не

обмежується лише одним механізмом адаптації, а використовує їх у комплексі. Наприклад, рекомендаційний підхід може працювати разом із компетентнісною моделлю, доповнюючись аналізом поведінкових даних. У такому випадку навчальна траєкторія формується не лише на основі результатів тестування, а й з урахуванням того, як саме студент взаємодіє з матеріалом, які теми викликають труднощі та на яких етапах знижується активність. Окрему роль у персоналізації відіграє адаптація складності навчального контенту. Замість фіксованих рівнів складності сучасні системи здатні плавно змінювати параметри завдань, підлаштовуючи їх до поточного рівня користувача. Це може проявлятися у зміні кількості підказок, глибини пояснень, обсягу допоміжних матеріалів або формулювання самих завдань. Такий підхід дозволяє уникнути різких переходів між рівнями та зменшує ризик демотивації, що часто виникає у разі надмірно складних або, навпаки, занадто простих завдань.

У контексті персоналізованого навчання дедалі більшого значення набуває адаптація форм подання матеріалу. Різні користувачі по-різному сприймають інформацію: для одних ефективнішими є текстові пояснення, для інших — відео, інфографіка або інтерактивні симуляції. Аналізуючи попередній досвід навчання, система може визначати, які формати контенту сприяють кращому засвоєнню матеріалу конкретним користувачем, і відповідно коригувати подальші рекомендації. Це дозволяє зробити навчальний процес більш індивідуалізованим без необхідності ручного налаштування з боку викладача. Суттєву увагу в сучасних дослідженнях приділяють адаптації на основі мотиваційних факторів. Навіть за наявності високого рівня знань ефективність навчання може знижуватися через втрату інтересу або перевтому. Тому персоналізовані системи дедалі частіше використовують механізми, спрямовані на підтримку мотивації: варіативність завдань, елементи гейміфікації, персоналізовані повідомлення про прогрес або рекомендації щодо оптимального розподілу навантаження. У поєднанні з поведінковим аналізом це дозволяє системі не лише навчати, а й підтримувати користувача протягом усього освітнього процесу.

Важливим напрямом розвитку адаптивних підходів є інтеграція ролі викладача в персоналізовану систему. Хоча більшість рішень приймається автоматизовано, сучасні платформи передбачають можливість участі викладача у коригуванні навчальних траєкторій. Аналітичні інструменти дозволяють викладачу отримувати узагальнену інформацію про прогрес студентів, типові труднощі та ефективність запропонованих матеріалів. Це створює умови для поєднання автоматизованої персоналізації з педагогічним досвідом, що підвищує якість навчального процесу загалом.

Окремо слід зазначити, що адаптація навчання є динамічним процесом, результати якого можуть змінюватися з часом. Те, що було ефективним на початковому етапі навчання, не завжди залишається оптимальним у подальшому. Саме тому сучасні персоналізовані системи передбачають механізми повторної оцінки навчального профілю користувача та перегляду прийнятих рішень. Такий підхід дозволяє уникнути закріплення помилкових припущень щодо рівня знань або стилю навчання студента. Загалом підходи до адаптації та персоналізації навчального процесу спрямовані на створення гнучкого освітнього середовища, здатного реагувати на зміни в навчальній діяльності користувача. Поєднання адаптації за знаннями, поведінкою, контекстом та мотиваційними характеристиками створює передумови для побудови індивідуальних навчальних траєкторій, які не лише підвищують ефективність засвоєння матеріалу, а й сприяють формуванню самостійності та відповідальності здобувачів освіти.

Ще одним важливим аспектом персоналізованого навчання є адаптація на основі довгострокових освітніх цілей. На відміну від локальних рішень, які ґрунтуються лише на поточних результатах або окремих завданнях, сучасні системи дедалі частіше орієнтуються на досягнення стратегічних цілей навчання. Це може бути опанування певної професійної компетентності, підготовка до сертифікації або формування комплексних навичок, що виходять за межі одного курсу.

У такому випадку персоналізація полягає не лише в підборі найближчого навчального матеріалу, а й у плануванні послідовності навчальних активностей у середньо- та довгостроковій перспективі.

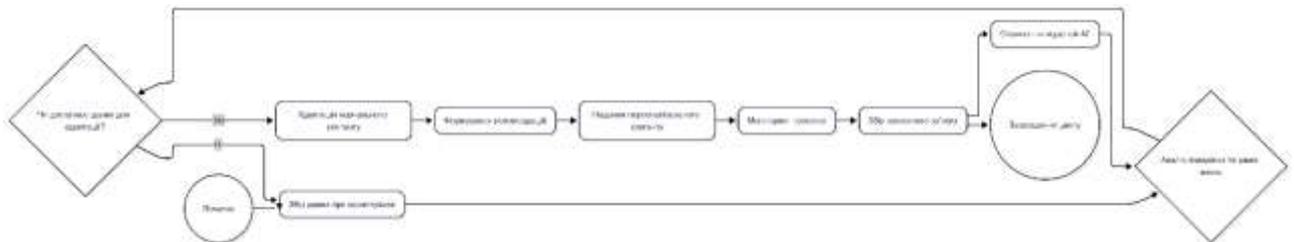


Рис. 2.2 - Блок-схема процесу персоналізації.

У межах такого підходу система може враховувати попередній освітній досвід користувача, його академічні або професійні інтереси, а також бажані результати навчання. На основі цього формується узгоджений навчальний маршрут, який може змінюватися в процесі навчання, але зберігає загальну спрямованість. Це дозволяє уникнути фрагментарності навчання, коли студент виконує окремі завдання без чіткого розуміння їх ролі у досягненні кінцевої мети.

Суттєве значення має і адаптація частоти та моменту надання зворотного зв'язку. Для одних користувачів постійний зворотний зв'язок є мотивуючим фактором, тоді як для інших він може створювати додатковий тиск або відволікати від основного навчального процесу. Аналізуючи реакцію користувача на попередні повідомлення, система може змінювати інтенсивність зворотного зв'язку, його форму та рівень деталізації. Така гнучкість дозволяє підтримувати баланс між контролем і самостійністю, що є важливим елементом ефективного навчання. Окремо варто звернути увагу на адаптацію у групових формах навчання. Хоча персоналізація часто асоціюється з індивідуальним підходом, сучасні освітні системи намагаються поєднати індивідуальні траєкторії з елементами спільної роботи. У таких сценаріях система може формувати навчальні групи з урахуванням рівня підготовки, ролей у команді або навчальних цілей учасників. Це дозволяє зберегти переваги групового навчання, водночас не втрачаючи індивідуального підходу до кожного студента.

У процесі персоналізації важливу роль відіграє оцінювання стабільності навчальних результатів. Одноразовий успішний результат не завжди свідчить про глибоке засвоєння матеріалу, тому сучасні системи намагаються аналізувати результати в динаміці. Повторні спроби, інтервали між виконанням завдань та здатність застосовувати знання в нових контекстах дозволяють більш об'єктивно оцінити рівень сформованості навичок. На основі таких даних система може приймати рішення щодо повторення матеріалу або переходу до складніших тем.

Не менш важливою є адаптація навчального навантаження, яка спрямована на запобігання перевантаженню користувача. Надмірна кількість завдань або надто високий темп навчання можуть призводити до зниження мотивації та ефективності. Аналізуючи поведінкові показники та результати навчання, система може регулювати обсяг матеріалу, пропонувати перерви або змінювати структуру навчальних сесій. Такий підхід сприяє більш стійкому та комфортному процесу навчання. У ширшому контексті адаптація та персоналізація навчання розглядаються як складові індивідуально орієнтованої освітньої парадигми, у межах якої студент виступає активним учасником навчального процесу. Інтелектуальна система в цьому випадку не просто керує навчанням, а виконує роль помічника, який підтримує користувача, пропонує варіанти розвитку та допомагає приймати обґрунтовані рішення щодо власної освітньої траєкторії.

Таким чином, підходи до адаптації та персоналізації навчального процесу охоплюють широкий спектр механізмів — від локальних рішень, спрямованих на окремі завдання, до стратегічного планування навчання в довгостроковій перспективі. Їх поєднання дозволяє створювати освітні системи, які не лише передають знання, а й активно сприяють індивідуальному розвитку здобувачів освіти, враховуючи їхні цілі, можливості та особливості навчальної діяльності.

Окремої уваги заслуговує питання адаптації в умовах невизначеності та неповноти даних. У реальних освітніх системах не завжди можливо отримати повну інформацію про рівень знань або навчальні наміри користувача, особливо на початкових етапах взаємодії. У таких випадках персоналізація здійснюється на основі обмежених даних, що вимагає застосування наближених або

ймовірнісних моделей. Система може використовувати усереднені профілі, дані про типові траєкторії навчання або результати схожих користувачів, поступово уточнюючи індивідуальні характеристики в процесі подальшого навчання. Такий підхід дозволяє забезпечити базовий рівень адаптації навіть за відсутності достатньої кількості персональних даних.

У цьому контексті важливою є здатність системи до самокорекції. Якщо первинні припущення щодо рівня підготовки або стилю навчання користувача виявляються неточними, адаптивна система повинна мати механізми їх перегляду. Це досягається шляхом постійного аналізу нових даних та порівняння очікуваних і фактичних результатів навчання. Наявність таких механізмів зменшує ризик закріплення помилкових рішень і підвищує загальну стійкість персоналізованої моделі.

Суттєвим чинником ефективності адаптації є узгодженість між різними рівнями персоналізації. Наприклад, рекомендації контенту, регулювання складності завдань і зміна темпу навчання повинні взаємодіяти між собою, а не працювати ізольовано.

Якщо система одночасно підвищує складність матеріалу та зменшує час на його опрацювання, це може призвести до перевантаження користувача. Тому сучасні підходи передбачають використання координаційних механізмів, які дозволяють узгоджувати адаптивні рішення між різними модулями системи. Варто також враховувати індивідуальні відмінності у сприйнятті адаптації. Для одних користувачів активне втручання системи сприймається як допомога, тоді як для інших — як обмеження свободи навчання. У зв'язку з цим у персоналізованих системах дедалі частіше реалізуються механізми часткового контролю з боку користувача. Студент може мати можливість приймати або відхиляти рекомендації, змінювати рівень автоматизації адаптації або обирати альтернативні навчальні маршрути. Такий підхід підвищує суб'єктивне відчуття контролю та позитивно впливає на мотивацію.

Адаптація навчального процесу також тісно пов'язана з підтримкою навичок саморегуляції. Персоналізовані системи можуть не лише коригувати навчальний контент, а й сприяти формуванню вміння планувати навчання,

оцінювати власний прогрес та визначати проблемні зони. Наприклад, система може пропонувати узагальнені звіти, візуалізації прогресу або рекомендації щодо оптимальної стратегії навчання. У цьому випадку персоналізація виходить за межі простого підбору матеріалів і стає інструментом розвитку метакогнітивних навичок. З погляду педагогіки важливим є питання балансу між адаптацією та викликом. Надмірна персоналізація, за якої система постійно спрощує навчальні завдання, може знижувати пізнавальну активність і обмежувати розвиток складніших навичок. Тому сучасні підходи передбачають не лише підлаштування під поточний рівень користувача, а й поступове створення умов для виходу за межі зони комфорту. Такий баланс досягається шляхом керованого ускладнення завдань та поступового розширення навчальних цілей.

У підсумку, адаптація та персоналізація навчального процесу є багатовимірними явищами, що поєднують технологічні, педагогічні та психологічні аспекти. Ефективність таких підходів визначається не лише точністю алгоритмів, а й здатністю системи враховувати індивідуальні потреби користувачів, забезпечувати гнучкість і підтримувати мотивацію протягом усього навчального процесу. Саме комплексний підхід до персоналізації створює основу для побудови сучасних інформаційних систем навчання, орієнтованих на довгостроковий розвиток здобувачів освіти.

2.3 Інтеграція алгоритмів машинного навчання в інформаційній системі персоналізованого навчання.

Інтеграція алгоритмів машинного навчання в інформаційні системи персоналізованого навчання є складним багаторівневим процесом, який поєднує програмно-технічні, методичні та педагогічні аспекти. На відміну від ізольованого використання алгоритмів для аналізу даних, у персоналізованих освітніх системах машинне навчання стає невід'ємною частиною загальної логіки функціонування системи. Алгоритмічні моделі повинні не лише коректно працювати з даними, а й органічно вписуватися в навчальний процес, забезпечуючи його безперервність, адаптивність і зрозумілість для користувача. Одним із ключових завдань інтеграції є визначення ролі алгоритмів машинного

навчання в архітектурі системи. Зазвичай вони реалізуються у вигляді окремих модулів або сервісів, які взаємодіють із базами даних, модулями управління навчальним контентом та інтерфейсами користувача. Такий підхід дозволяє забезпечити масштабованість системи та спростити оновлення або заміну окремих моделей без порушення роботи всієї платформи. При цьому важливо, щоб результати роботи алгоритмів були інтерпретованими та придатними для подальшого використання в процесі прийняття навчальних рішень.

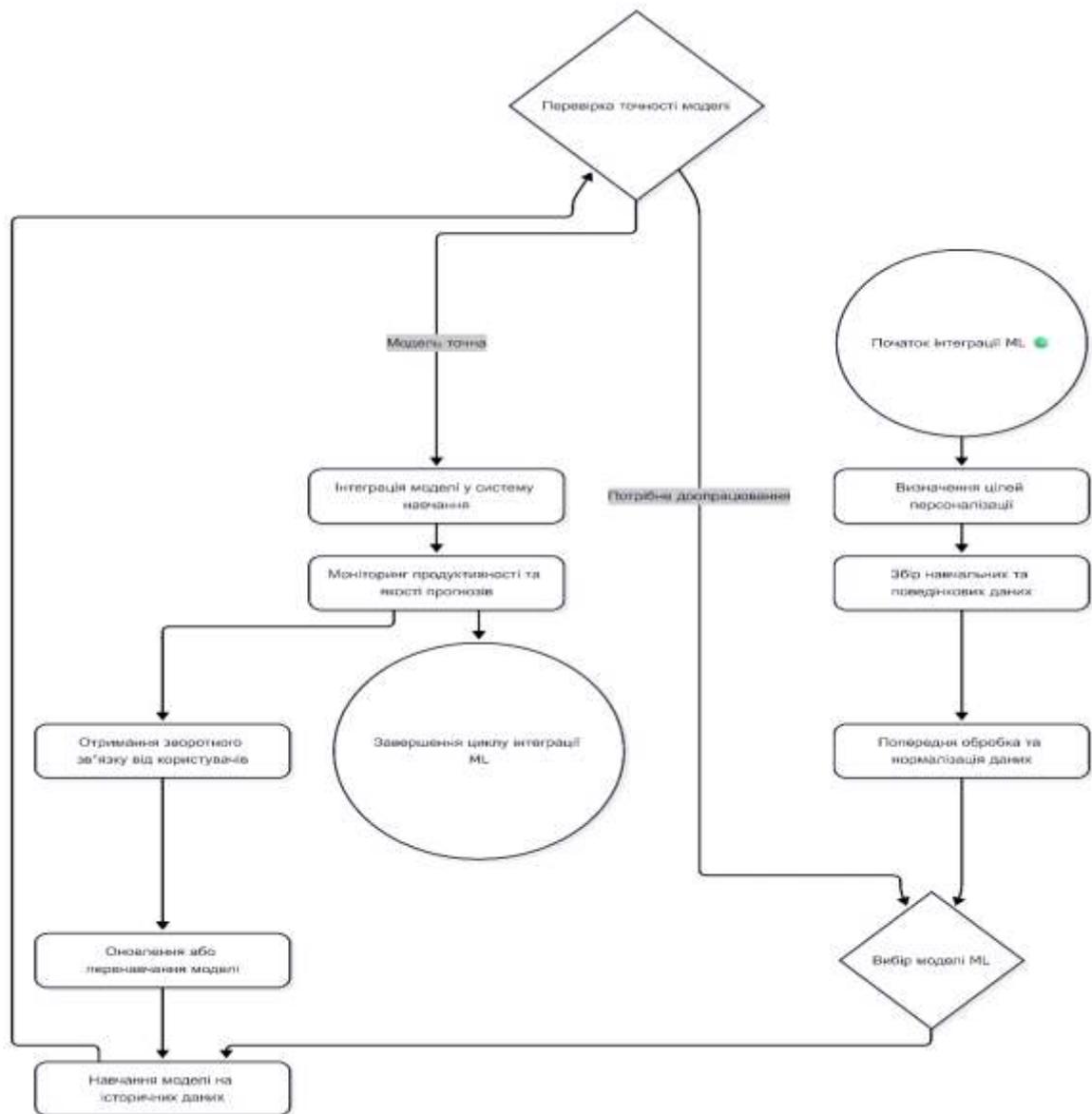


Рис. 2.3 – Діаграма активності процесу інтеграції ML

Інтеграція машинного навчання починається зі збору та підготовки освітніх даних, які надходять із різних компонентів системи. Це можуть бути результати тестів, журнали навчальної активності, дані про взаємодію з контентом, часові характеристики та інші показники.

Для забезпечення коректної роботи алгоритмів ці дані проходять попередню обробку, що включає очищення, нормалізацію та агрегування. Саме на цьому етапі закладається основа для подальшої ефективності персоналізації, оскільки якість вхідних даних безпосередньо впливає на точність і надійність моделей. Важливим аспектом інтеграції є організація циклу навчання та перенавчання моделей. У персоналізованих системах алгоритми машинного навчання повинні регулярно оновлюватися з урахуванням нових даних, що накопичуються в процесі використання системи. Це дозволяє враховувати зміни в навчальній поведінці користувачів, появу нового контенту та еволюцію освітніх потреб. При цьому необхідно забезпечити баланс між частотою оновлення моделей і стабільністю результатів, щоб уникнути різких змін у рекомендаціях або навчальних траєкторіях.

Особливу увагу під час інтеграції приділяють взаємодії алгоритмів з користувацьким інтерфейсом. Результати роботи машинного навчання — рекомендації, прогнози або адаптивні рішення — мають бути подані у зрозумілій і прийнятній формі. Надмірно складні або непрозорі механізми персоналізації можуть знижувати довіру користувачів до системи. Тому сучасні підходи передбачають використання пояснюваних моделей та надання користувачу узагальненої інформації про причини прийняття тих чи інших рішень, наприклад, чому було рекомендовано певний матеріал або змінено рівень складності завдань.

Інтеграція алгоритмів машинного навчання також пов'язана з питаннями продуктивності та ресурсних обмежень. Обробка великих обсягів освітніх даних і виконання складних моделей може вимагати значних обчислювальних ресурсів, особливо в масштабних системах із великою кількістю користувачів. У таких випадках застосовуються хмарні технології, розподілені обчислення або асинхронна обробка даних, що дозволяє забезпечити стабільну роботу системи та швидкий відгук для кінцевого користувача.

Окремим аспектом є забезпечення узгодженості між автоматизованими рішеннями системи та педагогічними цілями. Алгоритми машинного навчання повинні підтримувати освітні стратегії, а не суперечити їм. Тому в процесі

інтеграції важливу роль відіграє налаштування параметрів моделей з урахуванням дидактичних вимог, а також можливість втручання з боку викладача. Це дозволяє поєднати переваги автоматизованої персоналізації з педагогічним досвідом і забезпечити більш збалансований навчальний процес. Не менш важливими є питання безпеки та етичності використання алгоритмів машинного навчання в освітніх системах. Інтеграція таких алгоритмів передбачає роботу з персональними даними користувачів, що вимагає дотримання принципів конфіденційності та захисту інформації. Крім того, необхідно мінімізувати ризики упередженості алгоритмів і забезпечити рівні умови навчання для всіх користувачів незалежно від їхніх індивідуальних характеристик.

Таким чином, інтеграція алгоритмів машинного навчання в інформаційні системи персоналізованого навчання є комплексним процесом, який виходить за межі суто технічної реалізації. Вона передбачає узгодження алгоритмічних рішень із педагогічними принципами, забезпечення якості даних, прозорості роботи моделей та стабільності функціонування системи. Саме така інтеграція створює основу для побудови ефективних персоналізованих освітніх платформ, здатних адаптуватися до потреб користувачів і підтримувати їхній навчальний розвиток у довгостроковій перспективі.

2.4 Обмеження, виклики та перспективи використання алгоритмів штучного інтелекту в персоналізованому навчанні.

Попри значний потенціал алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту в персоналізованих освітніх системах, їх практичне застосування супроводжується низкою обмежень і викликів. Однією з ключових проблем є складність побудови універсальних моделей, здатних однаково ефективно працювати для користувачів із різним рівнем підготовки, мотивацією та стилем навчання. Освітні дані зазвичай є гетерогенними, неповними та змінюються з часом, що ускладнює створення стабільних і точних алгоритмічних рішень.

Суттєвим викликом залишається питання якості даних, на основі яких здійснюється персоналізація. Освітні системи часто накопичують великі обсяги

інформації, проте не всі ці дані є репрезентативними або корисними для навчання моделей. Поведінкові логи можуть містити шум, випадкові дії або атипові сценарії використання системи, що впливає на коректність прогнозів і рекомендацій. У таких умовах особливої ваги набувають методи попередньої обробки даних та валідації результатів, без яких ефективність алгоритмів суттєво знижується.

Окрему увагу слід приділити проблемі інтерпретованості алгоритмів машинного навчання. Багато сучасних моделей, зокрема глибинні нейронні мережі, характеризуються високою точністю, проте водночас є складними для пояснення. У контексті освіти це створює додаткові труднощі, оскільки як викладачі, так і студенти повинні розуміти логіку прийняття рішень системою. Відсутність прозорості може знижувати довіру до персоналізованих рекомендацій і ускладнювати їх практичне використання.

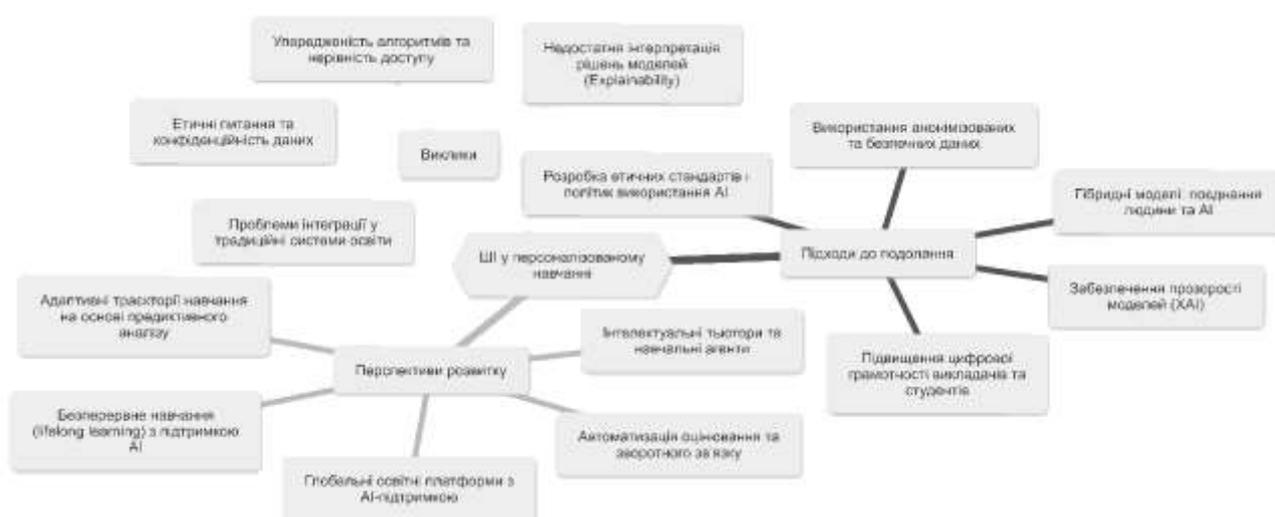


Рис. 2.4 - Причинно-наслідкова модель факторів, що впливають на ефективність ШІ-персоналізації

Не менш важливим є питання педагогічної доцільності автоматизованих рішень. Надмірна орієнтація на алгоритмічну адаптацію може призвести до зменшення ролі викладача та обмеження розвитку критичного мислення здобувачів освіти. Персоналізовані системи повинні доповнювати педагогічний процес, а не замінювати його. Тому актуальним завданням є пошук балансу між автоматизованою адаптацією та педагогічним контролем, що дозволяє зберегти гуманістичну складову навчання.

Серйозним викликом залишається й етичний аспект використання штучного інтелекту в освіті. Алгоритми можуть несвідомо відтворювати упередження, закладені в навчальних даних, що призводить до нерівних умов навчання для різних груп користувачів. Крім того, персоналізовані системи працюють із персональними даними, що вимагає дотримання принципів конфіденційності, безпеки та відповідального використання інформації. Недотримання цих принципів може мати негативні наслідки як для окремих користувачів, так і для освітньої установи загалом.

Разом із тим зазначені обмеження не зменшують значення штучного інтелекту для розвитку персоналізованого навчання, а радше визначають напрями його подальшого вдосконалення. Перспективним напрямом є розвиток пояснюваних моделей штучного інтелекту, які дозволяють поєднати високу точність із прозорістю прийняття рішень. Такі підходи сприяють підвищенню довіри до системи та полегшують її інтеграцію в освітній процес.

У майбутньому очікується посилення ролі гібридних моделей персоналізації, які поєднують автоматизовані алгоритми з участю викладача та самого студента. Це дозволить враховувати не лише кількісні показники навчання, а й якісні аспекти, такі як індивідуальні цілі, мотивація та професійні плани користувача. Крім того, розвиток технологій штучного інтелекту відкриває можливості для створення адаптивних систем навчання, орієнтованих на концепцію безперервної освіти протягом життя.

Отже, використання алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту в персоналізованому навчанні супроводжується як значними перевагами, так і низкою викликів. Усвідомлення цих обмежень та цілеспрямований розвиток відповідних підходів створюють основу для формування більш ефективних, етичних і стійких освітніх систем, здатних відповідати вимогам сучасного цифрового суспільства.

Варто також враховувати організаційні та методичні обмеження, що виникають під час впровадження персоналізованих освітніх систем у реальне навчальне середовище. Навіть за наявності технічно досконалих алгоритмів ефективність персоналізації значною мірою залежить від готовності освітніх

установ до змін. Перехід до індивідуалізованих навчальних траєкторій вимагає перегляду навчальних програм, систем оцінювання та ролі викладача в освітньому процесі. За відсутності методичної підтримки та чітких регламентів використання інтелектуальних систем їх потенціал може бути реалізований лише частково.

Ще одним викликом є різний рівень цифрової компетентності користувачів. Для частини студентів та викладачів використання адаптивних платформ є інтуїтивно зрозумілим, тоді як для інших — викликає труднощі та потребує додаткового навчання. У таких умовах система персоналізованого навчання повинна бути не лише функціональною, а й зручною у використанні, з мінімальним порогом входу. Недостатня увага до питань зручності інтерфейсу та підтримки користувачів може негативно впливати на прийняття технології та знижувати її практичну цінність.

У контексті масштабування персоналізованих освітніх систем актуальним є питання узгодження локальних адаптивних рішень із загальними освітніми стандартами. Індивідуалізація навчання не повинна призводити до втрати єдиних вимог до результатів освіти. Тому сучасні підходи передбачають поєднання персоналізованих траєкторій із чітко визначеними освітніми цілями та критеріями оцінювання. Це дозволяє забезпечити баланс між гнучкістю навчального процесу та збереженням академічної цілісності.

Значну увагу також приділяють питанню довготривалої підтримки та супроводу інтелектуальних освітніх систем. Алгоритми машинного навчання потребують регулярного оновлення, перенавчання та контролю якості результатів. Без належного супроводу система з часом може втрачати актуальність або демонструвати зниження точності рекомендацій. Це зумовлює необхідність створення спеціалізованих команд або інструментів для моніторингу роботи персоналізованих моделей упродовж усього життєвого циклу системи.

Перспективним напрямом подальших досліджень є розвиток міждисциплінарних підходів до персоналізованого навчання, які поєднують досягнення інформатики, педагогіки, психології та науки про дані. Така

інтеграція дозволяє більш повно враховувати когнітивні та мотиваційні особливості користувачів, а також соціальні аспекти навчання. У результаті персоналізація виходить за межі суто алгоритмічних рішень і стає комплексним інструментом підтримки освітнього розвитку.

Окремо слід відзначити перспективи використання персоналізованих систем у контексті безперервної освіти. У сучасних умовах швидкої зміни професійних вимог навчання дедалі частіше розглядається як процес, що триває протягом усього життя. Інтелектуальні освітні системи, здатні адаптуватися до змін цілей та рівня підготовки користувача, створюють основу для формування індивідуальних освітніх траєкторій на різних етапах професійного та особистісного розвитку.

Таким чином, обмеження та виклики, пов'язані з використанням алгоритмів штучного інтелекту в персоналізованому навчанні, не є перешкодою для їх подальшого розвитку, а визначають напрями вдосконалення таких систем. Усвідомлення цих аспектів дозволяє формувати більш стійкі, гнучкі та орієнтовані на користувача освітні рішення, здатні ефективно функціонувати в умовах сучасного цифрового освітнього середовища.

Окремої уваги потребує питання узгодження темпів розвитку технологій та освітніх практик. Технології штучного інтелекту розвиваються значно швидше, ніж оновлюються освітні програми, методики викладання та нормативні документи. У результаті виникає розрив між технічними можливостями персоналізованих систем і готовністю освітнього середовища до їх повноцінного використання. Алгоритми можуть пропонувати складні та гнучкі сценарії адаптації, проте без відповідної методичної підтримки такі рішення не завжди інтегруються в навчальний процес ефективно. Це підкреслює необхідність синхронного розвитку технологічних та педагогічних складових персоналізованого навчання.

Ще одним суттєвим викликом є підтримка актуальності моделей у довгостроковій перспективі. Навчальні інтереси, рівень підготовки та поведінкові характеристики користувачів змінюються з часом, особливо у випадку тривалих освітніх програм. Алгоритми, що були ефективними на

початкових етапах, можуть поступово втрачати точність, якщо не враховують ці зміни. Тому персоналізовані системи повинні мати механізми адаптації не лише до поточного стану користувача, а й до еволюції його навчальних потреб. Це потребує постійного моніторингу ефективності моделей і гнучких стратегій їх оновлення.

У контексті масового використання персоналізованих систем актуальним є питання стандартизації підходів до персоналізації. Наразі більшість рішень розробляються як окремі платформи з власними алгоритмічними моделями та методами оцінювання. Відсутність єдиних підходів ускладнює інтеграцію таких систем між собою та обмежує можливості перенесення навчальних даних і результатів між різними освітніми середовищами. У перспективі це може стати бар'єром для розвитку міжплатформних персоналізованих освітніх екосистем.

Водночас перспективи розвитку персоналізованого навчання тісно пов'язані з удосконаленням людиноорієнтованих моделей штучного інтелекту. Замість фокусування виключно на оптимізації показників успішності дедалі більшого значення набуває орієнтація на комфорт користувача, його психологічний стан і довгострокову мотивацію до навчання. Це змінює саму парадигму персоналізації, переводячи її з рівня технічної оптимізації на рівень підтримки індивідуального освітнього розвитку.

Перспективним напрямом є також використання адаптивних систем як інструментів саморефлексії. Персоналізовані платформи можуть допомагати користувачам краще усвідомлювати власні сильні та слабкі сторони, аналізувати динаміку прогресу й приймати обґрунтовані рішення щодо подальшого навчання. У такому випадку штучний інтелект не лише адаптує навчальний контент, а й виступає засобом підтримки усвідомленого навчання, що є важливою складовою сучасної освітньої концепції.

Окремо слід відзначити потенціал персоналізованих систем у сфері міждисциплінарного та практико-орієнтованого навчання. Алгоритми штучного інтелекту здатні поєднувати матеріали з різних галузей знань, формуючи індивідуальні траєкторії, орієнтовані на конкретні професійні або прикладні цілі. Це відкриває можливості для створення гнучких освітніх програм, адаптованих

до реальних потреб ринку праці та індивідуальних планів розвитку користувачів.

Узагальнюючи, можна стверджувати, що подальший розвиток персоналізованого навчання визначатиметься не лише технічним прогресом у сфері машинного навчання, а й здатністю інтегрувати ці технології в освітній контекст із урахуванням педагогічних, етичних та соціальних аспектів. Саме такий комплексний підхід дозволить перетворити персоналізовані інформаційні системи з експериментальних рішень на повноцінний інструмент сучасної освіти, орієнтований на сталий розвиток і підтримку навчання протягом усього життя.

2.5 Висновки до Розділу 2.

У Розділі 2 кваліфікаційної роботи було досліджено методи та алгоритми, що лежать в основі сучасних інформаційних систем персоналізованого навчання. Аналіз показав, що застосування алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту є ключовим чинником переходу від статичних моделей електронного навчання до адаптивних, інтелектуальних освітніх середовищ, здатних враховувати індивідуальні особливості здобувачів освіти. У процесі розгляду методів машинного навчання встановлено, що класифікаційні, кластеризаційні, регресійні та рекомендаційні алгоритми виконують різні, але взаємодоповнювальні функції у персоналізації навчального процесу. Їх поєднання дозволяє здійснювати оцінювання рівня знань, прогнозування результатів навчання та формування індивідуальних навчальних траєкторій. Особливу роль відіграють методи глибинного навчання та навчання з підкріпленням, які забезпечують високий рівень адаптивності та здатність системи реагувати на динамічні зміни у навчальній поведінці користувачів. У розділі також було проаналізовано підходи до адаптації та персоналізації навчального процесу, зокрема адаптацію за рівнем знань, темпом навчання, стилем сприйняття інформації, мотиваційними та контекстними характеристиками. Показано, що ефективна персоналізація потребує комплексного підходу, який поєднує різні механізми адаптації та враховує не лише академічні результати, а й поведінкові та психологічні аспекти навчальної

діяльності.

Окрему увагу приділено питанням інтеграції алгоритмів машинного навчання в інформаційні системи персоналізованого навчання. Встановлено, що успішна інтеграція передбачає якісну організацію збору й обробки освітніх даних, регулярне оновлення моделей, узгодження алгоритмічних рішень із педагогічними цілями та забезпечення зрозумілої взаємодії з користувачем. Це дозволяє розглядати машинне навчання не як окремий інструмент, а як невід'ємну складову цілісної освітньої системи.

Разом із тим у розділі визначено основні обмеження та виклики використання штучного інтелекту в персоналізованому навчанні, зокрема проблеми якості даних, інтерпретованості моделей, етичні аспекти та організаційні труднощі впровадження. Аналіз перспектив показав, що подальший розвиток персоналізованих освітніх систем пов'язаний із використанням пояснюваних моделей, гібридних підходів та орієнтацією на концепцію безперервного навчання. Отже, результати другого розділу створюють теоретичну та методичну основу для подальшої розробки архітектури інформаційної системи персоналізованого навчання, що буде представлена в наступному розділі роботи.

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА ТА РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНОГО НАВЧАННЯ

3.1. Архітектура інформаційної системи персоналізованого навчання.

Архітектура інформаційної системи персоналізованого навчання визначає загальні принципи її побудови, структуру основних компонентів та механізми їх взаємодії. З огляду на необхідність підтримки адаптивного навчального процесу, система повинна забезпечувати гнучкість, масштабованість і можливість інтеграції алгоритмів машинного навчання без порушення стабільності роботи. Тому архітектурні рішення орієнтовані на розподіл функціональних обов'язків між окремими модулями та чітке розмежування рівнів системи.

Проектована інформаційна система персоналізованого навчання реалізується на основі багаторівневої архітектури, що дозволяє відокремити користувацький інтерфейс, прикладну логіку та рівень даних. Такий підхід спрощує супровід системи, підвищує її надійність і створює умови для подальшого розширення функціональних можливостей. Кожен рівень виконує визначені функції та взаємодіє з іншими компонентами через стандартизовані інтерфейси.

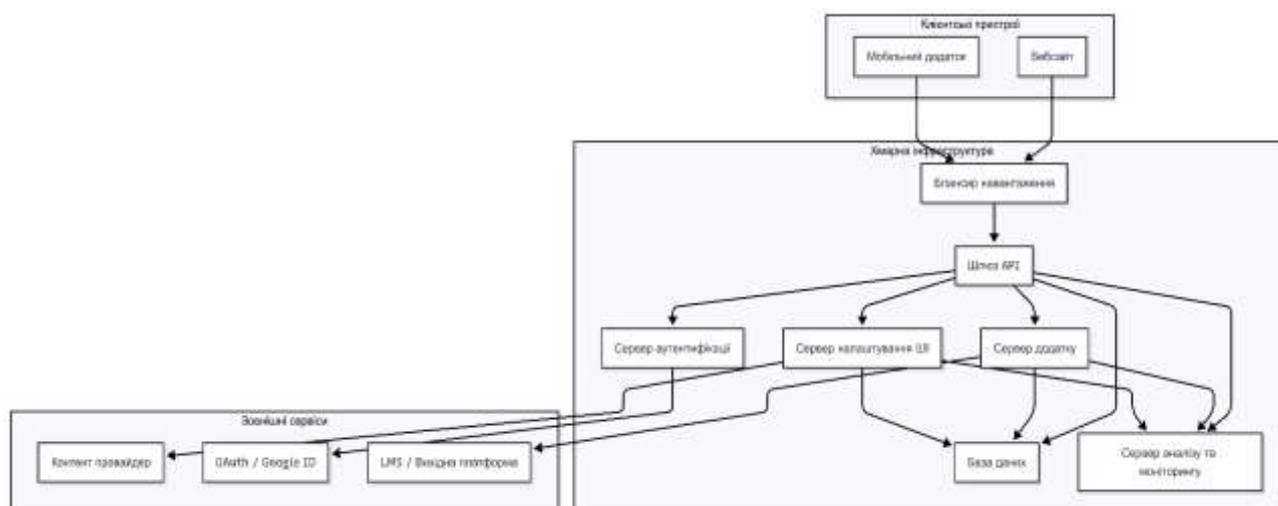


Рис. 3.1 – Схема розгортання системи

На рівні представлення розміщується користувацький інтерфейс, який

забезпечує взаємодію здобувачів освіти та викладачів із системою. Інтерфейс надає доступ до навчальних матеріалів, результатів оцінювання, рекомендацій та аналітичної інформації. Особлива увага приділяється зручності використання та адаптивності інтерфейсу, оскільки саме цей рівень формує безпосередній користувацький досвід. У контексті персоналізованого навчання інтерфейс повинен відображати індивідуальну навчальну траєкторію користувача та динамічно змінюватися відповідно до рішень, прийнятих системою.

Прикладний рівень є центральною складовою архітектури та відповідає за реалізацію основної логіки функціонування системи. Саме на цьому рівні розташовуються модулі управління навчальним процесом, персоналізації, рекомендацій та оцінювання знань. Алгоритми машинного навчання інтегруються у вигляді окремих сервісів або логічних компонентів, що взаємодіють із іншими модулями через визначені інтерфейси. Така організація дозволяє ізолювати алгоритмічну частину системи та забезпечити можливість її оновлення або заміни без суттєвих змін у загальній архітектурі. Важливою складовою прикладного рівня є модуль аналізу освітніх даних, який здійснює обробку результатів тестування, поведінкових логів та інших показників навчальної активності користувачів. Отримані дані використовуються для формування індивідуальних профілів здобувачів освіти та подальшого прийняття адаптивних рішень. У межах цього рівня також реалізується логіка зворотного зв'язку, що дозволяє системі реагувати на зміни в навчальній поведінці та коригувати навчальну траєкторію в режимі реального часу.

Рівень даних забезпечує зберігання та доступ до інформаційних ресурсів системи. До нього належать бази даних користувачів, навчального контенту, результатів оцінювання та історії взаємодії з системою. Для підтримки персоналізованого навчання важливою є структурованість і цілісність даних, оскільки саме вони слугують основою для роботи алгоритмів машинного навчання. Архітектура системи передбачає можливість накопичення великих обсягів освітніх даних та їх ефективну обробку з урахуванням вимог до безпеки й конфіденційності.

Окрему роль в архітектурі відіграє механізм взаємодії між компонентами

системи. Обмін даними між рівнями здійснюється через стандартизовані програмні інтерфейси, що забезпечує узгодженість роботи системи та зменшує залежність між окремими модулями. Такий підхід є особливо важливим у контексті інтеграції алгоритмів штучного інтелекту, оскільки дозволяє гнучко масштабувати обчислювальні ресурси та адаптувати систему до зростання кількості користувачів.

З урахуванням вимог до масштабованості та продуктивності архітектура інформаційної системи персоналізованого навчання може передбачати використання хмарних технологій і розподілених обчислень. Це дозволяє забезпечити стабільну роботу алгоритмів машинного навчання, швидкий доступ до навчальних матеріалів та своєчасне формування персоналізованих рекомендацій навіть за значного навантаження. Таким чином, запропонована архітектура інформаційної системи персоналізованого навчання створює структурну основу для реалізації адаптивного навчального процесу. Вона забезпечує чіткий розподіл функцій між компонентами, підтримує інтеграцію алгоритмів машинного навчання та створює умови для подальшого розвитку системи. Описана архітектура слугує базою для побудови моделі даних і функціональних компонентів, що розглядаються в наступному підрозділі.

Важливою особливістю архітектури інформаційної системи персоналізованого навчання є орієнтація на модульність, яка забезпечує гнучкість у розвитку та супроводі системи. Кожен функціональний компонент виконує визначену роль і може розвиватися незалежно від інших частин системи.

Такий підхід особливо актуальний у контексті використання алгоритмів машинного навчання, оскільки дозволяє оновлювати або вдосконалювати моделі персоналізації без необхідності повної перебудови системи. Модульна архітектура також полегшує тестування окремих компонентів та знижує ризик виникнення критичних помилок у процесі експлуатації.

Значну роль в архітектурі системи відіграє підсистема управління навчальним контентом, яка відповідає за зберігання, структурування та доставку навчальних матеріалів. У персоналізованому навчанні контент не є статичним набором ресурсів, а використовується динамічно залежно від рекомендацій

адаптивних модулів. Архітектура передбачає можливість зв'язування навчальних матеріалів із темами, компетентностями та рівнями складності, що створює основу для інтелектуального добору контенту та формування індивідуальних навчальних маршрутів.

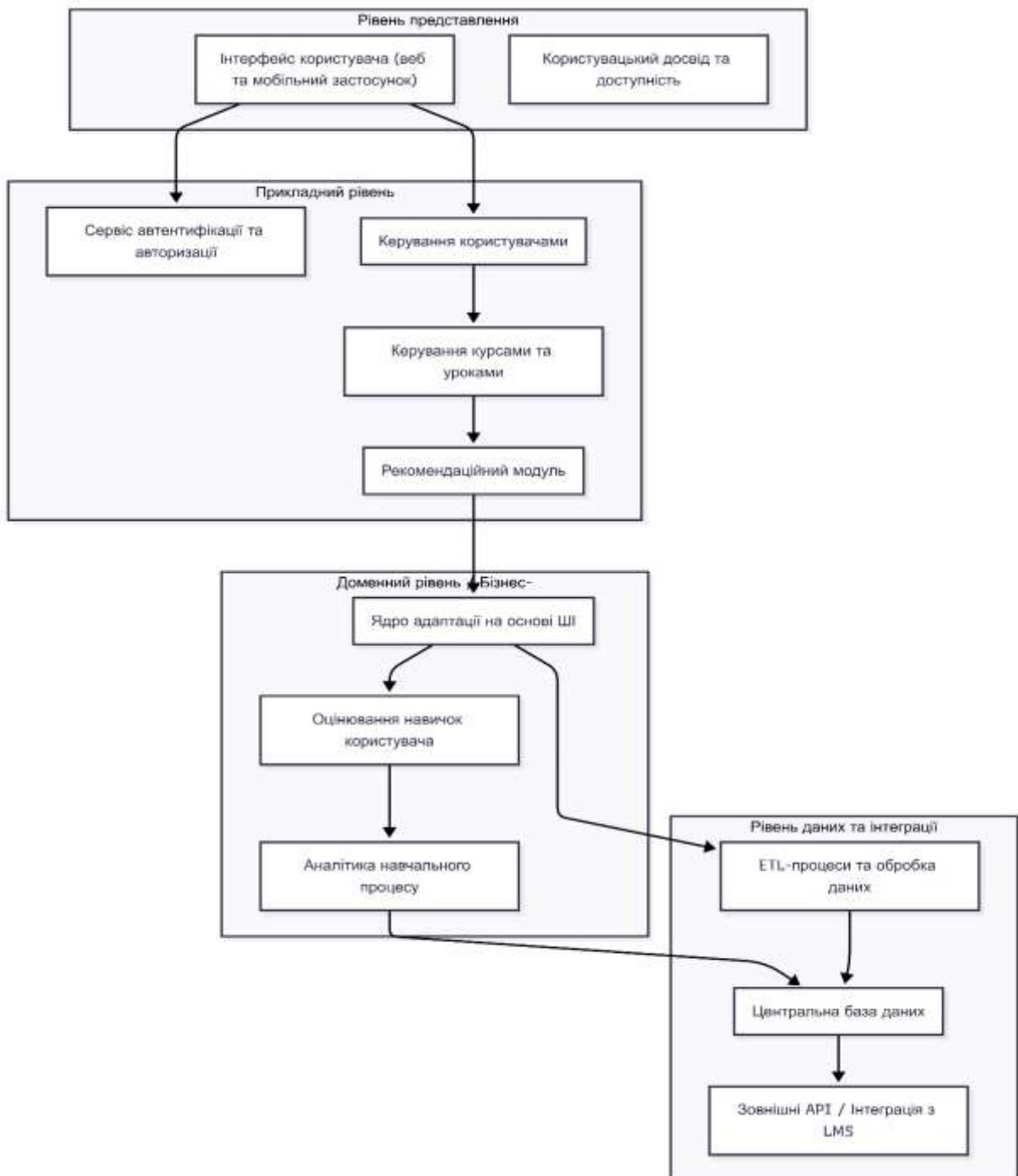


Рис. 3.2 - Архітектурна діаграма шарів (Layered architecture diagram) системи

Окремим архітектурним елементом є модуль керування профілем користувача, який акумулює інформацію про результати навчання, історію

взаємодії із системою та індивідуальні налаштування. Профіль користувача розглядається як динамічна структура, що постійно оновлюється в процесі навчальної діяльності. Саме цей компонент забезпечує персоналізацію на рівні конкретного здобувача освіти та слугує основним джерелом даних для алгоритмів адаптації й рекомендацій.

Архітектура системи також передбачає наявність аналітичного рівня, який відповідає за обробку та узагальнення освітніх даних. Цей рівень виконує функції збору статистики, формування звітів та підтримки прийняття рішень. Аналітичні результати можуть використовуватися як алгоритмами машинного навчання, так і викладачами для оцінювання ефективності навчального процесу. Таким чином, архітектура забезпечує двосторонній потік інформації, де результати аналізу впливають на подальшу адаптацію навчання. У контексті взаємодії компонентів важливим є забезпечення надійних механізмів обміну даними між модулями системи. Архітектурні рішення орієнтовані на використання сервісного підходу, що дозволяє організувати взаємодію між компонентами через чітко визначені інтерфейси. Це спрощує інтеграцію додаткових сервісів, зокрема зовнішніх модулів штучного інтелекту або сторонніх освітніх ресурсів, і підвищує адаптивність системи до змін вимог. Значну увагу в архітектурі приділено питанням безпеки та захисту даних. Оскільки система працює з персональною інформацією користувачів та результатами їх навчальної діяльності, архітектура передбачає механізми автентифікації, авторизації та контролю доступу. Крім того, важливим є розмежування доступу до різних типів даних залежно від ролі користувача, що дозволяє забезпечити конфіденційність та цілісність інформації.

Архітектурна модель інформаційної системи персоналізованого навчання також враховує перспективи її масштабування. Зі збільшенням кількості користувачів і навчальних матеріалів система повинна зберігати стабільність роботи та швидкодію. Для цього передбачена можливість розподілу навантаження між компонентами, використання асинхронної обробки запитів та гнучкого управління ресурсами. Такі рішення створюють умови для використання системи як у межах окремого навчального закладу, так і в

масштабніших освітніх проєктах.

Узагальнюючи, можна зазначити, що архітектура інформаційної системи персоналізованого навчання спрямована на забезпечення цілісності, гнучкості та розширюваності системи. Вона створює надійну основу для реалізації алгоритмів персоналізації, підтримує ефективну взаємодію між компонентами та забезпечує можливість подальшого розвитку функціональних можливостей. Описані архітектурні рішення визначають загальну логіку побудови системи та слугують підґрунтям для розгляду моделі даних і функціональних компонентів, що є предметом наступного підрозділу. Додатково архітектура системи передбачає можливість гнучкого налаштування правил персоналізації відповідно до освітнього контексту. Це означає, що параметри роботи адаптивних алгоритмів можуть змінюватися залежно від типу навчальної дисципліни, рівня складності курсу або цільової аудиторії. Такий підхід дозволяє використовувати одну й ту саму архітектурну основу для різних освітніх сценаріїв, зберігаючи водночас індивідуальний характер навчального процесу. У результаті система не є жорстко прив'язаною до конкретного предмета або методики викладання.

Важливою складовою архітектури є механізм збору зворотного зв'язку, який забезпечує постійне вдосконалення системи. Зворотний зв'язок формується не лише на основі формальних результатів навчання, але й через аналіз дій користувача, частоти використання рекомендацій та реакції на адаптивні зміни. Архітектура дозволяє накопичувати ці дані та використовувати їх для коригування роботи алгоритмів персоналізації, що сприяє підвищенню точності рішень у довгостроковій перспективі.

Окремо слід відзначити роль архітектури в забезпеченні стійкості системи до змін. Освітні платформи часто потребують оновлення контенту, додавання нових функцій або інтеграції з зовнішніми сервісами. Запропонована архітектура орієнтована на мінімізацію залежностей між компонентами, що дозволяє реалізовувати такі зміни без порушення загальної логіки роботи системи. Це є важливою передумовою для тривалої експлуатації системи та її адаптації до нових вимог освітнього середовища.

Архітектурні рішення також враховують необхідність підтримки різних ролей користувачів у системі. Здобувачі освіти, викладачі та адміністратори мають різні потреби та рівні доступу до функціональних можливостей. Тому система передбачає розмежування ролей і відповідних функцій на архітектурному рівні, що дозволяє забезпечити як персоналізацію навчання для студентів, так і ефективне управління навчальним процесом з боку викладачів.

У контексті персоналізованого навчання важливим є також питання узгодженості архітектури з педагогічними принципами. Архітектура системи не нав'язує жорсткі сценарії навчання, а створює умови для гнучкого використання різних методик.

Це дозволяє поєднувати автоматизовані алгоритми адаптації з педагогічним контролем і професійним досвідом викладача, що є важливою умовою збереження якості освіти. Загалом архітектура інформаційної системи персоналізованого навчання розглядається як основа, що поєднує технологічні та педагогічні аспекти навчального процесу. Вона забезпечує узгоджену роботу всіх компонентів, підтримує використання алгоритмів машинного навчання та створює умови для формування індивідуальних навчальних траєкторій. Саме така архітектура дозволяє реалізувати концепцію персоналізованого навчання в повному обсязі та забезпечує готовність системи до подальшого розвитку. Окрему увагу в архітектурі інформаційної системи персоналізованого навчання приділено механізмам керування станом навчального процесу. Навчання розглядається як послідовність взаємопов'язаних етапів, на кожному з яких система повинна мати актуальну інформацію про поточний рівень підготовки користувача та результати попередніх дій. Архітектура забезпечує збереження цього стану між навчальними сесіями, що дозволяє реалізувати безперервність навчання та уникнути втрати прогресу. Такий підхід є особливо важливим у дистанційному та асинхронному навчанні, де користувачі можуть повертатися до системи з різними часовими інтервалами.

Архітектурна модель також передбачає підтримку експериментальних і тестових сценаріїв роботи алгоритмів персоналізації. Це означає, що в системі можуть одночасно функціонувати різні версії алгоритмів або параметрів

адаптації, що дозволяє порівнювати їх ефективність у реальних умовах експлуатації. Така можливість створює основу для поступового вдосконалення системи без негативного впливу на навчальний процес користувачів і сприяє прийняттю обґрунтованих рішень щодо розвитку персоналізаційних механізмів. Важливим елементом архітектури є підсистема журналювання та моніторингу, яка забезпечує фіксацію подій і ключових показників роботи системи. Зібрана інформація використовується для аналізу стабільності функціонування, виявлення вузьких місць та оцінювання ефективності окремих компонентів. У контексті персоналізованого навчання такі дані також мають аналітичну цінність, оскільки дозволяють оцінювати вплив архітектурних рішень на якість адаптації та навчальні результати.

Архітектура системи враховує необхідність інтеграції з зовнішніми інформаційними ресурсами та освітніми сервісами. Це можуть бути зовнішні платформи управління навчанням, бібліотеки цифрового контенту або сервіси аналітики. Наявність чітко визначених точок інтеграції дозволяє розширювати функціональні можливості системи без втручання в її базову структуру. Такий підхід підвищує універсальність архітектури та забезпечує її сумісність із різними освітніми екосистемами.

Окремо слід зазначити, що архітектурні рішення спрямовані на забезпечення надійності та відмовостійкості системи. Збої окремих компонентів не повинні призводити до повної зупинки навчального процесу. Тому архітектура передбачає можливість локалізації помилок і відновлення роботи критично важливих функцій. Це особливо актуально для модулів, що відповідають за збереження навчальних даних і формування персоналізованих рекомендацій. Архітектура також створює умови для еволюційного розвитку системи. У міру появи нових алгоритмів машинного навчання або зміни вимог до персоналізації вони можуть бути інтегровані в систему без порушення її загальної логіки. Таким чином, система розглядається не як завершений продукт, а як платформа, здатна адаптуватися до майбутніх технологічних та освітніх змін.

У підсумку архітектура інформаційної системи персоналізованого

навчання виступає не лише технічною основою реалізації функціональних можливостей, а й інструментом забезпечення стійкості, масштабованості та гнучкості навчального процесу. Вона поєднує вимоги до ефективної роботи алгоритмів машинного навчання з педагогічними принципами та практичними умовами експлуатації, створюючи передумови для побудови цілісного та результативного персоналізованого освітнього середовища.

3.2. Модель даних та функціональні компоненти системи.

Модель даних інформаційної системи персоналізованого навчання є ключовим елементом, що забезпечує коректне зберігання, обробку та використання інформації, необхідної для реалізації адаптивного навчального процесу. Саме на основі структурованих даних формується уявлення системи про користувача, його навчальну діяльність, результати та індивідуальні особливості. Тому проєктування моделі даних орієнтоване не лише на збереження фактів, а й на підтримку аналітичних і прогнозних механізмів персоналізації.

Центральним елементом моделі даних є користувач, який розглядається як активний учасник навчального процесу. Його профіль містить як базову інформацію, так і динамічні характеристики, що змінюються в процесі взаємодії з системою. До таких характеристик належать результати навчання, історія проходження курсів, рівень сформованості компетентностей, а також індивідуальні параметри, що впливають на персоналізацію навчання. Профіль користувача є основою для прийняття адаптивних рішень і використовується більшістю функціональних компонентів системи.

Навчальний контент у системі подається у вигляді структурованих об'єктів, що відповідають курсам, темам та окремим навчальним елементам. Кожен навчальний матеріал пов'язується з певними компетентностями, рівнем складності та типом активності, що дозволяє системі здійснювати інтелектуальний добір контенту. Такий підхід забезпечує можливість формування індивідуальних навчальних траєкторій, у яких послідовність матеріалів визначається не жорсткою програмою, а результатами аналізу

навчальної діяльності користувача.

Важливою складовою моделі даних є інформація про навчальні спроби та результати виконання завдань. Кожна спроба фіксує контекст виконання, отриманий результат, часові характеристики та інші параметри, що дозволяють детально аналізувати процес засвоєння матеріалу. Ці дані використовуються як для оцінювання поточного рівня знань, так і для навчання моделей машинного навчання, які відповідають за прогнозування та рекомендації.

Функціональні компоненти системи будуються навколо моделі даних і реалізують основні сценарії роботи інформаційної системи персоналізованого навчання. Модуль управління користувачами відповідає за реєстрацію, автентифікацію та підтримку профілів, забезпечуючи коректний доступ до функціональних можливостей системи. Його робота тісно пов'язана з механізмами безпеки та контролю доступу, що гарантує захист персональних даних.

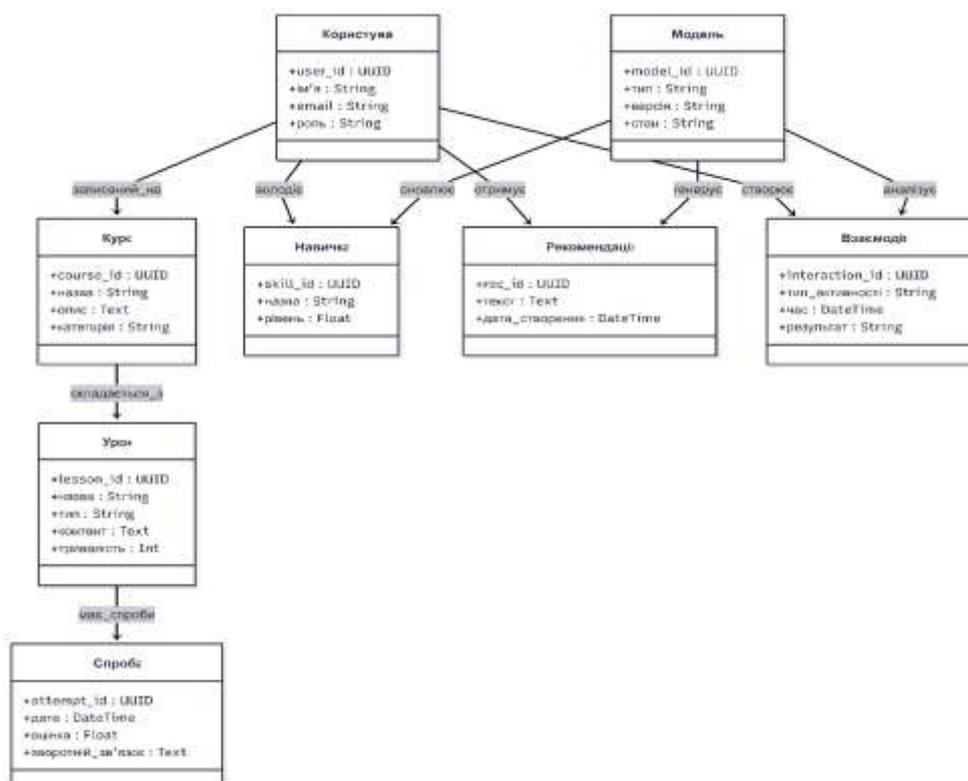


Рис. 3.2 – Концептуальна модель даних системи

Модуль управління навчальним контентом забезпечує зберігання, оновлення та доставку навчальних матеріалів користувачам. У контексті персоналізованого навчання цей компонент не лише надає доступ до ресурсів, а

й взаємодіє з адаптивними алгоритмами, отримуючи рекомендації щодо того, який матеріал доцільно запропонувати користувачеві на поточному етапі навчання. Така взаємодія забезпечує динамічний характер подання контенту.

Окреме місце займає модуль оцінювання та контролю знань, який відповідає за проведення тестувань, аналіз відповідей і формування показників успішності. Результати роботи цього модуля є основним джерелом даних для оновлення профілю користувача та подальшої адаптації навчального процесу. Завдяки інтеграції з аналітичними компонентами система може не лише фіксувати результати, а й інтерпретувати їх у контексті довгострокового навчального прогресу.

Модуль персоналізації та рекомендацій реалізує логіку адаптивного навчання, використовуючи дані з профілю користувача, результати оцінювання та історію взаємодії з системою. Саме в цьому компоненті застосовуються алгоритми машинного навчання, які визначають оптимальну послідовність навчальних матеріалів, рівень складності завдань і темп навчання. Взаємодія цього модуля з іншими компонентами системи забезпечує цілісність адаптивного процесу.

Аналітичний компонент системи відповідає за узагальнення даних та формування звітів для викладачів і адміністраторів. Він дозволяє оцінювати ефективність навчальних курсів, виявляти типові труднощі студентів і аналізувати загальні тенденції навчальної діяльності. Таким чином, модель даних використовується не лише для персоналізації навчання, а й для підтримки управлінських і педагогічних рішень.

Узагальнюючи, модель даних і функціональні компоненти інформаційної системи персоналізованого навчання формують цілісну основу для реалізації адаптивного навчального процесу. Їх узгоджена взаємодія забезпечує збереження та аналіз освітніх даних, підтримує роботу алгоритмів персоналізації та створює умови для гнучкого розвитку системи. Описана модель є базою для реалізації алгоритмічного забезпечення та логіки роботи модулів персоналізації, що розглядається в наступному підрозділі.

Окрему увагу під час проєктування моделі даних приділено

відображенню процесу формування та розвитку компетентностей здобувача освіти. Кожна компетентність у системі пов'язується з конкретними навчальними елементами та результатами оцінювання, що дозволяє відстежувати її сформованість у динаміці. Такий підхід забезпечує більш глибоке розуміння навчального прогресу, оскільки дозволяє аналізувати не лише загальні оцінки, а й рівень опанування окремих складових навчального матеріалу. На основі цих даних система може визначати, які компетентності потребують повторення або додаткового опрацювання.

Модель даних також передбачає збереження інформації про рекомендації, сформовані системою в процесі навчання. Кожна рекомендація фіксується разом із контекстом її формування, що включає поточний стан користувача, ціль навчання та обрані алгоритмічні параметри. Це дозволяє не лише надавати персоналізовані поради, а й аналізувати їх ефективність у подальшому. У разі необхідності система може коригувати стратегії рекомендацій на основі попереднього досвіду, що підвищує точність адаптації.

Взаємодія між функціональними компонентами системи реалізується через чітко визначені механізми обміну даними. Кожен компонент використовує модель даних як спільний інформаційний простір, що забезпечує узгодженість роботи всієї системи. Наприклад, результати оцінювання автоматично оновлюють профіль користувача, після чого ці дані використовуються модулем персоналізації для формування нових рекомендацій. Така послідовність дій забезпечує безперервний характер адаптивного навчання.

Важливим аспектом функціонування системи є підтримка історичності даних. Модель даних зберігає не лише поточний стан навчального процесу, а й попередні результати та рішення системи. Це створює основу для довгострокового аналізу навчальної діяльності та дозволяє виявляти тенденції у розвитку користувача. Історичні дані також можуть використовуватися для повторного навчання моделей машинного навчання та підвищення їх точності.

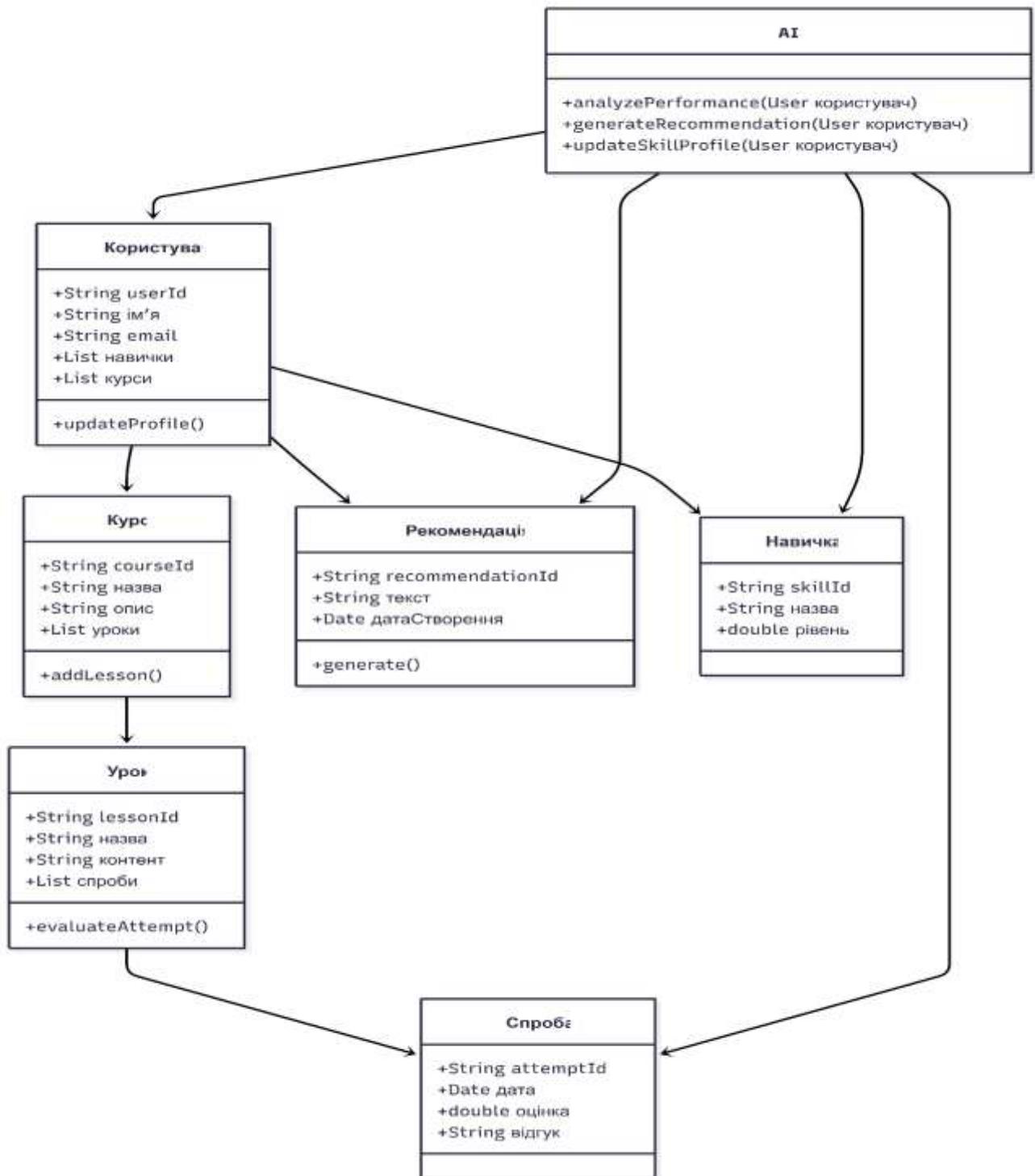


Рис. 3.3 – Діаграма класів системи

Функціональні компоненти системи розробляються з урахуванням можливості їх подальшого розширення. Архітектурні рішення дозволяють додавати нові типи навчального контенту, алгоритми оцінювання або модулі персоналізації без необхідності суттєвих змін у базовій моделі даних. Це особливо важливо в умовах швидкого розвитку освітніх технологій та появи нових методів адаптивного навчання.

Крім того, модель даних підтримує розмежування доступу до інформації відповідно до ролей користувачів. Викладачі отримують доступ до аналітичних узагальнень і результатів навчання груп студентів, тоді як адміністратори мають змогу керувати структурою курсів і навчального контенту. Такий підхід дозволяє поєднати персоналізоване навчання з ефективним управлінням освітнім процесом на рівні закладу освіти.

Таким чином, розроблена модель даних і функціональні компоненти інформаційної системи персоналізованого навчання забезпечують комплексну підтримку адаптивного освітнього процесу. Вони створюють інформаційну основу для роботи алгоритмів персоналізації, забезпечують узгоджену взаємодію між модулями та дозволяють системі гнучко реагувати на зміну навчальних потреб користувачів. Це формує передумови для реалізації алгоритмічного забезпечення персоналізації, яке детально розглядається в наступному підрозділі.

Окремим аспектом моделі даних є відображення взаємозв'язків між навчальними цілями, компетентностями та результатами діяльності користувача. Така структура дозволяє системі не лише фіксувати факт проходження навчального матеріалу, а й оцінювати ступінь досягнення конкретних освітніх цілей. У результаті персоналізація навчання набуває цілеспрямованого характеру, коли система орієнтується не на формальне завершення теми, а на реальне засвоєння знань і навичок. Це особливо важливо для складних дисциплін, де навчальні результати формуються поступово й потребують багаторазового закріплення.

Модель даних також підтримує опис контексту навчальної діяльності, який включає часові параметри, типи пристроїв, з яких здійснюється доступ до системи, та інтенсивність взаємодії з навчальним контентом. Аналіз таких даних дозволяє більш точно інтерпретувати результати навчання та враховувати зовнішні фактори, що впливають на ефективність освітнього процесу. Наприклад, система може виявляти періоди зниження активності та відповідно коригувати рекомендації або темп подання матеріалу.

Функціональні компоненти системи тісно пов'язані з аналітичними

можливостями моделі даних. Кожен модуль не лише виконує власні функції, а й генерує дані, що використовуються іншими компонентами. Такий підхід забезпечує цілісність інформаційного середовища та дозволяє системі працювати як єдиний інтелектуальний механізм. Наприклад, результати аналізу поведінки користувача можуть впливати як на модуль рекомендацій, так і на модуль оцінювання, що підвищує узгодженість прийнятих рішень.

Сутність	Опис
User	Дані користувача
Course	Навчальний курс
Lesson	Навчальний матеріал
Attempt	Результат виконання
Recommendation	Персональна порада

Табл. 3.1 - Основні сутності моделі даних системи

У процесі експлуатації системи модель даних повинна залишатися достатньо гнучкою для підтримки змін у навчальному контенті та педагогічних підходах. Освітні програми можуть оновлюватися, з'являються нові курси, змінюються вимоги до оцінювання. Тому модель даних розробляється з урахуванням можливості розширення без порушення вже накопиченої інформації. Це дозволяє зберігати безперервність навчального процесу навіть у разі суттєвих змін структури курсів.

Важливим є також питання узгодження моделі даних з алгоритмічними компонентами системи. Дані повинні бути представлені у такому вигляді, щоб їх можна було ефективно використовувати для навчання моделей машинного навчання та формування рекомендацій. Це вимагає ретельного проєктування атрибутів, зв'язків і рівня деталізації інформації. У результаті модель даних стає не просто сховищем інформації, а активним елементом, що визначає можливості персоналізації та адаптації навчання.

Таким чином, модель даних і функціональні компоненти інформаційної системи персоналізованого навчання утворюють взаємопов'язану структуру, яка забезпечує цілісність, гнучкість і аналітичну насиченість системи. Вони

створюють основу для реалізації складних алгоритмів персоналізації та дозволяють системі ефективно підтримувати індивідуальні навчальні траєкторії. Саме на цій основі в наступному підрозділі розглядається алгоритмічне забезпечення та логіка роботи модулів персоналізації.

3.3. Алгоритмічне забезпечення та логіка роботи модулів.

Алгоритмічне забезпечення інформаційної системи персоналізованого навчання є ключовим елементом, що визначає здатність системи адаптувати навчальний процес до індивідуальних особливостей здобувача освіти. Саме алгоритми персоналізації реалізують перехід від формального подання навчального матеріалу до динамічного управління навчальною траєкторією користувача. Їх робота ґрунтується на аналізі даних, накопичених у процесі взаємодії з системою, та використанні методів машинного навчання для прийняття обґрунтованих адаптивних рішень.

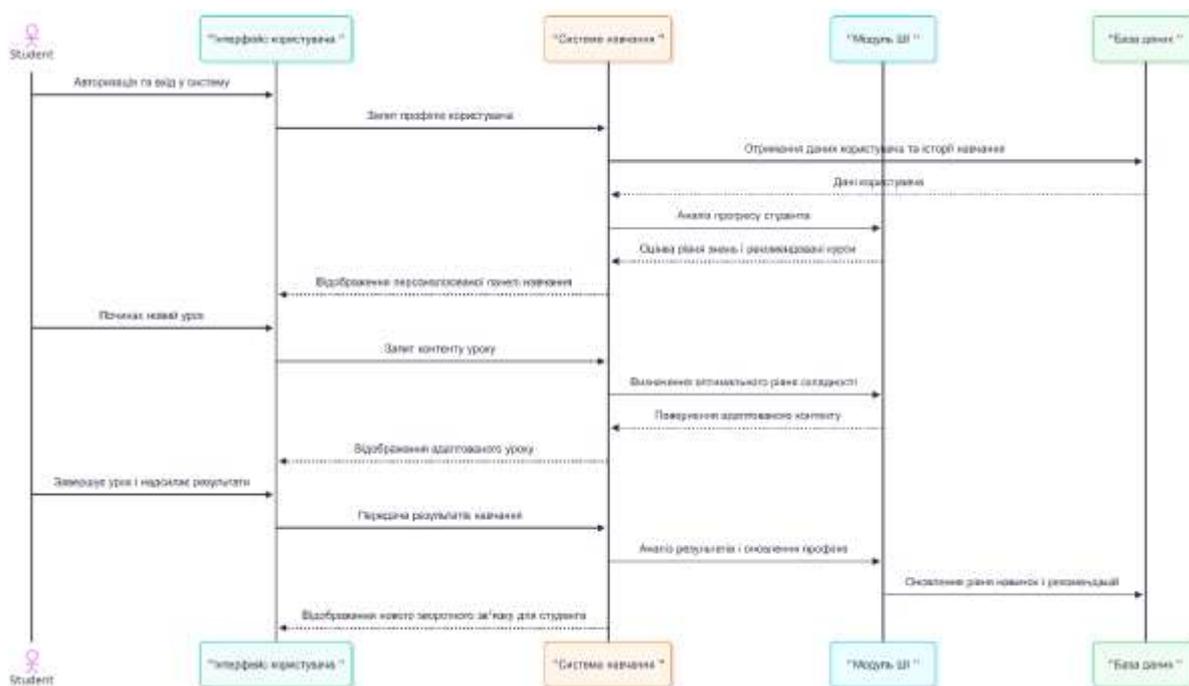


Рис. 3.4 – Діаграма послідовності системи

Логіка роботи модулів персоналізації побудована як послідовний процес обробки інформації, що починається зі збору навчальних даних і завершується формуванням рекомендацій або зміною параметрів навчального процесу. На початковому етапі система отримує дані про дії користувача, результати виконання завдань, часові характеристики та рівень активності. Ця інформація

агрегується та передається до аналітичного модуля, де відбувається її попередня обробка, нормалізація та підготовка до подальшого аналізу.

Наступним етапом є оцінювання поточного рівня знань і сформованості компетентностей користувача. Для цього використовуються алгоритми класифікації та регресійного аналізу, які дозволяють визначити рівень підготовки здобувача освіти та спрогнозувати його подальший навчальний прогрес. Отримані оцінки оновлюють профіль користувача і слугують основою для прийняття адаптивних рішень. Таким чином, система постійно підтримує актуальну модель навчального стану користувача.

На основі оновленого профілю активується модуль персоналізації, який відповідає за вибір подальшої навчальної стратегії. Алгоритми персоналізації аналізують співвідношення між поточним рівнем знань, навчальними цілями та доступним контентом. У результаті визначається оптимальна послідовність подання матеріалу, рівень складності завдань та рекомендований темп навчання. Логіка роботи цього модуля спрямована на підтримання балансу між навчальним навантаженням і мотивацією користувача.

Важливу роль у системі відіграють рекомендаційні алгоритми, які формують персоналізовані добірки навчальних матеріалів. Вони використовують як індивідуальні дані користувача, так і узагальнений досвід інших здобувачів освіти з подібними профілями. Логіка рекомендацій передбачає врахування попередніх результатів навчання, ефективності вже запропонованих матеріалів та поточного контексту навчальної діяльності. Це дозволяє системі не лише пропонувати релевантний контент, а й поступово вдосконалювати власні рекомендаційні стратегії.

Окремим компонентом алгоритмічного забезпечення є механізм адаптації на основі зворотного зв'язку. Після кожної навчальної активності система аналізує реакцію користувача на запропоновані матеріали та завдання. У разі виявлення складнощів або зниження результативності алгоритми коригують подальші рекомендації, змінюють рівень складності або пропонують альтернативні навчальні ресурси. Такий підхід забезпечує гнучкість навчального процесу та дозволяє уникати накопичення прогалин у знаннях.

У системі також передбачено використання елементів навчання з підкріпленням, у межах якого персоналізація розглядається як процес прийняття рішень у довгостроковій перспективі. Алгоритм поступово навчається визначати, які навчальні дії призводять до кращих результатів для конкретного користувача. Отриманий досвід використовується для оптимізації стратегії персоналізації та підвищення ефективності адаптації в майбутньому.

Логіка взаємодії алгоритмічних модулів із функціональними компонентами системи побудована таким чином, щоб забезпечити безперервність персоналізованого навчання. Результати роботи алгоритмів автоматично відображаються у користувацькому інтерфейсі у вигляді рекомендацій, змін навчальної траєкторії або аналічних підказок. Це дозволяє користувачеві відчувати активну участь системи в навчальному процесі та підвищує рівень довіри до адаптивних механізмів.

Отже, алгоритмічне забезпечення та логіка роботи модулів персоналізації формують інтелектуальне ядро інформаційної системи персоналізованого навчання. Поєднання методів машинного навчання, рекомендаційних підходів і механізмів зворотного зв'язку дозволяє реалізувати адаптивний навчальний процес, орієнтований на індивідуальні потреби здобувача освіти. Описані алгоритмічні рішення забезпечують узгоджену роботу всіх компонентів системи та створюють умови для її подальшого вдосконалення й масштабування.

Важливим аспектом алгоритмічного забезпечення є узгодження роботи різних моделей машинного навчання між собою. У межах системи персоналізованого навчання не використовується один ізольований алгоритм, а формується комплексна алгоритмічна схема, у якій результати одних моделей слугують вхідними даними для інших. Наприклад, результати класифікації рівня знань можуть впливати на параметри рекомендаційного модуля, тоді як прогностичні моделі коригують довгострокову навчальну стратегію. Така багаторівнева взаємодія дозволяє системі приймати більш зважені та контекстно обгрунтовані рішення.

Алгоритмічна логіка системи також враховує часовий аспект навчання. Навчальні результати аналізуються не лише у статичному вигляді, а й у динаміці,

що дозволяє відстежувати темп прогресу користувача та характер змін у його навчальній поведінці. Це дає змогу системі розрізняти тимчасові труднощі та стійкі прогалини у знаннях, відповідно змінюючи інтенсивність і тип адаптації. Таким чином, персоналізація набуває більш гнучкого та “м’якого” характеру, не перевантажуючи користувача надмірними корекціями.

Окрему увагу в алгоритмічному забезпеченні приділено обробці невизначеності та неповноти даних. У реальних умовах навчання не всі дії користувача можуть бути зафіксовані, а результати оцінювання іноді є фрагментарними. Алгоритми персоналізації повинні коректно працювати в умовах обмеженої інформації, використовуючи узагальнені моделі або статистичні припущення. Це дозволяє системі зберігати стабільність роботи навіть за неповного набору даних і поступово уточнювати свої рішення в міру накопичення нової інформації.

Логіка роботи модулів персоналізації передбачає також можливість пояснення прийнятих рішень. Хоча основна увага приділяється автоматизації, система повинна забезпечувати прозорість адаптивних дій для користувачів і викладачів. Алгоритмічні рішення можуть супроводжуватися пояснювальними повідомленнями, які інформують про причини зміни навчальної траєкторії або вибору конкретних рекомендацій. Це сприяє підвищенню довіри до системи та дозволяє користувачам краще усвідомлювати власний навчальний прогрес.

Алгоритмічне забезпечення також підтримує різні режими адаптації, які можуть змінюватися залежно від цілей навчання або педагогічних вимог. У деяких випадках система може застосовувати більш жорстку адаптацію, орієнтовану на досягнення конкретних результатів, тоді як в інших — надавати користувачеві більшу свободу вибору. Така гнучкість дозволяє поєднувати автоматизовану персоналізацію з елементами самостійного навчання, що є важливим для розвитку відповідальності та автономності здобувача освіти.

У цілому алгоритмічне забезпечення інформаційної системи персоналізованого навчання виконує роль інтелектуального механізму, який постійно аналізує, оцінює та коригує навчальний процес. Його логіка побудована таким чином, щоб забезпечити адаптацію не лише до поточного стану

користувача, а й до його потенційного розвитку в майбутньому. Це дозволяє системі підтримувати індивідуальні навчальні траєкторії протягом тривалого часу та забезпечувати стійке підвищення ефективності навчання.

ВИСНОВКИ

У межах даної дипломної роботи було досліджено та розкрито проблему побудови інформаційної системи персоналізованого навчання з використанням алгоритмів адаптації, машинного навчання та штучного інтелекту.

Актуальність обраної теми зумовлена зростаючими вимогами до індивідуалізації освітнього процесу, необхідністю підвищення ефективності навчання та потребою у гнучких цифрових рішеннях, здатних адаптуватися до різноманітних освітніх потреб користувачів.

У першому розділі роботи виконано аналіз сучасних тенденцій розвитку електронного та персоналізованого навчання. Розглянуто еволюцію цифрових освітніх середовищ від традиційних e-learning платформ до інтелектуальних систем, що використовують аналітику даних та алгоритми штучного інтелекту. Проаналізовано основні підходи до персоналізації навчання, зокрема компетентнісні, рекомендаційні та поведінково-орієнтовані моделі, а також визначено їх переваги та обмеження. Результати аналізу підтвердили доцільність використання інтелектуальних методів для формування індивідуальних навчальних траєкторій.

У другому розділі досліджено методи та алгоритми машинного навчання, що застосовуються в системах персоналізованого навчання. Розглянуто класифікаційні, кластеризаційні, регресійні та рекомендаційні алгоритми, а також підходи глибинного навчання та навчання з підкріпленням. Проаналізовано їх роль у задачах оцінювання рівня знань, прогнозування результатів навчання та адаптивного підбору контенту. Отримані результати дозволили сформулювати алгоритмічну основу для побудови персоналізованої освітньої системи та обґрунтувати вибір методів, найбільш ефективних для реалізації адаптивного навчального процесу.

У третьому розділі розроблено архітектуру інформаційної системи персоналізованого навчання, визначено її основні компоненти та механізми взаємодії. Запропоновано багаторівневу архітектурну модель, що забезпечує модульність, масштабованість і можливість інтеграції алгоритмів машинного

навчання. Описано модель даних системи, ключові сутності та їх взаємозв'язки, а також логіку роботи модулів персоналізації. Розглянуто алгоритмічне забезпечення системи та принципи адаптації навчального процесу на основі аналізу освітніх даних і зворотного зв'язку.

У результаті виконання дипломної роботи досягнуто поставленої мети — розроблено концептуальні та алгоритмічні засади побудови інформаційної системи персоналізованого навчання, що використовує методи машинного навчання та штучного інтелекту для формування індивідуальних навчальних програм. Запропоновані рішення забезпечують автоматизований аналіз навчальної діяльності користувачів, динамічну адаптацію навчального контенту та підтримку індивідуальних освітніх траєкторій.

Практична значущість одержаних результатів полягає в можливості використання запропонованої архітектури, моделі даних і алгоритмічного забезпечення при розробці сучасних освітніх платформ, систем дистанційного навчання та корпоративних навчальних середовищ. Результати роботи можуть бути використані як основа для подальшого вдосконалення персоналізованих освітніх систем, а також для проведення наукових досліджень у сфері освітньої аналітики та інтелектуальних навчальних технологій.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням алгоритмічного забезпечення системи, інтеграцією пояснюваних моделей штучного інтелекту, урахуванням емоційного стану користувачів та впровадженням методів безперервного навчання моделей у реальних умовах експлуатації. Це дозволить підвищити точність персоналізації та адаптивність системи до змін освітніх потреб користувачів упродовж усього життєвого циклу навчання.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Siemens G. Learning analytics: The emergence of a discipline // *American Behavioral Scientist*. 2013. Vol. 57, No. 10. P. 1380–1400 с.
2. Dede C. Digital teaching platforms: Customizing learning for each student // *Teachers College Press*. New York, 2014. 256 с.
3. Woolf B. P. *Building intelligent interactive tutors: Student-centered strategies for revolutionizing e-learning*. Burlington: Morgan Kaufmann, 2010. 512 с.
4. Brusilovsky P., Peylo C. Adaptive and intelligent Web-based educational systems // *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. 2003. Vol. 13. P. 159–172 с.
5. Khosravi H., Cooper K., Kitto K. Rethinking learning analytics adoption: A systematic literature review // *Computers & Education*. 2021. Vol. 170. Article 104216.
6. Baker R. S., Inventado P. S. Educational data mining and learning analytics // In: *Learning Analytics*. New York: Springer, 2014. 61–75 с.
7. Romero C., Ventura S. Educational data mining: A survey from 1995 to 2005 // *Expert Systems with Applications*. 2007. Vol. 33, No. 1. P. 135–146 с.
8. Биков В. Ю. Інформаційно-комунікаційні технології в освіті : навч. посіб. Київ : Атіка, 2008. 240 с.
9. Жалдак М. І., Рамський Ю. С. Інформаційні технології навчання : навч. посіб. Київ : НПУ ім. М. П. Драгоманова, 2011. 312 с.
10. Морзе Н. В., Кузьмінська О. Г. Педагогіка в цифровому освітньому середовищі : монографія. Київ : Київський університет імені Бориса Грінченка, 2019. 256 с.
11. Співаковський О. В., Петухова Л. Є. Сучасні освітні інформаційні системи та технології : монографія. Херсон : ХДУ, 2018. 198 с.
12. Биков В. Ю., Литвинова С. Г. Персоналізоване навчання в цифровому освітньому середовищі // Інформаційні технології і засоби навчання. 2020. Т. 76, № 2. 1–15 с.

13. Кузьмінська О. Г. Аналітика освітніх даних як основа адаптивного навчання // Відкрите освітнє е-середовище сучасного університету. 2019. № 7. С. 34–45.
14. Сисоєва С. О. Інноваційні педагогічні технології у вищій освіті : навч. посіб. Київ : Університет «Україна», 2016. 304 с.
15. Литвинова С. Г. Цифрові освітні платформи та адаптивні технології навчання // Педагогічна освіта: теорія і практика. 2021. № 1. С. 22–31 с.
16. Карпенко О. М., Шевченко В. В. Застосування методів машинного навчання в освітніх інформаційних системах // Системи обробки інформації. 2022. № 3. 45–52 с.
17. Міністерство освіти і науки України. Концепція розвитку цифрової освіти : офіц. документ. Київ, 2021. 28 с.

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація)

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

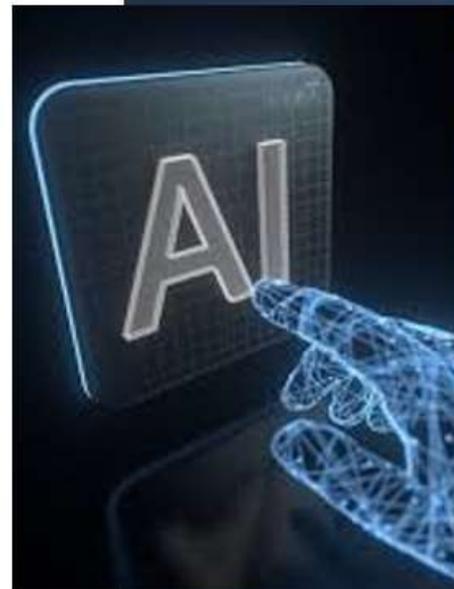
**МЕТОДИ ПОБУДОВИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ
СИСТЕМИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНОГО
НАВЧАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ
АЛГОРИТМІВ АДАПТАЦІЇ ТА ШТУЧНОГО
ІНТЕЛЕКТУ**

Виконала: Дяченко Дарина
Група: ІСДМ-62
Спеціальність: 126 Інформаційні системи та технології
Керівник: Сергій СОЛОМАХА

2025

Актуальність теми

Стрімкий розвиток технологій, тучного інтелекту та аналітики освітніх даних суттєво змінює сучасний освітній процес. Масове впровадження електронного та дистанційного навчання висуває підвищені вимоги до якості, доступності та індивідуалізації навчального контенту. Традиційні інформаційні системи не враховують різницю у рівні підготовки, темпі засвоєння матеріалу, стилях навчання та навчальних цілях користувачів, що знижує ефективність освітнього процесу.



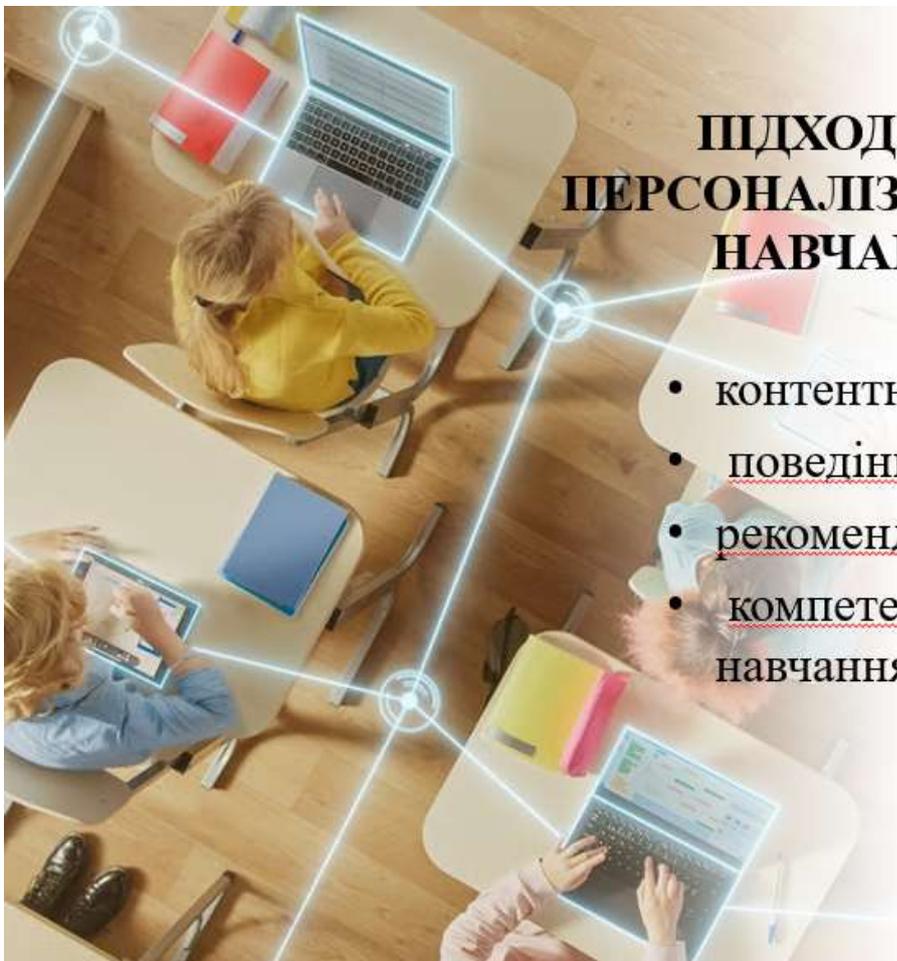
Мета та завдання роботи

- *Мета роботи* – дослідження методів проєктування та створення інформаційної системи персонального навчання, що використовує алгоритми адаптації, машинного навчання та штучного інтелекту.
- **Основні завдання:**
 1. Дослідження сучасних методів підходів та технологій персоналізованого й адаптивного навчання;
 2. Огляд методів розробки архітектури та моделі функціонування інформаційних систем персоналізованого навчання;
 3. Аналіз результатів впровадження програмних прототипів системи та оцінювання її ефективності



ПІДХОДИ ДО ПЕРСОНАЛІЗОВАНОГО НАВЧАННЯ

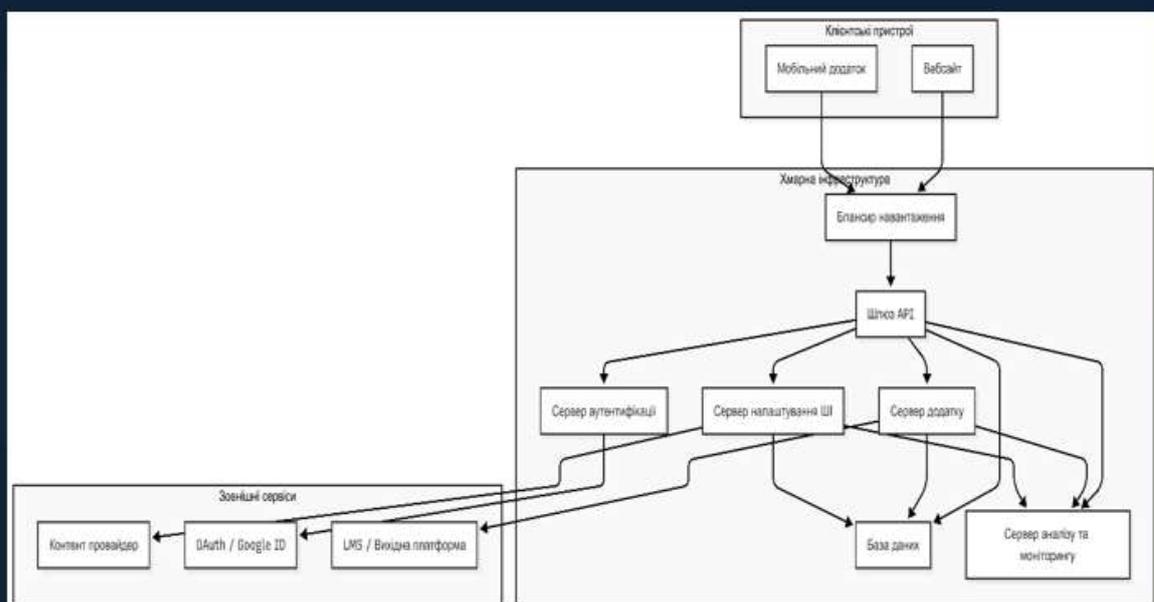
- контентна персоналізація
- поведінкова адаптація
- рекомендаційні системи
- компетентнісні моделі навчання



Використання штучного інтелекту

- аналіз навчальних даних
- класифікація та кластеризація користувачів
- прогнозування навчальних ризиків
- формування індивідуальних рекомендацій

Архітектура системи



Діаграма активності системи

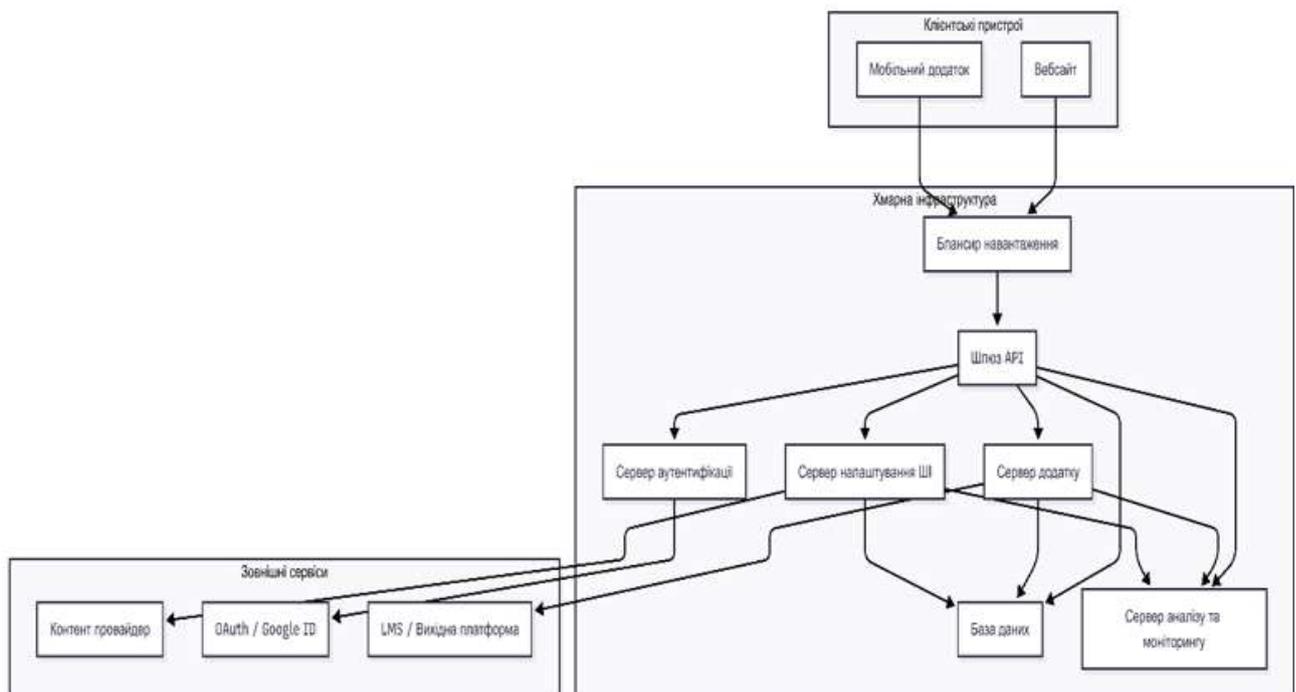
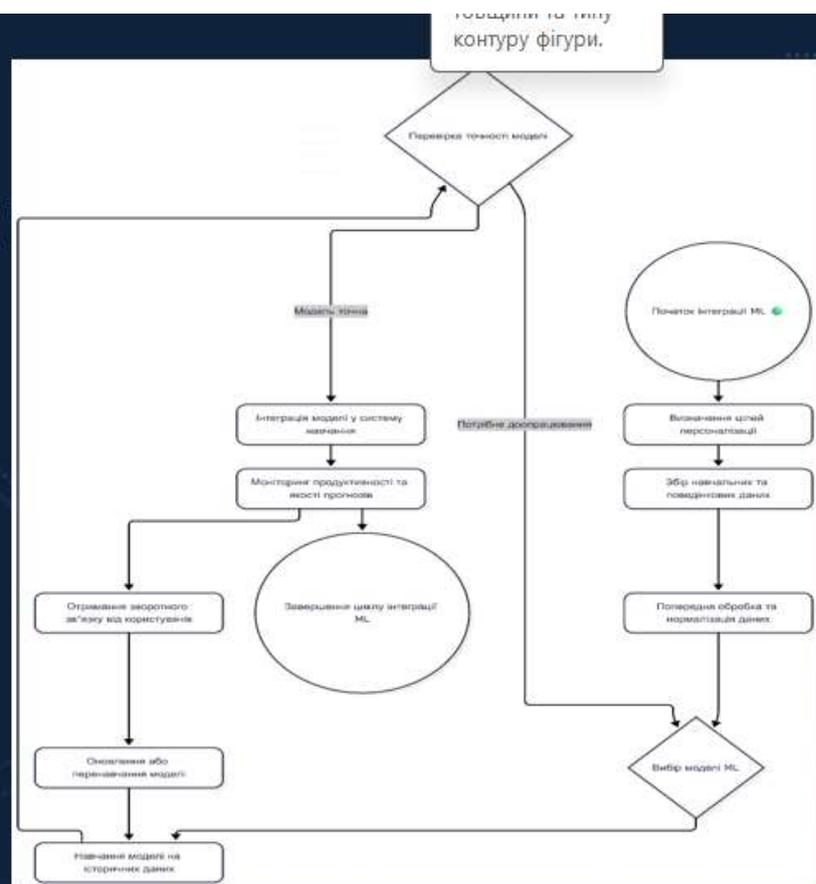
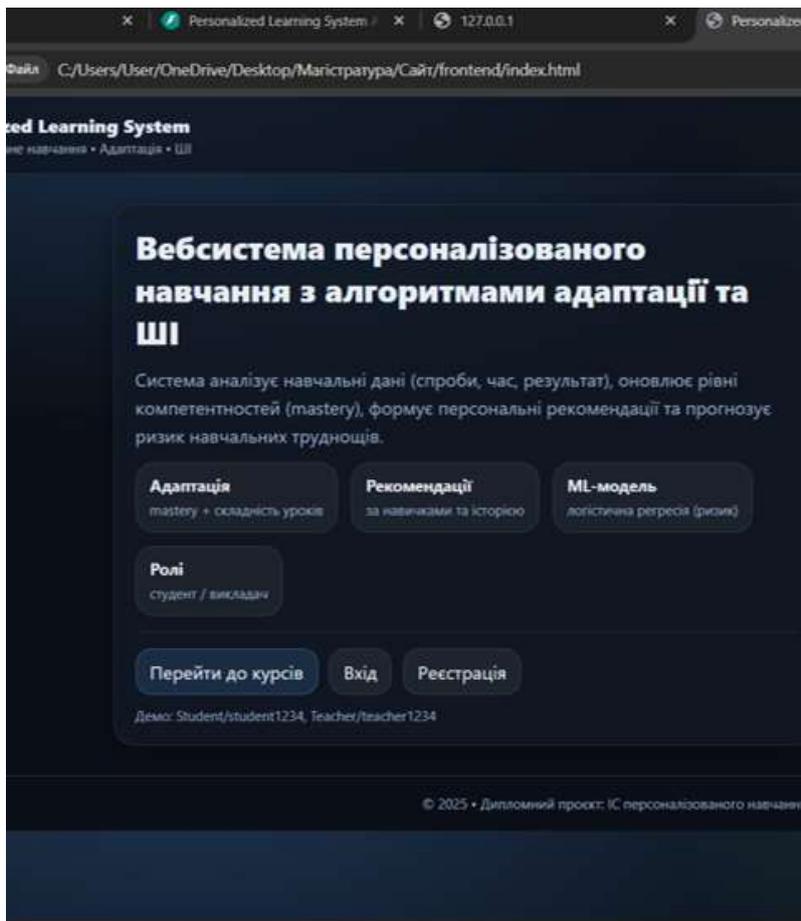


Схема розгортання системи



Практична реалізація

- реалізовано веб-застосунок
- підтримка ролей: студент, викладач
- інтеграція ML-моделі
- персоналізовані рекомендації

Практична значущість

- автоматизація персоналізації навчання

- підтримка прийняття педагогічних рішень

- можливість масштабування системи

Висновки

Проаналізовано предметну область персоналізованого навчання та визначено основні проблеми традиційних освітніх інформаційних систем, пов'язані з недостатнім урахуванням індивідуальних особливостей здобувачів освіти.

Досліджено сучасні підходи до адаптації навчального процесу та можливості застосування методів штучного інтелекту й машинного навчання для персоналізації освітнього контенту.

Сформовано функціональні та нефункціональні вимоги до інформаційної системи персоналізованого навчання з урахуванням потреб користувачів та специфіки освітнього середовища.

Розроблено концептуальну та архітектурну модель інформаційної системи, що забезпечує адаптацію навчальних матеріалів відповідно до рівня підготовки, темпу навчання та результатів діяльності користувачів.

Запропоноване рішення сприяє підвищенню ефективності навчального процесу, мотивації здобувачів освіти та якості засвоєння навчального матеріалу.

Отримані результати можуть бути використані під час розробки та впровадження сучасних освітніх інформаційних систем і є основою для подальших наукових досліджень у сфері персоналізованого навчання.



ДОДАТОК

```
# backend/app/auth.py

from passlib.context import CryptContext
from datetime import datetime, timedelta
import jwt
SECRET_KEY = "SECRET_KEY_FOR_DEMO"
ALGORITHM = "HS256"
ACCESS_TOKEN_EXPIRE_MINUTES = 60
pwd_context = CryptContext(
    schemes=["pbkdf2_sha256"],
    deprecated="auto"
)

def hash_password(password: str) -> str:
    """
    Хешування пароля користувача
    """
    return pwd_context.hash(password)

def verify_password(password: str, hashed_password: str) -> bool:
    """
    Перевірка відповідності пароля хешу
    """
    return pwd_context.verify(password, hashed_password)

def create_access_token(data: dict) -> str:
    """
    Формування JWT-токена доступу
    """
    to_encode = data.copy()
    expire = datetime.utcnow() + timedelta(
        minutes=ACCESS_TOKEN_EXPIRE_MINUTES
    )
```

```

to_encode.update({"exp": expire})
encoded_jwt = jwt.encode(
    to_encode,
    SECRET_KEY,
    algorithm=ALGORITHM
)
return encoded_jwt
# backend/app/db.py
import sqlite3
DB_NAME = "learning_system.db"
def get_connection():
    return sqlite3.connect(DB_NAME)
def init_db():
    conn = get_connection()
    cursor = conn.cursor()
    cursor.execute("""
CREATE TABLE IF NOT EXISTS users (
    id INTEGER PRIMARY KEY AUTOINCREMENT,
    username TEXT UNIQUE,
    password_hash TEXT,
    role TEXT
)
""")
    cursor.execute("""
CREATE TABLE IF NOT EXISTS courses (
    id INTEGER PRIMARY KEY AUTOINCREMENT,
    title TEXT,
    description TEXT,
    created_by INTEGER
)
""")

```

```

cursor.execute("""
CREATE TABLE IF NOT EXISTS progress (
    id INTEGER PRIMARY KEY AUTOINCREMENT,
    user_id INTEGER,
    course_id INTEGER,
    score REAL,
    completed INTEGER
)
""")
conn.commit()
conn.close()
# backend/app/ml/risk_model.py
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
import pickle
def train_risk_model():
    """
    Навчання моделі прогнозування ризику
    """
    # Навчальні дані:
    # [середній бал, кількість спроб, час навчання]
    X = np.array([
        [90, 1, 30],
        [85, 2, 40],
        [60, 4, 80],
        [50, 5, 100],
        [30, 6, 120]
    ])
    # 0 – низький ризик, 1 – високий ризик
    y = np.array([0, 0, 1, 1, 1])

```

```

model = LogisticRegression()
model.fit(X, y)
with open("risk_model.pkl", "wb") as f:
    pickle.dump(model, f)
return model

# backend/app/recommendations.py
def generate_recommendation(risk_level: int) -> str:
    """
    Генерація рекомендацій на основі рівня ризику
    """
    if risk_level == 1:
        return (
            "Рекомендується повторити базові теми "
            "та отримати додаткові навчальні матеріали."
        )
    else:
        return (
            "Можна переходити до складніших модулів "
            "та поглибленого навчання."
        )

# backend/app/main.py
from fastapi import FastAPI
from app.ml.risk_model import train_risk_model
from app.recommendations import generate_recommendation
app = FastAPI()
model = train_risk_model()
@app.get("/student/recommendation")
def get_recommendation(score: float, attempts: int, time_spent: int):
    data = [[score, attempts, time_spent]]
    risk = model.predict(data)[0]

```

```
recommendation = generate_recommendation(risk)
return {
    "risk_level": int(risk),
    "recommendation": recommendation
}
```