

БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

БР. ІІ - 01.00.00.000 ІІЗ

Група ІІ-22-3

Бакай Олександр

2026

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Факультет інформаційних технологій

Кафедра інженерії програмного забезпечення

Бакай Олександр Олександрович

(прізвище, ім'я, по батькові)

УДК 004.4
(індекс)

БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

Розроблення програмної системи рекомендацій навчальних курсів та

персоналізації освітнього середовища

(назва роботи)

Інженерія програмного забезпечення

(назва освітньої програми)

121 - Інженерія програмного забезпечення

(шифр і назва спеціальності)

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

Здобувач освітнього рівня Бакай О.О.
(підпис, ініціали та прізвище здобувача)

Науковий керівник Храбатин Роман Ігорович, к.ф.-м.н., доцент
(підпис, прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання керівника)

Допущено до захисту
Завідувач кафедри

доц. Бандура В.В.
(посада) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

Івано-Франківськ – 2026

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Інститут, факультет інформаційних технологій

Кафедра інженерії програмного забезпечення

Ступінь вищої освіти бакалавр

Спеціальність 121 – Інженерія програмного забезпечення

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедрою ІІЗ

доц.

В.В. Бандура

“ ” 2026 р.

ЗАВДАННЯ

НА БАКАЛАВРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТОВІ

Бакаю Олександр Олександровичу

(прізвище, ім'я, по-батькові)

1. Тема проекту (роботи) “Розроблення програмної системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища”

керівник проекту (роботи) Храбатин Роман Ігорович, к.ф.-м.н., доцент

затверджені наказом закладу вищої освіти від “ 21 ” квітня 2026р. № 179/7

2. Строк подання студентом проекту (роботи) 10 червня 2026 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Результати і матеріали отримані під час проходження переддипломної практики

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

1. Аналіз предметної області побудови персоналізованих освітніх середовищ

2. Аналіз існуючих архітектур академічних рекомендаційних систем

3. Алгоритми та підходи побудови персоналізованих рекомендаційних навчальних систем

4. Програмна реалізація системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації середовища

5. Алгоритмічне забезпечення системи рекомендацій та персоналізації навчання

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

1. Гібридний підхід до побудови системи рекомендацій персоналізованого навчання (рис. 1.1)

2. Класифікація та опис академічних рекомендаційних систем (рис. 1.2)

3. Таксономія рекомендаційних алгоритмів для навчальних систем (рис. 1.3)

4. Принцип функціонування системи рекомендації курсів (рис. 2.1)

5. Принцип роботи колаборативної фільтрації в освіті (рис. 2.2)

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 2026 р.

Керівник _____
(підпис)

Завдання прийняв до виконання _____
(підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту	Примітка
1	Аналіз предметної області побудови персоналізованих освітніх середовищ	05.05.2026	виконано
2	Аналіз існуючих архітектур академічних рекомендаційних систем	16.05.2026	виконано
3	Алгоритми та підходи побудови персоналізованих рекомендаційних навчальних систем	21.05.2026	виконано
4	Програмна реалізація системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації середовища	28.05.2026	виконано
5	Алгоритмічне забезпечення системи рекомендацій та персоналізації навчання	03.06.2026	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки бакалаврської роботи завідувачем кафедри	10.06.2026	виконано

Студент – дипломник _____ Бакай О.О.
(підпис)

Керівник роботи _____ Храбатин Р.І.
(підпис)

АНОТАЦІЯ

Бакалаврська робота містить 76 сторінок, 20 рисунків, список використаних джерел із 38 найменуваннями, 1 додаток.

Мета роботи: розроблення програмної системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища на основі сучасних алгоритмічних і математичних підходів.

Об'єктом дослідження є процес персоналізації навчання в інформаційних освітніх системах.

Предметом дослідження є методи, моделі та алгоритми побудови рекомендаційних систем навчальних курсів і формування індивідуальних освітніх траєкторій.

В першому розділі проведений аналіз дозволив обґрунтувати доцільність використання гібридних рекомендаційних систем для персоналізації освітнього середовища

В другому розділі проведено дослідження алгоритмічних підходів підтвердило ефективність поєднання методів машинного навчання та оптимізації для формування рекомендацій

В третьому розділі виконана реалізація системи засвідчила практичну придатність запропонованої архітектури та алгоритмічного забезпечення.

Висновок: розроблена система рекомендацій навчальних курсів забезпечує ефективну персоналізацію освітнього процесу на основі сучасних інтелектуальних методів.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: РЕКОМЕНДАЦІЙНІ СИСТЕМИ, ПЕРСОНАЛІЗАЦІЯ НАВЧАННЯ, ОСВІТНІ ТРАЄКТОРІЇ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ГІБРИДНІ МОДЕЛІ, ПРЕДИКТИВНА АНАЛІТИКА, МАРКОВСЬКІ ПРОЦЕСИ

ANNOTATION

The bachelor's thesis contains 76 pages, 20 figures, a list of used sources with 38 names, 1 appendix.

Purpose of the work: development of a software system for recommendations of educational courses and personalization of the educational environment based on modern algorithmic and mathematical approaches.

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

The subject of the study is methods, models and algorithms for building recommender systems of educational courses and forming individual educational trajectories.

In the first section, the analysis made it possible to substantiate the feasibility of using hybrid recommender systems for personalization of the educational environment.

In the second section, the study of algorithmic approaches confirmed the effectiveness of combining machine learning and optimization methods for forming recommendations.

In the third section, the implemented implementation system demonstrated the practical suitability of the proposed architecture and algorithmic support.

Conclusion: the developed system of recommendations of educational courses provides effective personalization of the educational process based on modern intellectual methods.

KEYWORDS: RECOMMENDATION SYSTEMS, PERSONALIZED LEARNING, EDUCATIONAL TRACKS, MACHINE LEARNING, HYBRID MODELS, PREDICTIVE ANALYTICS, MARKOV PROCESSES

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	9
ВСТУП.....	10

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ПОБУДОВИ

ПЕРСОНАЛІЗОВАНИХ ОСВІТНІХ СЕРЕДОВИЩ.....	14
---	-----------

1.1. Особливості розробки системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища	14
1.1.1. Методологічне обґрунтування розробки	14
1.1.2. Практична імплементація підходу	15
1.2. Теоретичне обґрунтування та методологічний підхід побудови системи рекомендацій навчальних курсів.....	16
1.2.1. Критичний аналіз існуючих рекомендаційних систем.....	17
1.2.2. Методологія пропонованого підходу	17
1.3. Аналіз існуючих архітектур академічних рекомендаційних систем.....	18
1.3.1. Контентна фільтрація (Content-Based Filtering, CBF).....	19
1.3.2. Колаборативна фільтрація (Collaborative Filtering, CF)	19
1.3.3. Системи на основі знань та обмежень (Knowledge-Based Systems) 19	
1.3.4. Гібридні та інтелектуальні системи (Hybrid & RL-based).....	20
1.4. Методологічний аналіз та огляд наукових джерел	22
1.4.1. Еволюція та роль рекомендаційних систем в екосистемі e-learning	22
1.4.2. Фундаментальний математичний апарат для побудови системи ...	22
1.5 Висновки до розділу	25

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ					
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	Розроблення програмної системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища Пояснювальна записка			Літ.	Арк.	Акрушів
Розроб.		Бакай О.О.								
Перевір.		Храбатин Р.І.							6	
Реценз.		Зікратий С.В.						ІФНТУНГ ІІІ-22-3		
Н. Контр.		Піх М.М.								
Затверд.		Бандура В.В.								

РОЗДІЛ 2. АЛГОРИТМИ ТА ПІДХОДИ ПОБУДОВИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ НАВЧАЛЬНИХ СИСТЕМ	27
2.1. Аналіз базових парадигм рекомендаційних систем.....	27
2.1.2. Колаборативна фільтрація.....	30
2.1.3. Проблема парсивності даних та методи її подолання.....	32
2.1.4. Перехід до гібридних архітектур.....	33
2.2. Гібридні архітектури та інтелектуальні методи рекомендацій.....	33
2.3. Перехід до предиктивної аналітики в рекомендаційних освітніх системах	37
2.3.1. Методи класифікації	38
2.3.2. Методи кластеризації.....	38
2.3.3. Інтелектуальний аналіз освітніх даних	38
2.3.4. Статистичне моделювання та гібридні підходи.....	39
2.4. Методологія генерації освітніх траєкторій та стратегічного планування.....	40
2.4.1. Критичний аналіз алгоритмічних підходів до послідовності курсів	40
2.4.2. Багатокритеріальна оптимізація	41
2.5 Висновки до розділу	42

РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ НАВЧАЛЬНИХ КУРСІВ ТА ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ ОСВІТНЬОГО СЕРЕДОВИЩА	43
3.1. Архітектурна реалізація системи рекомендацій навчальних курсів та механізми персоналізації освітнього середовища.....	43
3.1.1. Функціональна парадигма персоналізації	43
3.1.2. Компоненти архітектури та управління даними.....	44
3.2. Програмна архітектура та технологічна реалізація системи.....	46
3.2.1. Реалізація клієнтського рівня.....	46

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		7

3.2.2. Рівень комунікації та серверна логіка.....	48
3.3. Алгоритмічне забезпечення системи рекомендацій та персоналізації навчання.....	50
3.4. Методологія проектування системи рекомендацій на основі Марковських процесів прийняття рішень	52
3.4.1. Архітектурні особливості та алгоритмізація системи	52
3.4.2. Цільові функції та предиктивні параметри	53
3.5. Розробка інтерфейсу головної сторінки рекомендаційної системи	54
3.5.1. Композиція заголовка та моніторинг ключових показників	55
3.5.2. Основна контентна область: візуалізація та аналітика	57
3.5.3. Видобування та подання рекомендованих курсів	58
3.5.4. Опис бічної панелі керування	59
3.5.5 Моніторинг виконання вимог освітньої програми	61
3.5.6. Бічна навігаційна панель	61
3.6. Опис інтерфейсу вибору індивідуальної траєкторії навчання.....	63
3.7 Висновки до розділу	65

ВИСНОВКИ	66
-----------------------	-----------

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ	69
--	-----------

ДОДАТКИ

БІБЛІОГРАФІЧНА ДОВІДКА

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		8

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

CBF – Content-based Filtering
CF – Collaborative Filtering
CRS – Course Recommendation System
DBMS – Database Management System
EDM – Educational Data Mining
GPA – Grade Point Average
IR – Information Retrieval
KG – Knowledge Graph
k-NN – k-Nearest Neighbors
LDA – Latent Dirichlet Allocation
LLOR – Learner-Learning Object Rating
MDP – Markov Decision Process
MLBR – Multi-Level Recommendation
NLP – Natural Language Processing
OPE – Online Personalization of Education
SAML – Security Assertion Markup Language
SSO – Single Sign-On

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						9
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ВСТУП

Сучасний етап розвитку інформаційних технологій характеризується активною цифровізацією освітнього середовища та зростанням ролі інтелектуальних систем підтримки навчального процесу. Умови глобалізації, швидкого оновлення знань і необхідності безперервного навчання формують запит на адаптивні освітні системи, здатні враховувати індивідуальні потреби, здібності та цілі здобувачів освіти. Одним із ключових напрямів вирішення цієї проблеми є використання рекомендаційних систем, які дозволяють автоматизувати процес підбору навчальних ресурсів і формування індивідуальних освітніх траєкторій.

Особливого значення набуває інтеграція методів машинного навчання, предиктивної аналітики та оптимізаційних підходів у процес персоналізації навчання. Використання таких методів дозволяє підвищити якість освітніх рекомендацій, зменшити інформаційне перевантаження користувачів та забезпечити більш ефективне досягнення навчальних результатів. Разом із тим існуючі системи часто мають обмеження, пов'язані з недостатньою адаптивністю, проблемою розріджених даних та відсутністю комплексного підходу до моделювання навчальних траєкторій.

У зв'язку з цим актуальним є розроблення програмної системи рекомендацій навчальних курсів, яка поєднує сучасні алгоритмічні підходи, забезпечує високий рівень персоналізації та підтримує прийняття рішень у процесі навчання. Дана робота спрямована на дослідження теоретичних основ, алгоритмічних підходів та практичну реалізацію такої системи.

Актуальність роботи

Актуальність теми зумовлена стрімким розвитком цифрових освітніх платформ, зростанням обсягів навчального контенту та необхідністю підвищення ефективності навчального процесу в умовах інформаційного перевантаження. Сучасні здобувачі освіти стикаються з проблемою вибору релевантних курсів серед великої кількості доступних ресурсів, що

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						10
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ускладнює формування цілісної та логічно узгодженої освітньої траєкторії. Відсутність ефективних механізмів персоналізації призводить до зниження мотивації до навчання, нерівномірного засвоєння матеріалу та збільшення часу на досягнення освітніх результатів.

Традиційні підходи до організації навчального процесу, які базуються на уніфікованих навчальних планах, не враховують індивідуальні особливості користувачів, такі як рівень підготовки, стиль навчання, інтереси та професійні цілі. У цьому контексті рекомендаційні системи виступають як інструмент адаптації освітнього середовища до потреб конкретного користувача, забезпечуючи персоналізований підбір навчальних курсів та ресурсів. Однак існуючі рішення часто мають обмеження, пов'язані з недостатньою точністю рекомендацій, проблемою розрідженості даних, а також складністю інтеграції різномірних джерел інформації.

Особливої актуальності набуває використання гібридних підходів, що поєднують контентні, колаборативні та інтелектуальні методи аналізу даних, а також застосування предиктивної аналітики для прогнозування освітніх потреб користувачів. Важливим аспектом є також використання марковських процесів прийняття рішень для моделювання послідовності навчання, що дозволяє враховувати динаміку розвитку користувача та оптимізувати довгострокові освітні результати.

Крім того, актуальність дослідження підсилюється необхідністю забезпечення адаптивності освітніх систем у реальному часі, що є критично важливим в умовах швидких змін на ринку праці та постійного оновлення знань. Таким чином, розроблення програмної системи рекомендацій навчальних курсів є важливим науково-прикладним завданням, спрямованим на підвищення якості освіти, оптимізацію навчального процесу та формування ефективних індивідуальних освітніх траєкторій.

Метою роботи є розроблення програмної системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища на основі сучасних алгоритмічних і математичних підходів.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						11
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Об'єктом дослідження є процес персоналізації навчання в інформаційних освітніх системах.

Предметом дослідження є методи, моделі та алгоритми побудови рекомендаційних систем навчальних курсів і формування індивідуальних освітніх траєкторій.

Завдання дослідження

- 1.Провести аналіз предметної області персоналізованих освітніх систем.
- 2.Дослідити існуючі підходи до побудови рекомендаційних систем.
- 3.Проаналізувати алгоритмічні методи формування рекомендацій.
- 4.Розробити гібридну модель рекомендацій навчальних курсів.
- 5.Реалізувати програмну систему персоналізації освітнього середовища.
- 6.Оцінити ефективність запропонованих підходів.

Методи дослідження

У роботі використано методи системного аналізу, теорії ймовірностей і математичної статистики, методи машинного навчання, класифікації та кластеризації, методи оптимізації, а також методи моделювання на основі марковських процесів прийняття рішень.

Наукова новизна

Наукова новизна роботи полягає у розробленні гібридної моделі рекомендацій навчальних курсів, яка поєднує методи колаборативної та контентної фільтрації з предиктивною аналітикою, а також у застосуванні марковських процесів прийняття рішень для формування оптимальних освітніх траєкторій.

Практичне застосування

Практичне значення отриманих результатів полягає у створенні програмної системи рекомендацій навчальних курсів, яка може бути інтегрована у сучасні платформи електронного навчання, корпоративні системи підвищення кваліфікації та освітні інформаційні системи закладів

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						12
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

вищої освіти. Запропонована система дозволяє автоматизувати процес підбору навчальних курсів, зменшити навантаження на викладачів і адміністраторів та підвищити якість освітніх рекомендацій.

Реалізовані алгоритмічні підходи забезпечують формування індивідуальних освітніх траєкторій із урахуванням академічних вимог, попереднього досвіду користувача та його освітніх цілей. Це дозволяє підвищити ефективність навчання, скоротити час досягнення результатів та забезпечити більш глибоке засвоєння матеріалу. Крім того, система може бути використана для моніторингу навчального прогресу та аналізу поведінки користувачів, що відкриває можливості для подальшої оптимізації освітніх програм.

Важливим напрямом практичного застосування є використання розробленої системи у корпоративному навчанні, де персоналізація освітнього процесу дозволяє підвищити ефективність підготовки фахівців відповідно до потреб організації. Також система може бути адаптована для масових відкритих онлайн-курсів (МООС), де проблема вибору релевантного контенту є особливо актуальною.

Отримані результати можуть бути використані як основа для подальших досліджень у сфері інтелектуальних освітніх систем, а також для розширення функціональності існуючих платформ шляхом інтеграції сучасних методів машинного навчання та аналізу даних. Таким чином, розроблена система має значний потенціал практичного впровадження та може сприяти підвищенню якості та ефективності освітнього процесу в різних сферах.

Практичне значення роботи полягає у створенні програмної системи, яка може бути інтегрована в існуючі платформи електронного навчання для підвищення якості рекомендацій та ефективності навчального процесу.

Бакалаврська робота містить 76 сторінок, 20 рисунків, 3 розділи, список використаних джерел із 38 найменуваннями, 1 додаток.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						13
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ПОБУДОВИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНИХ ОСВІТНІХ СЕРЕДОВИЩ

1.1. Особливості розробки системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища

У межах даної роботи розглядається підхід до побудови рекомендаційної системи, спрямованої на інтенсифікацію академічної успішності здобувачів вищої освіти через інструменти предиктивного моделювання семестрових розкладів та індивідуальних траєкторій дипломування. Основна концепція системи базується на наданні персоналізованих пропозицій, що формуються на основі аналізу ретроспективних даних про успішність та екстраполяції академічного досвіду релевантних груп студентів, які продемонстрували високі показники результативності.

1.1.1. Методологічне обґрунтування розробки

Новизна розробленого підходу полягає у проектуванні гібридної архітектури, яка інтегрує стохастичне моделювання та методи інтелектуального аналізу даних. Зокрема, для визначення оптимальних шляхів до здобуття ступеня використано комбінацію таких методів:

- Марковські процеси прийняття рішень (Markov Decision Process, MDP): застосовуються для формалізації процесу навчання як дискретної послідовності станів, де кожен стан відповідає поточному рівню сформованості компетентностей студента.

- Алгоритм Q-навчання (Q-learning): використовується для ітеративного пошуку оптимальних стратегій вибору навчальних дисциплін. Це дозволяє динамічно визначати семестрове навантаження, що мінімізує ризики відрахування та максимізує ймовірність успішного завершення освітньої програми.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						14
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- Колаборативна фільтрація: забезпечує ідентифікацію прихованих закономірностей у поведінці схожих категорій студентів, що дозволяє системі адаптуватися до індивідуальних особливостей темпу навчання та когнітивних спроможностей користувача.

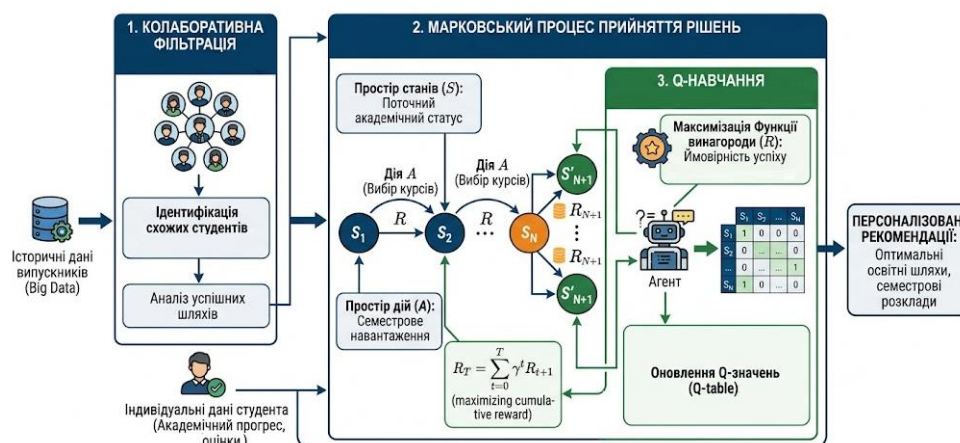


Рисунок 1.1 – Гібридний підхід до побудови системи рекомендацій персоналізованого навчання

1.1.2. Практична імплементація підходу

Запропонований підхід вирізняється здатністю враховувати не лише формальні вимоги навчальних планів, а й реальний досвід проходження курсів попередніми групами студентів. Верифікація ефективності системи здійснюється шляхом апробації на емпіричних даних факультетів комп'ютерних наук та комп'ютерної інженерії, що дозволяє підтвердити валідність моделі для дисциплін із високим ступенем структурної складності.

Система розглядається як інструментальна основа для створення персоналізованого адаптивного освітнього середовища. Її впровадження у процеси електронного навчання (e-learning) та інструкційної підтримки дозволяє досягти наступних цілей:

- Оптимізація вибору дисциплін: автоматизація підбору курсів з урахуванням пререквізитів та індивідуального прогресу.
- Підвищення показників утримання (retention rate): превентивне

виявлення критичних навантажень, що можуть негативно вплинути на, успішність.

- Збільшення рівня дипломування: стратегічне планування навчання, що веде до вчасного виконання ліцензійних вимог освітньої програми.

Завдяки модульній структурі, архітектура системи є інваріантною щодо предметної області, що забезпечує можливість її адаптації до різних освітніх галузей за умови наявності достатнього обсягу історичних даних для навчання алгоритмів. Пропонована система рекомендацій виступає ефективним інструментом цифровізації вищої освіти, забезпечуючи перехід від уніфікованих навчальних планів до гнучких, особистісно-орієнтованих освітніх моделей.

1.2. Теоретичне обґрунтування та методологічний підхід побудови системи рекомендацій навчальних курсів

Сучасна парадигма вищої освіти характеризується інтенсивною цифровою трансформацією, що охоплює не лише методику викладання, а й управлінські аспекти функціонування університетського середовища. Попри значні успіхи в цифровізації навчальних програм, процеси академічного консультування та стратегічного планування індивідуальних траєкторій вибору курсів залишаються переважно консервативними. Традиційні методи вибору дисциплін, що базуються на лінійному аудиті диплома та дискретних консультаціях, не враховують складну багатофакторну природу освітнього процесу.

Для студента процес формування семестрового розкладу часто стає завданням із високим рівнем невизначеності. Відсутність системного врахування таких чинників, як оптимальний розподіл когнітивного навантаження, фінансові обмеження, особистісні преференції та ієрархія пререквізитів, призводить до субоптимальних рішень. В умовах надмірної варіативності навчальних планів ручний аналіз усіх потенційних шляхів до

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		16

дипломування стає практично неможливим, що нерідко спричиняє академічну дезорієнтацію, стрес та зниження показників успішності.

1.2.1. Критичний аналіз існуючих рекомендаційних систем

Аналіз існуючих рішень у сфері академічних рекомендацій дозволяє виокремити дві основні категорії систем, кожна з яких має суттєві обмеження:

- системи глобального планування (Path-based): орієнтовані на побудову повного циклу навчання з акцентом на формальні вимоги програми. Основним недоліком таких систем є детермінованість та брак персоналізації — вони ігнорують індивідуальну динаміку успішності студента.

- семестрові рекомендаційні сервіси (Course-based): забезпечують високу точність рекомендацій на короткострокову перспективу, аналізуючи дані поточного семестру. Проте вони не мають стратегічного бачення, що часто призводить до конфліктів у розкладі на фінальних етапах навчання або збільшення загального терміну здобуття ступеня.

1.2.2. Методологія пропонованого підходу

Дана робота пропонує гібридну модель, яка заповнює існуючий методологічний розрив шляхом інтеграції довгострокового стратегічного планування з адаптивною семестровою персоналізацією.

Об'єктом дослідження є процес формування індивідуальної освітньої траєкторії в умовах великих масивів даних (Big Data), що включають академічну історію, результативність попередніх когорт випускників та структурні обмеження навчальних планів.

Марковські процеси прийняття рішень (MDP) використовуються для моделювання навчання як стохастичної послідовності станів. Це дозволяє проводити аналіз сценаріїв «що, якщо» (what-if analysis), прогнозуючи вплив поточного вибору на майбутні показники успішності.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						17
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Колаборативна фільтрація застосовується для виявлення прихованих кореляцій між профілями студентів. Система ідентифікує «академічних двійників» (схожих за темпом та стилем навчання випускників) і пропонує шляхи, які історично призвели до найкращих результатів.

Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning): виступає механізмом інтелектуальної адаптації. Агент системи навчається на основі зворотного зв'язку від середовища, оптимізуючи «функцію винагороди» — поєднання вчасного дипломування та максимізації середнього бала (GPA).

Впровадження запропонованої системи рекомендацій забезпечує перехід від пасивного моніторингу до активного керування освітнім досвідом. Персоналізація середовища дозволяє:

- На індивідуальному рівні сформувати збалансований розклад, що відповідає когнітивним можливостям студента, знизити фінансові ризики та скоротити тривалість навчання.
- На інституційному рівні підвищити показники утримання контингенту (retention rates) та рівень успішного захисту дипломних робіт, що є ключовими індикаторами ефективності закладу вищої освіти.

Пропонована методологія демонструє високий рівень гнучкості та інтелектуальної автономії, дозволяючи адаптувати рекомендації до специфічних вимог будь-якої дисципліни за наявності репрезентативної історичної вибірки даних.

1.3. Аналіз існуючих архітектур академічних рекомендаційних систем

Для глибшого розуміння контексту розробки необхідно провести детальну класифікацію та аналіз існуючих архітектур академічних рекомендаційних систем (Course Recommendation Systems — CRS). В сучасній науковій літературі ці системи поділяють за методами обробки даних, горизонтом планування та здатністю до адаптації.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						18
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Нижче наведено розгорнутий аналіз чотирьох базових парадигм, які домінують у сфері освітніх технологій.

1.3.1. Контентна фільтрація (Content-Based Filtering, CBF)

Цей підхід базується на аналізі властивостей об'єктів (курсів). Система рекомендує дисципліни, зміст яких корелює з попередніми інтересами студента або обраним напрямом спеціалізації.

Механізм: Використання дескрипторів (ключових слів, анотацій, силабусів) для обчислення косинусної схожості між профілем студента та характеристиками курсу.

Переваги: Відсутність проблеми «холодного старту» для нових користувачів; прозорість рекомендацій.

Недоліки: Ефект «інформаційної бульбашки» (over-specialization) — система не пропонує принципово нових або міждисциплінарних курсів, які могли б бути корисними.

1.3.2. Колаборативна фільтрація (Collaborative Filtering, CF)

Метод ґрунтується на припущенні, що студенти зі схожою історією успішності в минулому матимуть схожі вподобання та результати в майбутньому.

Механізм: Побудова матриці «студент-курс», де значеннями є оцінки або факти проходження. Використовуються методи k-найближчих сусідів (k-NN) або матрична факторизація (SVD).

Переваги: Здатність виявляти латентні зв'язки між курсами, які не очевидні з їхнього опису.

Недоліки: Проблема розрідженості даних (sparsity) та «холодного старту» для нових курсів, які ще ніхто не оцінював.

1.3.3. Системи на основі знань та обмежень (Knowledge-Based Systems)

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						19
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Ці системи використовують формалізовані правила навчальних планів (пререквізити, обов'язкові кредити, ліміти вибору).

Механізм: Використання онтологій та логічного виведення для перевірки відповідності обраного шляху нормативним вимогам дипломування.

Переваги: Гарантована відповідність академічним стандартам; висока точність у дотриманні формальних правил.

Недоліки: Низька гнучкість; складність підтримки бази знань в актуальному стані при зміні навчальних планів.

1.3.4. Гібридні та інтелектуальні системи (Hybrid & RL-based)

Сучасний етап розвитку, до якого належить і ваша робота. Вони поєднують декілька методів для нівелювання їхніх недоліків.

Механізм: Використання нейронних мереж, графів знань або навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning).

Особливість: Моделювання навчання як послідовного процесу, де кожен вибір впливає на майбутні можливості (що ідеально описується апаратом MDP).



Рисунок 1.2 – Класифікація та опис академічних рекомендаційних систем

Порівняльна характеристика моделей

Критерій аналізу	Контентна (CBF)	Колаборативна (CF)	На основі знань	Гібридна (MDP + RL)
Джерело даних	Опис курсів	Рейтинги/Оцінки	Навчальний план	Історія + Прогноз
Персоналізація	Середня	Висока	Низька	Максимальна
Горизонт планування	Один семестр	Один семестр	Повний шлях	Повний шлях (динамічний)
Врахування ризиків	Ні	Частково	Ні	Так (ймовірність успіху)

Попри різноманітність, більшість існуючих систем стикаються з трьома критичними проблемами, які дана робота покликана вирішити:

- статичність проти динаміки: традиційні системи сприймають вибір курсу як одноразову подію. Проте освіта — це послідовний процес, де успіх у семестрі N критично залежить від вибору в семестрі N-1. Більшість систем не здатні коригувати довгостроковий план у реальному часі при зміні GPA студента.

- ігнорування когнітивного навантаження: рекомендації часто базуються на "цікавості" курсу, а не на його складності в поєднанні з іншими дисциплінами. Це призводить до перевантаження студентів у критичні періоди.

- відсутність предиктивного аналізу "Що, якщо": студенти не мають інструменту для порівняння різних траєкторій (наприклад, "якщо я оберу складніший курс зараз, як це вплине на мій випускний бал через 2 роки?").

Отже, застосування навчання з підкріпленням (Q-learning) у поєднанні з марковськими процесами дозволяє трансформувати систему з простого "фільтра контенту" на активного інтелектуального агента, який діє як цифровий ментор, стратегічно спрямовуючи студента до успішного фіналу навчання.

1.4. Методологічний аналіз та огляд наукових джерел

Системний аналіз сучасного стану досліджень є фундаментом для верифікації наукової новизни та обґрунтування методологічного апарату поточної роботи. Ґрунтовний огляд релевантних праць дозволяє не лише систематизувати наявні знання, а й ідентифікувати критичні прогалини в існуючих підходах. У межах даного розділу проведено комплексне дослідження архітектурних особливостей систем підтримки прийняття рішень у галузі освіти, що створює аналітичне підґрунтя для розробки авторської моделі оптимізації освітніх траєкторій.

1.4.1. Еволюція та роль рекомендаційних систем в екосистемі e-learning

Рекомендаційні системи (РС) у сфері електронного навчання трансформувалися з допоміжних інструментів фільтрації контенту на складні інтелектуальні агенти, що забезпечують персоналізацію освітнього процесу. Використовуючи аналітику профілів користувачів, їхні преференції та історичні дані про успішність, РС генерують адаптивні пропозиції, спрямовані на максимізацію навчальних результатів [3, 4].

Особлива увага в роботі приділяється критичній оцінці РС за трьома векторами:

- Тип освітньої підтримки: від вибору окремих матеріалів до стратегічного планування всього періоду навчання.
- Методологічний підхід: аналіз переваг та обмежень контентної, колаборативної та гібридної фільтрації.
- Характер об'єктів рекомендації: специфікація курсів, модулів та цілісних академічних шляхів.

1.4.2. Фундаментальний математичний апарат для побудови системи

Для побудови предиктивної моделі в роботі застосовано синтез теорії

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						22
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

прийняття рішень та методів навчання з підкріпленням.

Марковський процес прийняття рішень забезпечує математичний формалізм для моделювання динамічних систем, де результати є частково випадковими та частково підконтрольними агенту (студенту). MDP визначається кортежем $\langle S, A, P, R, \gamma \rangle$, де:

S — множина станів (академічний статус студента);

A — множина дій (вибір конкретних навчальних курсів);

P — ймовірність переходу між станами;

R — функція винагороди (академічна успішність, GPA);

γ — коефіцієнт дисконтування для оцінки майбутніх вигод.

Як безмодельний метод навчання з підкріпленням, Q-навчання дозволяє агенту ітеративно оптимізувати стратегію поведінки без попереднього знання динаміки середовища. В контексті освітніх траєкторій алгоритм оцінює "цінність" пари "стан-дія" (Q-значення), що дозволяє сформувати оптимальну політику π — послідовність курсів, яка максимізує кумулятивну винагороду протягом усього періоду навчання.

Для реалізації механізмів колаборативної фільтрації використано коефіцієнт кореляції Пірсона (PCC). Ця метрика дозволяє кількісно оцінити ступінь лінійної залежності між профілями успішності різних студентів у діапазоні $[-1, 1]$. Високі позитивні значення PCC вказують на ідентичність академічних патернів, що є підставою для екстраполяції успішного досвіду «схожих» випускників на траєкторію поточного студента.

Дана робота є логічним розвитком навчальних систем, які заклали підвалини персоналізованої освіти через багатокритеріальну оптимізацію розкладів. Проте, на відміну від базової моделі, що фокусувалася на статичних вимогах та інтересах, запропоноване дослідження інтегрує:

- Предиктивну аналітику успішності на основі історичних Big Data.
- Динамічну корекцію шляхів за допомогою Q-навчання.
- Гібридизацію методів для подолання проблеми обмеженості даних на ранніх етапах навчання.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						23
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Таксономія проаналізованих робіт (рис. 1.3) демонструє еволюційний перехід від простих прогностичних моделей до комплексних систем генерації інтелектуальних освітніх шляхів, що підтверджує актуальність обраного вектора роботи.

Представлена таксономія детермінує архітектурну ієрархію алгоритмів рекомендацій, диференційованих за методологією обробки даних та стратегічним цілепокладанням у контексті проектування освітніх траєкторій. Представлена класифікація базується на трьох фундаментальних доменах:

1. Однокомпонентні методи (Single Method):

- Контентна фільтрація (Content-based Filtering) - аналізує кореляцію між профілем користувача та семантичними характеристиками навчальних об'єктів (курсів).

- Колаборативна фільтрація (Collaborative Filtering) базується на ідентифікації латентних зв'язків між групами користувачів зі схожими патернами академічної успішності.

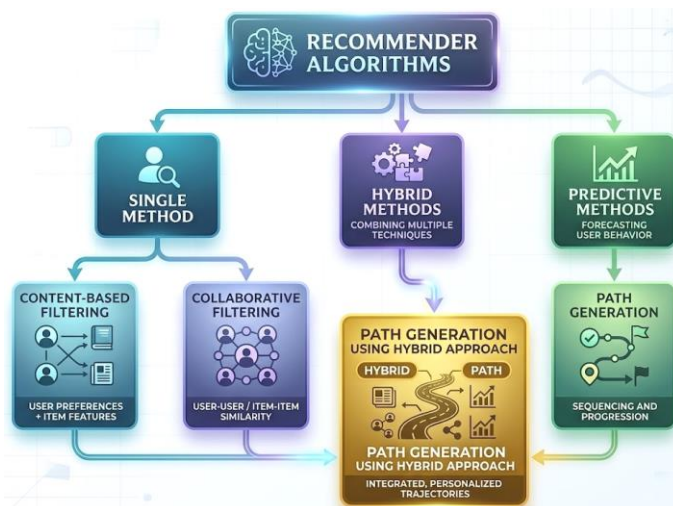


Рисунок 1.3 – Таксономія рекомендаційних алгоритмів для навчальних систем

2. Предиктивні методи (Predictive Methods) спрямовані на прогностичне моделювання поведінки суб'єкта навчання. Ключовим субдоменом тут виступає генерація шляхів (Path Generation), що забезпечує

логічну послідовність освітніх кроків для досягнення цільового результату (дипломовання).

3. Гібридний синтез (Hybrid Approach) відображає інтеграцію декількох технік для нівелювання недоліків окремих методів (наприклад, проблеми «холодного старту» або низької адаптивності).

Вершиною представленої таксономії є генерація шляхів на основі гібридного підходу (Path Generation Using Hybrid Approach). Ця категорія представляє інтелектуальний синтез предиктивної аналітики та гібридної фільтрації. Вона дозволяє формувати не просто перелік курсів, а комплексні, динамічно адаптовані освітні траєкторії, що поєднують нормативні вимоги навчальних планів із персоналізованими прогнозами успішності.

Ця модель слугує методологічним фундаментом для розробки систем підтримки прийняття рішень, здатних оперувати великими масивами історичних даних у динамічному освітньому середовищі.

1.5 Висновки по розділу

У першому розділі здійснено комплексний аналіз предметної області побудови персоналізованих освітніх середовищ, що дозволило визначити ключові тенденції розвитку сучасних e-learning систем. Встановлено, що ефективність навчання значною мірою залежить від здатності системи адаптуватися до індивідуальних характеристик користувача, що обґрунтовує необхідність впровадження рекомендаційних механізмів.

Проведений критичний аналіз існуючих рекомендаційних підходів показав наявність суттєвих обмежень, зокрема проблеми холодного старту, парсивності даних та обмеженої контекстної чутливості. Дослідження різних архітектурних моделей засвідчило переваги гібридних підходів, які забезпечують більш високу точність і гнучкість рекомендацій.

Узагальнення наукових джерел дозволило простежити еволюцію

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						25
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

рекомендаційних систем у сфері освіти та визначити їх роль як ключового елементу цифрових освітніх екосистем. На основі проведеного аналізу сформовано теоретико-методологічну базу, яка стала підґрунтям для подальшого дослідження та розробки програмної системи.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						26
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

РОЗДІЛ 2. АЛГОРИТМИ ТА ПІДХОДИ ПОБУДОВИ ПЕРСОНАЛІЗОВАНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ НАВЧАЛЬНИХ СИСТЕМ

2.1. Аналіз базових парадигм рекомендаційних систем

У сучасних дослідженнях виділяють два домінуючих методологічних підходи до побудови рекомендаційних моделей: контентну фільтрацію та колаборативну фільтрацію. Кожен із цих підходів має унікальний математичний апарат та специфічні сфери застосування в освітньому контексті.

2.1.1. Контентна фільтрація

Контентна фільтрація (CBF) базується на аналізі атрибутивних характеристик об'єктів рекомендації (курсів) та формуванні індивідуального профілю преференцій користувача. Процес генерації рекомендацій у моделях CBF ґрунтується на вирахуванні міри схожості між вектором ознак об'єкта та вектором інтересів студента, сформованим на основі його попередніх взаємодій або експліцитного введення даних [5].

Фундаментальною гіпотезою CBF є стабільність когнітивних установок користувача протягом тривалого часу. У контексті вищої освіти цей підхід дозволяє враховувати історію пошукових запитів та результати анкетування для ідентифікації релевантних дисциплін. Зокрема, у роботі [6] продемонстровано ефективність CBF для підбору курсів, що відповідають науковим інтересам здобувача, з одночасним впровадженням системи предиктивних попереджень про потенційну складність матеріалу на основі аналізу його попереднього академічного досвіду.

На рисунку 2.1 показано принцип роботи контентної фільтрації в освіті.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						27
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



Рисунок 2.1 - Принцип функціонування системи рекомендації курсів на основі контентної фільтрації (CBF) в освітньому середовищі

На рисунку 2.1 представлена комплексна функціональна схема, що моделює робочий процес освітньої рекомендаційної системи, яка базується на методології контентної фільтрації. Схема візуалізує повний цикл обробки даних — від збору вхідної інформації до генерації диференційованих вихідних сигналів.

1. Моделювання вхідних даних

Вхідний блок системи диференційований за двома ключовими доменами:

- Профіль студента. Модель користувача формується шляхом синтезу двох джерел даних: експліцитного введення (опитування, анкетування) та імпліцитного аналізу історичних взаємодій (історія пошукових запитів, переглянуті курси). Кінцевим результатом є формалізований вектор інтересів, що містить семантичні дескриптори (наприклад, програмування, алгоритми). Стрілка зворотного зв'язку від історичних взаємодій вказує на динамічне оновлення профілю на основі даних, отриманих від попередніх груп студентів.

- Опис Курсу. Модель навчального об'єкта будується на основі аналізу структурованого контенту: силабусу, анотації та метаданих (тегів). Кінцевим результатом є вектор характеристик, що містить технічні дескриптори

дисципліни (наприклад, Python, штучний інтелект).

2. Центральний обчислювальний модуль

Центральний блок схеми, позначений як «ОБРОБКА ТА ПОРІВНЯННЯ», реалізує основну аналітичну функцію системи. Агент системи здійснює перетин векторів інтересів та характеристик для вирахування міри семантичної близькості.

Ключовими елементами цього модуля є:

- Матриця/Функція схожості - використання формалізованого математичного апарату. insert-діаграма ілюструє застосування методу косинусної схожості, де міра схожості визначається як косинус кута між двома векторами в багатовимірному просторі ознак.

- У системі діє явне припущення про стабільність уподобань користувача протягом часу, що є характерною рисою класичних моделей CBF.

3. Генерація вихідних сигналів та прийняття рішень

Результатом обчислення міри схожості є диференціація вихідних сигналів за двома полярними сценаріями, що демонструє інтелектуальну гнучкість системи:

Сценарій А. Оптимальна відповідність. При виявленні високої міри схожості (вектори інтересів та характеристик сильно перетинаються) система генерує сигнал «Проактивна Рекомендація». Користувачу пропонується конкретний курс (наприклад, «Курс А: Аналіз даних»), оскільки він «відповідає академічним інтересам».

Сценарій Б. Застереження. При виявленні низької міри схожості або (що важливіше для освітнього контексту) ідентифікації латентних ризиків, система генерує сигнал «Попередження». Це може бути попередження про потенційну складність курсу (наприклад, «Курс В: Квантова механіка»), засноване на аналізі академічного досвіду (наприклад, відсутність необхідних пререквізитів у профілі студента).

Таким чином, представлена схема демонструє, як система

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		29

рекомендацій на основі CBF не просто фільтрує контент, а діє як інтелектуальний агент-ментор, що поєднує інтереси студента зі структурними характеристиками дисциплін для оптимізації індивідуальної освітньої траєкторії та мінімізації академічних ризиків.

2.1.2. Колаборативна фільтрація

Методологія колаборативної фільтрації (CF) ґрунтується на виявленні статистичних закономірностей та подібностей між профілями користувачів або об’єктів. На відміну від CBF, цей підхід не потребує детального опису внутрішнього вмісту елементів, оскільки аналізує патерни колективної поведінки.



Рисунок 2.2 – Принцип роботи колаборативної фільтрації в освіті

На рисунку 2.2 представлена комплексна функціональна модель, що детермінує процес генерації персоналізованого освітнього контенту на основі аналізу паттернів колективної поведінки. Модель структурована за каскадним принципом: від збору багатовимірних масивів даних до предиктивної генерації оптимальних траєкторій навчання.

1. Формування базису вхідних даних (Data Input Layer)

Процес ініціалізується шляхом агрегації двох гетерогенних джерел інформації:

- великі масиви даних про попередні когорти студентів (випускників), що включають академічні оцінки, рейтинги, частоту вибору дисциплін та часові витрати на опанування матеріалу.

- математичне представлення взаємодії студентів ($S_1, S_2, \dots, S_n$) з навчальними курсами ($C_1, C_2, \dots, C_m$). Заповнені комірки матриці відображають верифікований досвід (оцінки або факти проходження), що формує фундамент для обчислення статистичних кореляцій.

- індивідуальний профіль студента через формування динамічного «Вектора успішності» на основі поточної академічної історії об'єкта рекомендації.

2. Центральна аналітична обробка

Ядро системи базується на обчисленні міри подібності. На цьому етапі відбувається кластеризація студентських когорт для ідентифікації «найближчих сусідів» зі схожими академічними траєкторіями. Система диференціює два основні підходи CF:

А. Користувач-Користувач CF (User-User CF) - алгоритм ідентифікує подібність між студентами. Якщо профілі Студента А та Студента Б мають високу кореляцію, і Студент А успішно опанував Курс Х, система екстраполює цей успіх і рекомендує Курс Х Студенту Б.

Б. Елемент-Елемент CF (Item-Item CF) - фокусується на виявленні статистичної близькості між самими курсами на основі оцінок всієї сукупності студентів. Якщо Курси Х та Y часто оцінюються однаково, система рекомендує Курс Y студенту, який виявив інтерес до Курсу Х.

3. Предиктивна генерація та оптимізація

Результатом аналітичної обробки є формування персоналізованих рекомендацій, які трансформуються у:

- Оптимальні індивідуальні освітні шляхи до моменту дипломування;
- Адаптивні семестрові розклади, що враховують баланс інтересів.

4. Механізми нівелювання системних обмежень

Нижній блок схеми присвячений розв'язанню критичної проблеми

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		31

розрідженості даних — ситуації, коли матриця LLOR має занадто мало заповнених значень для точного прогнозу. Для вирішення цього завдання пропонуються інтелектуальні рішення:

- Оптимізація векторних вимірів для підвищення щільності інформації.
- Використання методів зворотних найближчих сусідів для стабілізації прогнозів у розріджених наборах даних.

Представлена модель демонструє перехід від простої видачі інформації до інтелектуального моделювання успіху, де система функціонує як агент, що використовує колективний інтелект попередніх поколінь для оптимізації траєкторії конкретного студента.

Розвиток CF у галузі e-learning характеризується використанням складних матричних структур. В [7] запропонували використання матриці оцінювання навчальних об'єктів учнем (Learner-Learning Object Rating matrix, LLOR), яка інтегрує академічні оцінки, частоту звернень до контенту та часові витрати на опанування матеріалу. Своєю чергою, в [8] розширили можливості CF шляхом інтеграції механізмів соціального тегування, що дозволило адаптувати рекомендації не лише до інтересів, а й до стилів навчання та демографічних характеристик учнів.

2.1.3. Проблема парсивності даних та методи її подолання

Критичним обмеженням алгоритмів CF є проблема розрідженості даних (data sparsity), що виникає через низьку щільність взаємодії користувачів з усім масивом доступних навчальних об'єктів. Це суттєво знижує предиктивну точність персоналізованих моделей.

Для нівелювання цього ефекту було запропоновано низку інтелектуальних рішень:

- Багаторівневий підхід (Multi-Level Recommendation, MLBR). В роботі [9] запропонували метод приведення векторів профілів учнів до уніфікованої розмірності з подальшою кластеризацією у специфічні сегменти («buckets»). Це дозволяє значно прискорити процес генерації рекомендацій та підвищити

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						32
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

їхню точність в умовах обмежених даних.

- Алгоритм CF-ISEGB. В [10] розробили підхід, заснований на впливових множинах поведінки групи. Модель комбінує методи k-найближчих сусідів (k-NN) та зворотних найближчих сусідів, що забезпечує високу щільність оцінювання цільових об'єктів навіть у сильно розріджених датасетах.

2.1.4. Перехід до гібридних архітектур

Попри значний потенціал CF та CBF, кожна з цих парадигм має вразливі місця (наприклад, проблему «холодного старту» для CBF або парсивності для CF). Сучасний етап розвитку освітніх технологій вимагає переходу до гібридних підходів, які синтезують переваги вищезгаданих методів. Запропоноване у даній роботі дослідження базується на інтеграції декількох стратегій рекомендації, що дозволяє досягти синергетичного ефекту та забезпечити вищу адаптивність системи до динамічних змін у навчальному процесі порівняно з монометодологічними аналогами.

2.2. Гібридні архітектури та інтелектуальні методи рекомендацій

Гібридизація рекомендаційних підходів базується на методологічній конвергенції кількох алгоритмів з метою нівелювання індивідуальних обмежень монометодичних систем та максимізації точності персоналізації. Основна наукова ідея гібридних систем полягає у синергетичному поєднанні сильних сторін контентної фільтрації, колаборативних методів, баз знань та матричної факторизації. В освітньому контексті це дозволяє створювати складні моделі, що враховують як семантику навчального контенту, так і стохастичну природу академічної поведінки студентів.

Сучасні дослідження демонструють варіативність комбінацій методів у межах гібридних архітектур:

- Інтеграція контентного та колаборативного аналізу: В [11] розробили

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						33
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

гібридний алгоритм, який використовує матриці оцінок для одночасного обчислення мір подібності між користувачами та елементами. Автори довели, що така інтегрована модель дозволяє студентам ідентифікувати високоякісні інформаційні ресурси, мінімізуючи часові та інтелектуальні витрати на пошук релевантного матеріалу. Аналогічний підхід застосував автор в [12] при проектуванні системи вибору елективних дисциплін для студентів інженерних спеціальностей. Використання моделей машинного навчання для аналізу академічних взаємозв'язків та контенту предметних ліній дозволило підвищити точність прогнозів щодо успішності вибору курсів.

- Використання графів знань та семантичних мереж: в [13] запропонували архітектуру, що поєднує колаборативну фільтрацію з графами знань. Впровадження семантичної складової в розрахунки схожості дозволило суттєво покращити метрики точності (precision) та повноти (recall) рекомендацій. Проте дослідники зазначають наявність проблеми «темпоральної деградації» — зниження релевантності історичних даних та складність адаптації системи до динамічної зміни інтересів користувача.

- Онтологічний супровід та обробка природної мови: автори [14] обґрунтували ефективність гібридного підходу, заснованого на класифікації N-грамних запитів та онтологічній підтримці. Їхня система продемонструвала вищу корисність для здобувачів освіти порівняно з традиційними методами завдяки розширеному інформаційному пошуку та глибинному аналізу структури знань.

На рисунку 2.3 представлена багаторівнева архітектура гібридної рекомендаційної системи, що ілюструє процес конвергенції класичних методів фільтрації з інтелектуальними механізмами обробки знань та предиктивним моделюванням. Схема демонструє системний підхід до подолання обмежень монометодичних підходів шляхом їх синергетичного поєднання.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						34
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



Рисунок 2.3 – Концептуальна модель гібридної архітектури рекомендаційної системи в освітньому

1. Детермінація вхідних методів та ідентифікація системних обмежень

Лівий блок схеми представляє базовий рівень обробки даних, де ідентифіковано три парадигми та відповідні їм критичні вразливості:

- Контентна фільтрація (CBF): обмежена проблемою «холодного старту», що унеможливорює точну генерацію рекомендацій для нових користувачів або об'єктів без накопиченої історії взаємодій.

- Колаборативна фільтрація (CF): вразлива до розрідженості даних (Data Sparsity), що виникає внаслідок фрагментарності матриць «студент-курс» у великих освітніх екосистемах.

- Графи знань: стикаються з проблемою темпоральної деградації даних, де застарілі семантичні зв'язки втрачають актуальність при динамічному оновленні навчальних планів.

2. Модуль гібридизації та синергетичної взаємодії

Центральний вузол схеми візуалізує процес інтеграції, де виокремлено три стратегічні вектори гібридизації:

- Контентно-колаборативний синтез (CBF + CF) поєднує аналіз атрибутів курсів із матричною факторизацією оцінок. Це дозволяє використовувати міри схожості для уточнення профілів студентів, нівелюючи розрідженість даних.

- Семантично-колаборативна інтеграція (KG + CF) впроваджує

елементи графів знань у колаборативну модель. Завдяки обчисленню семантичної схожості між дисциплінами, система здатна рекомендувати релевантні курси навіть за відсутності прямих оцінок від схожих користувачів.

- Онтологічно-текстовий аналіз використовує методи обробки природної мови (NLP) та розширеного інформаційного пошуку. Класифікація N-грамних запитів та онтологічна структура знань забезпечують високу когнітивну відповідність рекомендацій інтересам студента.

3. Оптимізація результатів та предиктивна трансформація

Вихідний каскад схеми (правий блок) демонструє еволюцію системи від статичної фільтрації до динамічного управління освітнім процесом:

- Покращена рекомендація - інтегрований підхід забезпечує зростання ключових метрик ефективності: точності, повноти та ступеня персоналізації. Кінцевою метою є академічний успіх, виражений у високій результативності та вчасному дипломуванні.

- Предиктивна аналітика та глобальна оптимізація: нижній сегмент ілюструє перехід до вищого рівня інтелектуальності системи. Використовуючи масиви історичних Big Data та актуальну академічну історію, система залучає апарат Марковських процесів прийняття рішень (MDP) та навчання з підкріпленням. Це дозволяє генерувати не просто дискретні рекомендації, а персоналізовані освітні шляхи, що адаптуються до змін у реальному часі.

Представлена архітектура доводить, що гібридизація є необхідною умовою для створення стійких до розрідженості даних та «холодного старту» систем, які здатні забезпечити довгострокову предиктивну підтримку студентів у складних університетських середовищах.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						36
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

2.3. Перехід до предиктивної аналітики в рекомендаційних освітніх системах

Попри високу ефективність гібридних систем, вони часто обмежені ретроспективним аналізом даних. Для подолання цієї статичності в сучасних CRS (Course Recommendation Systems) дедалі частіше імплементуються прогностичні підходи.

Предиктивні моделі дозволяють трансформувати систему рекомендацій з інструменту підбору контенту на інструмент стратегічного планування. Вони забезпечують:

- Прогнозування академічної результативності: оцінка ймовірності отримання певного бала на основі поточної динаміки.
- Аналіз варіативності уподобань: моделювання змін інтересів студента протягом усього циклу навчання.
- Когнітивну підтримку: надання користувачеві глибинного розуміння причинно-наслідкових зв'язків між вибором конкретного курсу та його майбутніми академічними досягненнями.

Саме інтеграція предиктивних механізмів у гібридні архітектури відкриває можливості для створення адаптивних освітніх середовищ, здатних до довгострокової оптимізації траєкторій дипломування.

Предиктивна аналітика становить наступний етап еволюції рекомендаційних систем (CRS), забезпечуючи перехід від статичного підбору контенту до проактивного моделювання освітнього досвіду. Генеруючи науково обґрунтовані прогнози щодо майбутньої успішності, такі системи дозволяють приймати стратегічні рішення стосовно адаптації навчальних планів та об'єктів електронного навчання (e-learning).

Згідно з таксономією в [15], прогностичні підходи в освіті класифікуються на чотири домінантні категорії: класифікація, кластеризація, інтелектуальний аналіз (майнінг) та статистичне моделювання. Дана структура забезпечує комплексний інструментарій для інтерпретації великих

масивів освітніх даних.

2.3.1. Методи класифікації

Алгоритми навчання з учителем (supervised learning) є фундаментальними для ідентифікації приналежності студента до певної категорії успішності. Мащини опорних векторів (SVM) та k-найближчих сусідів (k-NN) [16] довели ефективність цих методів для точного прогнозування академічних результатів на основі історичних профілів.

Освітній майнінг даних (EDM). В [17] застосували методи класифікації для раннього виявлення цільових груп студентів-інженерів, що дозволило диференціювати підходи до їхнього навчання залежно від прогнозованого рівня засвоєння матеріалу.

2.3.2. Методи кластеризації

Навчання без учителя (unsupervised learning) фокусується на виявленні латентних структур у даних без попередньо визначених міток.

Рекурсивна кластеризація: в [18] розробили модель, де студенти групувалися за патернами успішності в межах курсів програмування. Поєднання кластеризації з лінійною регресією дозволило генерувати індивідуалізований контент для кожної групи.

Нейромережіві архітектури: Система AISAR, запропонована в [19], використовує рекурентні нейронні мережі (RNN) та просторову кластеризацію в середовищі MapReduce. Це забезпечує високу масштабованість при прогнозуванні успішності та формуванні персоналізованих рекомендацій у великих університетських базах даних.

2.3.3. Інтелектуальний аналіз освітніх даних

Методи майнінгу орієнтовані на екстракцію значущих характеристик та виявлення частих шаблонів поведінки.

Превентивна діагностика: в [20] використовували майнінг для

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						38
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ідентифікації студентів із високим ризиком академічної заборгованості з метою призначення додаткових корекційних занять.

Короткострокове прогнозування: автор [21] продемонстрував, що використання оцінок за проміжні іспити як вхідних параметрів для алгоритмів машинного навчання дозволяє з точністю 70-75% прогнозувати фінальні результати курсу. Проте варто зазначити, що такі методи часто обмежені межами однієї дисципліни та не забезпечують глобального прогнозування всього шляху до дипломування.

2.3.4. Статистичне моделювання та гібридні підходи

Статистичні методи (регресійний аналіз, кореляційні матриці, t-тестування) залишаються найбільш валідованими інструментами в освітній прогностиці [15].

Багатофакторна регресія: в [22] запропонували модель, що інтегрує дані про студентів, характеристики курсів та кваліфікацію викладачів. Хоча модель демонструє високу точність у прогнозуванні балів, вона фокусується на оптимізації статистичних параметрів вмісту, залишаючи поза увагою механізми автоматичної генерації рекомендацій.

Біоінспіровані алгоритми: автори в [23] розробили гібридну систему, що поєднує колаборативну фільтрацію зі штучними імунними системами (AIS) та коефіцієнтом кореляції Пірсона. Незважаючи на високу предиктивну здатність для студентів старших курсів, система виявляє обмежену ефективність при роботі з молодшими студентами через брак накопичених даних («холодний старт» на рівні перших років навчання).

Аналіз існуючих предиктивних підходів свідчить про наявність значного потенціалу для покращення якості рекомендацій. Однак більшість сучасних систем фокусуються або на прогнозуванні в межах окремого курсу, або на статистичному аналізі успішності без побудови цілісного стратегічного плану навчання. Існує нагальна потреба в розробці моделей, які б поєднували предиктивну аналітику з глобальною оптимізацією освітніх

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						39
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

траєкторій, забезпечуючи персоналізовану підтримку студента від початку навчання до моменту дипломування.

2.4. Методологія генерації освітніх траєкторій та стратегічного планування

Генерація освітніх траєкторій (Path Generation) становить фундаментальний компонент предиктивної аналітики, що полягає у проектуванні детермінованої послідовності етапів для досягнення цільового академічного результату. В університетському контексті цей процес трансформується у побудову прогностичного маршруту до дипломування, що базується на комплексному врахуванні структури навчального плану, ієрархії пререквізитів та часових обмежень. Системне планування цих взаємозалежних кроків дозволяє здобувачам освіти ефективно керувати власним навчальним прогресом та мінімізувати ризики академічної дезадаптації.

2.4.1. Критичний аналіз алгоритмічних підходів до послідовності курсів

Існують різноманітні математичні моделі для оптимізації послідовності вивчення дисциплін:

- Апроксимація підмножин суми: в [24] запропонували метод формування послідовності курсів на основі алгоритмів апроксимації підмножин суми. Ключовим критерієм моделі є обов'язкові вимоги освітньої програми. Проте даний підхід характеризується низькою гнучкістю, оскільки він ігнорує вибіркову складову навчального плану та не містить механізмів предиктивної оцінки успішності. Основний акцент у роботі зроблено на оцінці складності дисциплін через призму ретроспективного аналізу індивідуальних досягнень студента.

- Алгоритми пошуку «вперед-назад» та мінімізація шкодування: автори

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						40
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

[25] розробили модель, засновану на алгоритмі пошуку «вперед-назад» (forward-backward search) для ідентифікації оптимальних послідовностей курсів. Застосування алгоритму онлайн-мінімізації шкодування (online regret minimization) дозволило максимізувати прогнозований середній бал (GPA) при одночасному скороченні термінів навчання. Незважаючи на високу результативність у контексті індивідуального планування, модель має суттєве обмеження: вона базується виключно на персональній історії успішності студента в межах пререквізитів, не залучаючи дані про академічний досвід релевантних студентських груп (колаборативний аспект).

2.4.2. Багатокритеріальна оптимізація

Як було зазначено, поточна робота базується на архітектурних рішеннях проекту, який успішно реалізує функціонал генерації шляхів до дипломування. Система використовує апарат багатокритеріальної оптимізації для вирішення персоналізованих освітніх завдань.

Основними цільовими функціями моделі є:

- Мінімізація часового ресурсу до моменту отримання ступеня (бакалавра, магістра).
- Оптимізація обсягу кредитних годин (мінімізація надлишкового навантаження).
- Адаптація освітнього маршруту до обраного студентом вектора професійної кар'єри.

Незважаючи на ефективність запропонованого рішення у формуванні структурно-логічних схем навчання, поточною ітерацією системи не передбачено функціоналу для прогнозування академічної успішності студента на основі згенерованої рекомендації. Саме усунення цієї науково-практичної прогалини — інтеграція предиктивної оцінки результатів у процес багатокритеріальної оптимізації шляхів — є ключовим завданням поточної роботи.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		41

2.5 Висновки по розділу

У другому розділі досліджено алгоритмічні засади побудови персоналізованих рекомендаційних систем та визначено основні підходи до підвищення їх ефективності. Встановлено, що класичні методи колаборативної фільтрації є обмеженими в умовах розріджених даних, що характерно для освітніх середовищ, і потребують додаткових механізмів удосконалення. Проаналізовано сучасні підходи до подолання цих обмежень, зокрема використання гібридних моделей, що поєднують різні джерела даних та алгоритмічні стратегії. Значну увагу приділено методам предиктивної аналітики, включаючи класифікацію, кластеризацію та інтелектуальний аналіз даних, які дозволяють підвищити релевантність рекомендацій. Обґрунтовано доцільність застосування багатокритеріальної оптимізації для формування індивідуальних освітніх траєкторій з урахуванням різних факторів та обмежень. У результаті сформовано узагальнений алгоритмічний підхід, який став основою для реалізації інтелектуальної рекомендаційної системи.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						42
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ НАВЧАЛЬНИХ КУРСІВ ТА ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ ОСВІТНЬОГО СЕРЕДОВИЩА

3.1. Архітектурна реалізація системи рекомендацій навчальних курсів та механізми персоналізації освітнього середовища

Розроблена система позиціонується як високоефективний інструмент підтримки прийняття рішень, інтегрований у цифрове освітнє середовище закладу вищої освіти. Основне функціональне призначення системи полягає у предиктивному моделюванні індивідуальних траєкторій навчання для оптимізації показників утримання студентів (retention rates), підвищення загальної академічної успішності та забезпечення сталого зростання рівня дипломування.

3.1.1. Функціональна парадигма персоналізації

Даний веб-застосунок реалізує перехід від реактивного моніторингу (традиційного аудиту виконання навчального плану) до проактивного управління освітнім досвідом. Впровадження системи дозволяє студентам формувати персоналізовані адаптивні розклади, що базуються на синергії наступних параметрів:

- Темпоральна оптимізація: мінімізація термінів досягнення цільового рівня кваліфікації.
- Предиктивна валідація: оцінка ймовірності успішного опанування курсів на основі аналізу «академічного профілю» студента та досвіду релевантних груп.
- Професійна орієнтація: узгодження вибору елективних дисциплін із кар'єрними інтересами та індивідуальними прагненнями здобувача.

Завдяки можливості автономної генерації траєкторій до офіційного етапу академічного консультування, система забезпечує вищий рівень

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						43
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

залученості студента в процес планування. Це дозволяє нівелювати ризики когнітивного перевантаження та сприяє формуванню збалансованого семестрового навантаження, що критично важливо для стабільної успішності в умовах варіативності навчальних програм.

3.1.2. Компоненти архітектури та управління даними

Для забезпечення інтелектуального аналізу та обробки великих масивів освітніх даних розроблено багаторівневу веб-архітектуру. Вона спроектована з урахуванням потреби у високій швидкодії рекомендаційних алгоритмів та інваріантності до змін у вимогах навчальних програм.

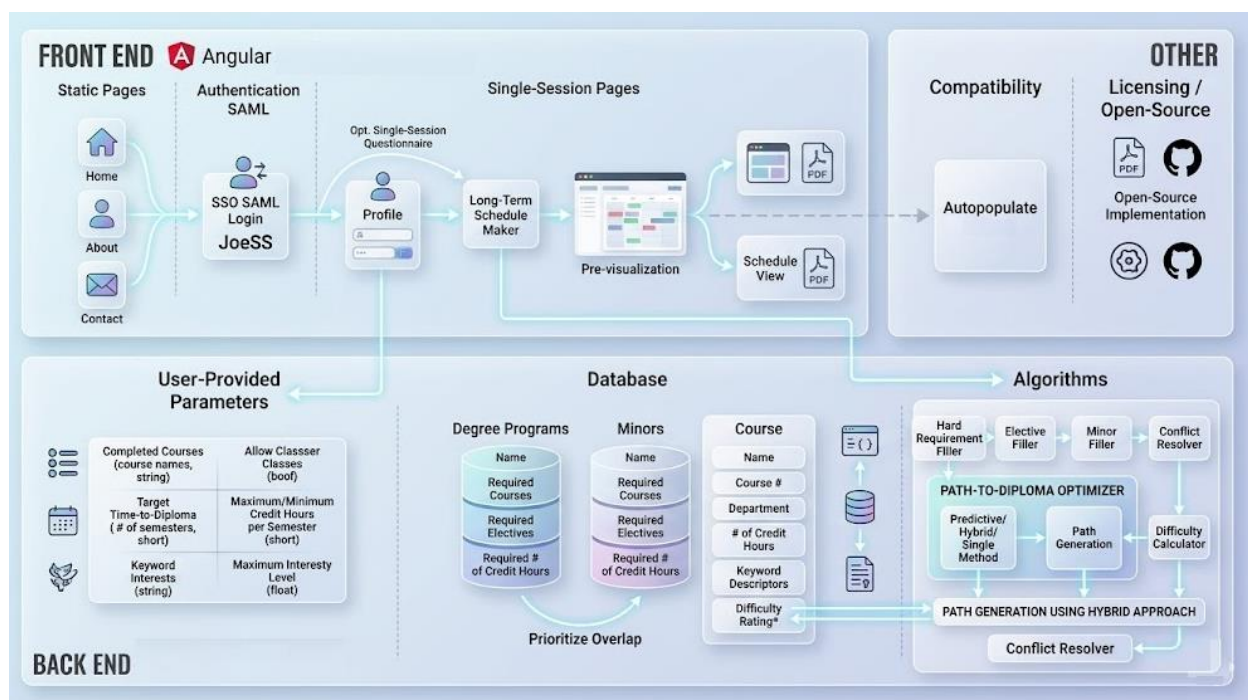


Рисунок 3.1 - Функціональна діаграма архітектури системи рекомендацій та персоналізації освітнього середовища

Архітектурне рішення розділене на два функціональні домени (рисунок 3.1):

- Клієнтський інтерфейс (Frontend): відповідає за інтерактивну взаємодію, візуалізацію складних освітніх маршрутів та надання інструментарію для проведення аналізу сценаріїв «що, якщо» (what-if

analysis).

- Програмна логіка (Backend): виступає ядром системи, де інтегровані рекомендаційні агенти (MDP, Q-learning, Collaborative Filtering). Цей компонент здійснює агрегацію вимог до дипломування та їх кореляцію з поточним прогресом студента.

Представлений рисунок 3.1 відображає дворівневу архітектуру веб-застосунку за моделлю «Клієнт-Сервер», спроектовану для автоматизованого формування індивідуальних освітніх траєкторій.

Ключові архітектурні компоненти:

- Front End реалізований на базі фреймворку Angular (HTML/CSS/TypeScript). Забезпечує статичні сторінки, автентифікацію користувачів через протокол SAML (SSO Login) та інтерактивний інтерфейс для збору профілів (Single-Session Pages). Результати візуалізуються у браузері або експортуються у PDF-формат для зустрічей із консультантами.

- Back End базується на фреймворку Spring Boot.

- Управління даними: отримує параметри профілю від користувача та оперує базою даних реляційної структури, що містить відомості про Освітні Програми, Мінори (Minor programs) та конкретні Курси (з урахуванням складності та пререквізитів).

Ядро системи, що послідовно виконує логічні блоки для формування шляху до диплома: заповнення жорстких вимог -> підбір вибіркокових курсів -> формування мінорів -> багатокритеріальна оптимізація шляху -> розрахунок складності -> вирішення конфліктів у розкладі.

Система передбачає сумісність із зовнішньою платформою (функція Autopopulate) та позиціонується як рішення з відкритим вихідним кодом (Open-Source Implementation).

Така архітектурна конфігурація дозволяє системі не просто виступати статичним довідником, а функціонувати як динамічний цифровий ментор, що адаптує освітнє середовище під унікальні потреби кожного здобувача.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		45

3.2. Програмна архітектура та технологічна реалізація системи

У даному розділі детерміновано архітектурні засади та технологічний стек, використаний для реалізації системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища (Course Recommendation System / Online Personalization of Education — CRS/OPE). Проектування базувалося на принципі розділення відповідальності між клієнтським та серверним рівнями, що забезпечило високу масштабованість та ефективність обробки даних.

3.2.1. Реалізація клієнтського рівня

Поточна реалізація клієнтської частини охоплює набір функціональних модулів, що забезпечують комплексну взаємодію в межах платформи. Фронтенд функціонує як інтерактивна інтерфейсна екосистема, доступна для декількох категорій користувачів: студентів, консультантів, керівників відділів та реєстраторів.

Ключовим архітектурним рішенням є впровадження системи контролю доступу на основі ролей (Role-Based Access Control, RBAC), що диференціює рівні прав доступу до даних. Функціонал системи сприяє створенню верифікованого середовища для комунікації, візуалізації освітніх траєкторій та адаптації параметрів під індивідуальні потреби (рис. 3.2). Зокрема, здобувачі освіти отримують безперешкодний доступ до рекомендованих семестрових розкладів, що ілюструється на скріншотах системи, де наведено приклад прогностичного шляху до дипломування для студента спеціальності «Комп'ютерні науки».

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		46

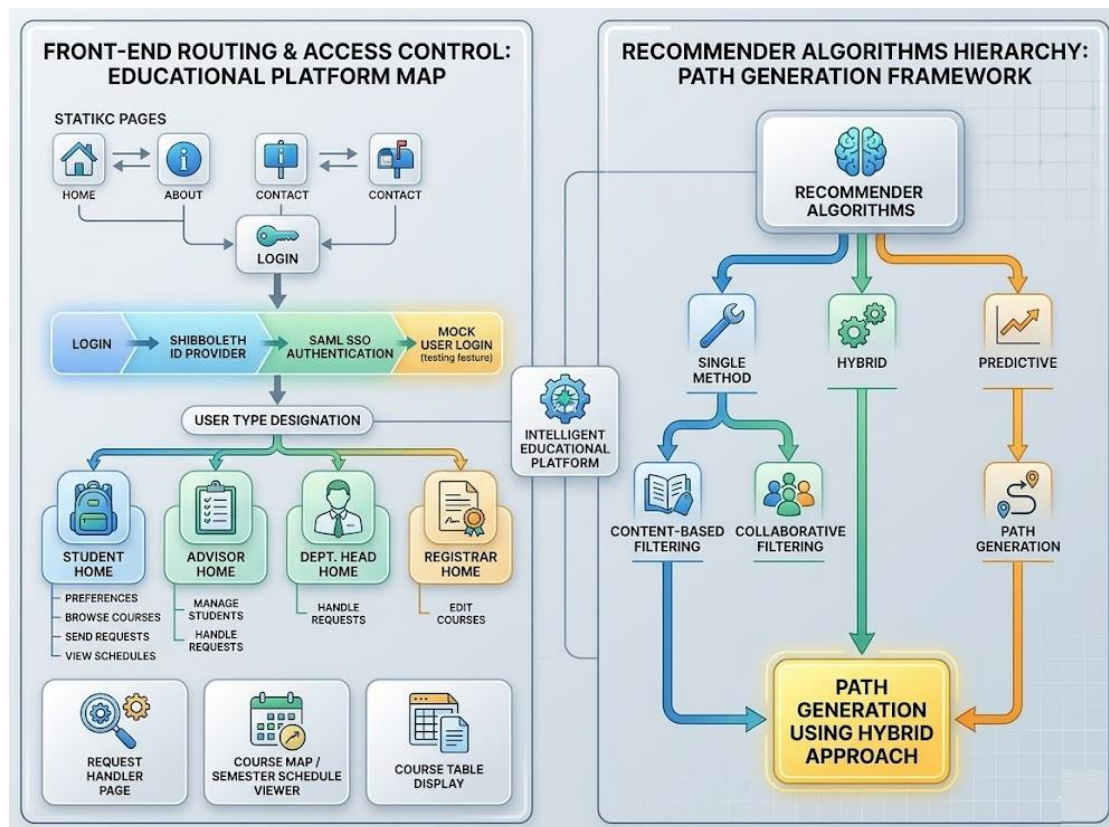


Рисунок 3.2 – Фронтенд та алгоритми роботи системи

Реалізація клієнтської частини системи завершена та інтегрована у загальну архітектуру (рис. 3.3). Основу розробки склав синтез фундаментальних веб-технологій HyperText Markup Language та Cascading Style Sheets (CSS). Як базовий фреймворк було обрано Angular, що обумовлено наявністю таких переваг:

- Компонентна архітектура: можливість створення кастомізованих та повторно використовуваних компонентів, що підвищує модульність коду.
- Продуктивність та тестування: висока швидкодія рендерингу та спрощені механізми модульного тестування (unit testing).
- Послідовність коду: сумісність Angular з мовою з відкритим кодом TypeScript, що забезпечує статичну типізацію та підвищує надійність системи на етапі компіляції.

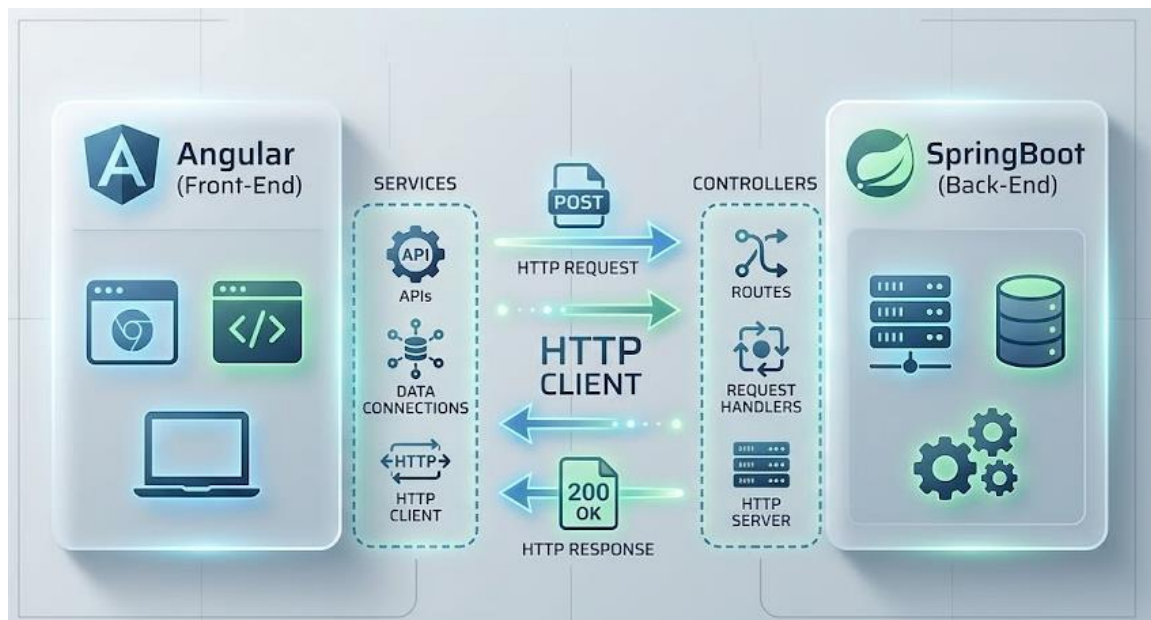


Рисунок 3.3 – Загальна архітектура системи

Ця комбінація технологій дозволила сформувати верифіковану бібліотеку веб-сторінок з високим ступенем наслідування елементів. Також було ефективно реалізовано механізм управління запитами до сервера, що забезпечує асинхронну взаємодію: користувач ініціює запит і переглядає валідовану відповідь без перезавантаження сторінки.

3.2.2. Рівень комунікації та серверна логіка

Інтеграція клієнтського та серверного рівнів системи реалізована за допомогою фреймворку SPRING Boot та технології REST API. SPRING Boot, будучи інструментом на основі Java, спрощує процес розгортання та виконання додатків на JVM (Java Virtual Machine), що підвищує загальну надійність проекту.

Реалізація REST API базується на наборі стандартизованих протоколів, що регулюють комунікацію між додатками, особливо між фронтом та бекендом. RESTful API дозволяє виконувати фундаментальні HTTP-операції (такі як GET, POST, PUT, DELETE та інші), які є базовими для архітектури будь-якої складної системи. Вибір цих компонентів обумовлений їхньою високою сумісністю як з клієнтською, так і з серверною частинами, що

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		48

забезпечує безперебійне функціонування системи рекомендацій.

Поточний стан серверної частини передбачає інтеграцію декількох компонентів, що діють узгоджено для забезпечення валідного виконання та компіляції закладених рекомендаційних алгоритмів. Для реалізації цієї функціональності бекенд було розроблено з використанням мови Kotlin. Kotlin є крос-платформовою, статично типізованою мовою загального призначення, що підтримує виведення типів. Будучи заснованою на Java, Kotlin пропонує більш стислий синтаксис, ніж Java, що дозволяє зменшити обсяг коду для тих самих операцій та підвищити його читабельність, що критично важливо для великих проєктів.

Бекенд також покладається на інтегровану систему управління базами даних (СУБД) для зберігання верифікованих даних, необхідних для роботи алгоритмів. Для цієї мети використовується PostgreSQL, відома своєю міцною узгодженістю та цілісністю даних. Зокрема, за допомогою об'єктного двигуна збереження MicroStream, розробленого для JVM, в системі реалізовано управління двома основними базами даних:

- База даних курсів (Courses Database) містить інформацію про дисципліни та їхню внутрішню структуру (ідентифікатори курсів, описи, відділення, кредитні години, еквіваленти та пререквізити), формуючи верифіковану основу освітньої програми.

- База даних студентів (Students Database): містить анонімізовані дані здобувачів освіти (курси, які вони відвідували, відповідні оцінки, вимоги до диплому та будь-яку іншу додаткову інформацію, що стосується їхнього поточного прогресу до дипломування), що є основою для предиктивної аналітики та персоналізації траєкторій.

Ця архітектурна конфігурація забезпечує системі навчання необхідну гнучкість, точність та масштабованість для виконання функцій інтелектуального цифрового ментора, адаптуючи освітнє середовище під унікальні потреби кожного здобувача.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						49
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

3.3. Алгоритмічне забезпечення системи рекомендацій та персоналізації навчання

Функціонування освітнього середовища базується на синергії декількох обчислювальних методів, що забезпечують формування та корекцію індивідуальних освітніх траєкторій. На поточному етапі в архітектуру системи інтегровано наступні базові алгоритми:

- Метод багатокритеріальної оптимізації освітніх траєкторій: даний алгоритм призначений для генерації дискретних послідовностей навчальних курсів (degree pathways), що ведуть до отримання наукового ступеня (див. рис. 3.4). Математична модель оперує вектором вхідних параметрів, що включає академічну виписку студента, вимоги освітньої програми, індивідуальні наукові інтереси та жорсткі обмеження щодо семестрового кредитного навантаження. Процес формування шляху здійснюється з покроковою семестровою дискретизацією, результати якої візуалізуються в клієнтському інтерфейсі для подальшого аналізу та валідації [2].

- Алгоритм семантичного профілювання на основі тематичного моделювання: для ідентифікації релевантного навчального контенту застосовано метод латентного розміщення Діріхле (Latent Dirichlet Allocation, LDA) із використанням вибірки Гіббса. Алгоритм здійснює декомпозицію інтересів студента на основі ключових слів та зіставляє їх із тематичними розподілами доступних курсів. Це дозволяє генерувати перелік дисциплін із найвищим ступенем семантичної близькості до запиту користувача, забезпечуючи гнучку адаптацію розкладу до когнітивних преференцій здобувача.

Ключовою особливістю роботи є розробка та імплементація інноваційного гібридного методу, що заповнює існуючу прогалину в автоматизованому плануванні курсів. Поточна версія системи доповнюється модулем, який інтегрує колаборативну фільтрацію та предиктивне машинне навчання для формування цілісних стратегій навчання.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						50
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

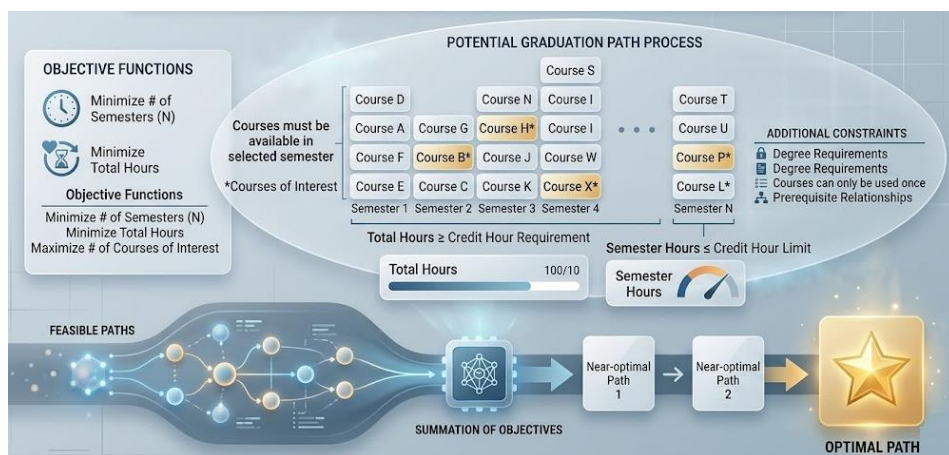


Рисунок 3.4 – Архітектура алгоритму оптимізації та предиктивного моделювання персоналізації навчання

Методологічна основа пропонованого підходу:

- Аналіз ретроспективних даних: Алгоритм використовує масиви історичних Big Data для ідентифікації успішних освітніх патернів, пройдених «академічно схожими» студентами. В основі лежить гіпотеза про континуальність академічної успішності: здобувачі з ідентичною історією проходження курсів та подібними показниками результативності з високою ймовірністю демонструватимуть аналогічну динаміку в майбутньому.

- Предиктивна оптимізація успішності: На відміну від попередніх ітерацій, орієнтованих переважно на мінімізацію терміну навчання, даний алгоритм виступає як стратегічна противага, де цільовою функцією є максимізація ймовірності академічного успіху (прогнозний показник GPA). Рекомендація семестрового навантаження базується на досвіді релевантних когорт, що продемонстрували найвищу ефективність у подібних умовах.

- Оцінка інтелектуального навантаження: Компонент машинного навчання застосовується для предиктивного аналізу кореляції між кількістю кредитів та підсумковою успішністю. Система ідентифікує оптимальний баланс складності дисциплін, що запобігає когнітивному перевантаженню та сприяє стабільному просуванню за індивідуальним планом.

Таким чином, інтегрований підхід пропонує студенту ціннісну

альтернативу: перехід від стратегії «найшвидшого завершення» до стратегії «найвищої якості навчання». Це забезпечує не лише формальне отримання диплома, а й досягнення максимально можливих академічних показників на основі верифікованих історичних траєкторій успіху.

3.4. Методологія проектування системи рекомендацій на основі Марковських процесів прийняття рішень

У сучасній парадигмі вищої освіти розробка предиктивних моделей для формування індивідуальних освітніх траєкторій є критичним чинником забезпечення академічної успішності та оптимізації навчального процесу. У межах даного дослідження для моделювання динаміки вибору навчальних дисциплін застосовано апарат Марковських процесів прийняття рішень (Markov Decision Process, MDP), що забезпечує формалізовану структуру для прийняття рішень у складних стохастичних системах.

Використання MDP дозволяє представити освітній процес як послідовність переходів між станами, де академічна результативність здобувача корелюється з ретроспективними даними успішних випускників зі схожими профілями. Система, інтегруючи історичні масиви даних, генерує семестрові розклади, спрямовані на максимізацію ймовірності успішного завершення програми.

3.4.1. Архітектурні особливості та алгоритмізація системи

Запропонована архітектура системи (рис. 3.5) базується на обробці багатофакторних вхідних параметрів, зокрема поточного академічного статусу студента (перелік опанованих дисциплін та відповідні показники успішності), а також експліцитно заданих обмежень щодо семестрового кредитного навантаження.

Алгоритмічний цикл функціонування системи включає наступні етапи:

1. Ініціалізація та верифікація: На кожній ітерації здійснюється

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		52

перевірка валідності сформованого шляху до дипломування. У разі досягнення цільового стану (виконання вимог програми) система експортує підсумковий розклад.

2. Багаторівнева фільтрація:

- Фільтрація суб'єктів: Ідентифікація релевантних когорт студентів для формування репрезентативного простору станів.

- Фільтрація станів семестру: Селекція наступних станів на основі критеріїв валідності та відповідності встановленим кредитним лімітам.

3. Оптимізація на основі Q-навчання: Використання функції Q-навчання для визначення оптимального кредитного навантаження, що корелює з найвищими прогностичними показниками середнього бала (GPA).

3.4.2. Цільові функції та предиктивні параметри

Фундаментальною метою системи є синтез освітніх маршрутів, що максимізують результативність навчання. Це досягається шляхом комбінації двох стратегій:

- Виявлення семестрових конфігурацій, у яких релевантні групи студентів продемонстрували високі академічні результати.

- Використання алгоритмів навчання з підкріпленням для детермінації навантаження, що забезпечує найвищий кумулятивний прибуток (винагороду) у формі підсумкової успішності.

Вхідний вектор даних системи охоплює індивідуальну академічну історію користувача, актуальний каталог навчальних дисциплін інституції та деперсоніфіковані масиви даних випускників відповідної освітньої програми. Цей алгоритм (рис. 3.5) є основою системи для планування персоналізованих освітніх траєкторій. Він допомагає студенту сформувати оптимальний шлях до отримання диплома.

Процес починається з аналізу всіх можливих комбінацій доступних курсів. На основі жорстких обмежень (таких як дотримання пререквізитів,

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		53

семестрових лімітів кредитних годин та вимог освітньої програми) система відфільтровує «допустимі шляхи» (Feasible Paths).

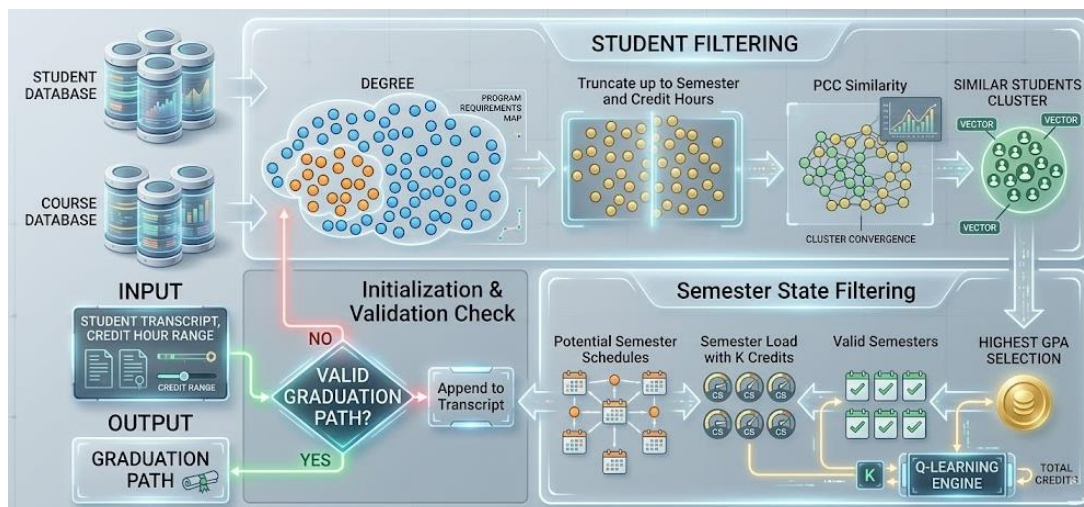


Рисунок 3.5 – Архітектура системи рекомендації курсів

Потім кожен допустимий шлях оцінюється за допомогою трьох цільових функцій: алгоритм намагається мінімізувати кількість семестрів, мінімізувати загальну кількість кредитних годин та водночас максимізувати включення курсів, які цікаві особисто студенту. Після підсумовування цих цілей алгоритм ранжує результати. Він пропонує студенту кілька «майже оптимальних» варіантів (Near-optimal Paths) і виділяє один найбільш збалансований «оптимальний шлях» (Optimal Path), який найкраще задовольняє всі потреби та обмеження.

3.5. Розробка інтерфейсу головної сторінки рекомендаційної системи

Розроблений користувацький інтерфейс (рис. 3.6) є головною сторінкою системи рекомендованих курсів (Course Recommender System, CRS). Вона спроектована за принципом аналітичної панелі, яка консолідує дані про академічний статус студента, його освітню траєкторію та результати роботи інтелектуальних алгоритмів рекомендацій дисциплін. Основна мета

інтерфейсу полягає в підтримці прийняття рішень (decision support), дозволяючи здобувачеві освіти візуалізувати, моделювати та оптимізувати свій навчальний шлях відповідно до вимог програми, індивідуальних інтересів та кар'єрних цілей. Інтерфейс інтегрує ретроспективні дані про прогрес користувача з предиктивною аналітикою, сформованою на основі історичних даних, що узгоджується із загальною архітектурою системи.

3.5.1. Композиція заголовка та моніторинг ключових показників

Верхня частина сторінки містить дескриптор сторінки ("Персональна освітня траєкторія") та ідентифікатори освітньої програми ("Комп'ютерні науки | Бакалавр | 2022-2026"). Навігаційні елементи праворуч забезпечують дії вищого рівня: експорт даних у PDF та запуск процедури MDP (Markov Decision Process) для оптимізації траєкторії, що вказує на використання навчання з підкріпленням, як описано в архітектурі системи. Нижче розташований блок ключових академічних метрик (KPIs), представлених у вигляді карток:

- Кредити завершено: Поточна кількість отриманих кредитів (87 з 120 необхідних), візуалізована лінійним індикатором прогресу.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		55



- Поточний GPA: Відображення середнього бала (3.74) та предиктивного значення (3.81).
- Семестрів залишилось: Кількість семестрів до завершення (3), з позначкою "Оптимізований план", що вказує на результати роботи алгоритму оптимізації траєкторії.



Рисунок 3.7 – Блок академічних метрик

Узгодженість цілей: Відсотковий показник узгодженості (91%) між поточним планом навчання та обраною кар'єрною метою ("ML-інженер"), визначеною в профілі користувача.

Цей блок забезпечує негайну оцінку академічного статусу та прогнозування результатів.

📄 Експорт PDF

📄 Запустити MDP

Узгодженість цілей

91%

Кар'єра: ML-інженер

Рисунок 3.8 – Блок узгодження цілей

3.5.2. Основна контентна область: візуалізація та аналітика

Для моделювання та подання оптимальної освітньої траєкторії розроблено центральний розділ інтерфейсу який є візуалізацією рекомендованого плану навчання. Він представлений як часова сітка або

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		57

діаграма Ганта, де кожен стовпець відповідає семестру (починаючи з 5-го семестру як поточного "Зараз").

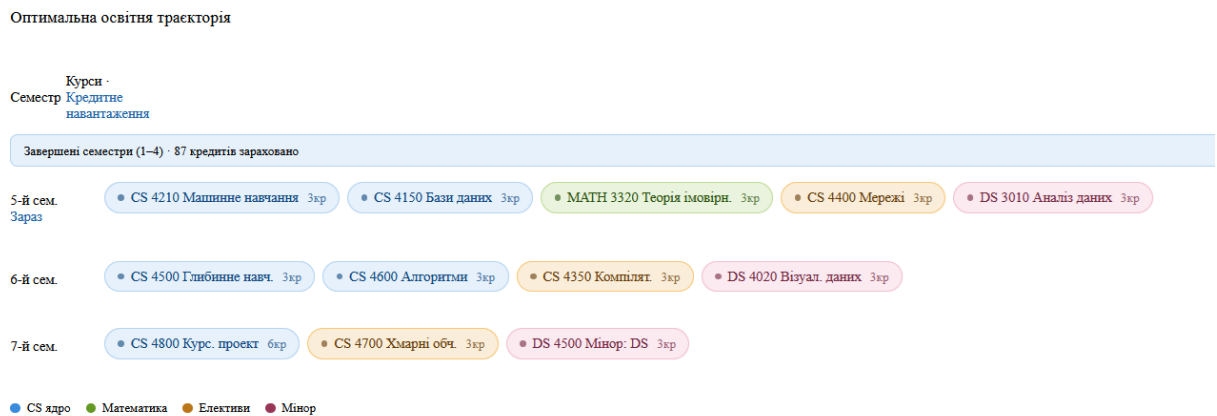


Рисунок 3.9 – Блок оптимальної траєкторії навчання

Курси представлені як окремі вузли з кодом та назвою, згруповані за семестрами. Вузли мають кольорове кодування відповідно до категорії курсу ("CS-курси", "Математика", "Базові", "Мінор"), з легендою внизу. Окремі курси позначені зірочками (*), що вказує на їх високий пріоритет або відповідність інтересам.

Елементи керування у заголовку ("Курси:", "Пріоритет:", "Категорії:", "Мінор:") дозволяють користувачеві налаштовувати вигляд траєкторії. Візуальні індикатори "Total Hours" та gauge-індикатор "Semester Hours" (100/10) забезпечують контроль над кредитованим навантаженням.

Ця візуалізація є кінцевим результатом роботи каскаду алгоритмів, зокрема модуля "Path-to-Diploma Optimizer".

Цей розділ забезпечує чітке подання та валідацію освітнього шляху.

3.5.3. Видобування та подання рекомендованих курсів

Нижня частина контентної області містить список рекомендованих елективних курсів, отриманих за допомогою алгоритму LDA (Latent Dirichlet Allocation).

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		58

Рекомендовані курси (LDA)		Всі курси
	CS 5100 — Reinforcement Learning 3 кр · Весняний семестр · Д-р Іваненко	97%
	CS 5200 — Обробка природньої мови 3 кр · Осінній семестр · Д-р Петренко	94%
	DS 4100 — Big Data Engineering 3 кр · Обидва семестри · Д-р Сидоренко	88%
	CS 4900 — Комп'ютерний зір 3 кр · Весняний семестр · Д-р Мороз	85%

Рисунок 3.10 – Блок рекомендованих курсів

Кожен елемент списку містить код, назву курсу, семестр, кредити та коментар. Праворуч розташовані індикатори релевантності з відсотковим значенням. Ймовірно, це оцінка релевантності курсу на основі тематичного моделювання інтересів та контенту курсів, як описано в таксономії алгоритмів.

Курси охоплюють спеціалізовані теми, такі як "Reinforcement Learning", "Обробка природних мов", "Big Data Engineering" та "Комп'ютерний зір".

Цей розділ забезпечує розширення траєкторії, пропонуючи релевантний освітній контент на основі семантичного аналізу.

3.5.4. Опис бічної панелі керування

У верхній частині бічної панелі відображається профіль користувача з аватаром та ім'ям. Нижче наведені деталі моделі користувача, що використовуються в алгоритмах рекомендацій:

- Академічний статус: "Computer Science - Bachelor".
- Предиктивна аналітика: Графічне подання GPA (3.74).
- Параметри навантаження: Кредити/сем (15/семестр).

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		59

- Кар'єрна ідея: Цільова кар'єра ("ML-інженер").
- Вектор інтересів: Теги, що представляють наукові інтереси ("Machine Learning", "Data Science", "NLP", "Computer Vision").

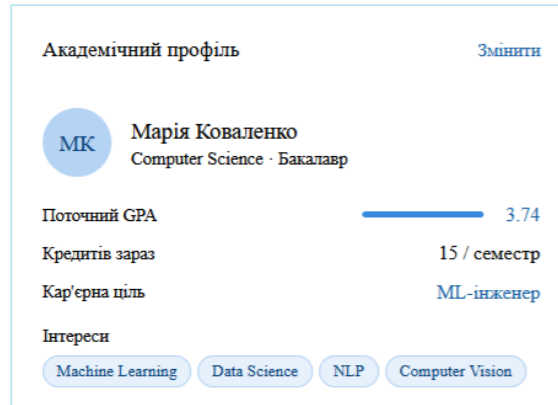


Рисунок 3.11 – Академічний профіль користувач

Цей розділ забезпечує контекст для роботи алгоритмів, враховуючи індивідуальні цілі та вподобання студента.

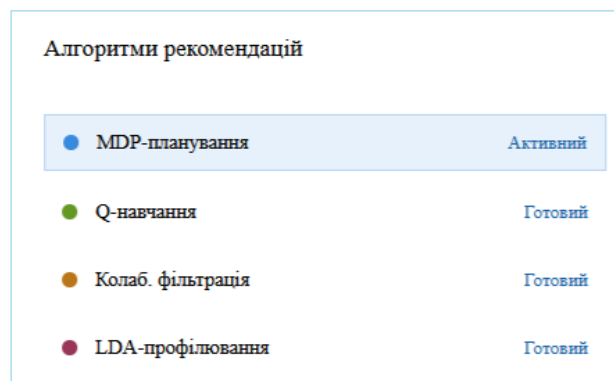


Рисунок 3.12 – Блок алгоритмів рекомендацій

Блок керування алгоритмами рекомендованих курсів (рис. 3.12) дозволяє керувати різними алгоритмами рекомендацій, що відповідає "Каскаду алгоритмів" в архітектурі. Кожен алгоритм ("MDP-планування", "Q-навчання", "Колаб. фільтрація", "LDA-профілювання") має індикатор

статусу та перемикачі для вмикання/вимикання. Користувач може також налаштовувати алгоритми.

Унизу наведено коментар про прогноз Q-навчання (орієнтовний GPA та завершення програми), що демонструє результати роботи предиктивних моделей. Цей блок забезпечує прозорість та керованість процесом рекомендацій.

3.5.5 Моніторинг виконання вимог освітньої програми

У нижній частині бічної панелі розміщено блок візуалізації виконання вимог програми (рис. 3.13).

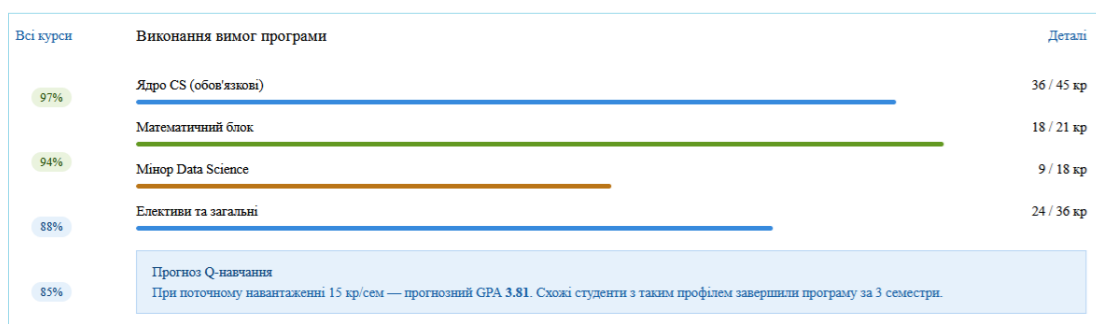


Рисунок 3.13 - Блок візуалізації виконання вимог програми

Кілька лінійних індикаторів прогресу показують ступінь виконання вимог у різних категоріях: "Ядро CS (обов'язкові)", "Математичний блок", "Мінор (Базовий)", "Базові та загальні". Кожен індикатор супроводжується числовим значенням (наприклад, 18/21 кредитів - credits). Це дані, що експортуються з бази даних "Degree Programs" та "Minors".

Посилання "Деталі" дозволяє перейти до більш детального звіту. Цей розділ забезпечує постійний моніторинг дотримання вимог програми та допомагає уникнути академічних помилок.

3.5.6. Бічна навігаційна панель

Ліворуч розташована бічна навігаційна панель з основними розділами

системи:

- НАВІГАЦІЯ: "Огляд" (активний), "Траєкторія", "Розклад", "Рекомендації".
- АНАЛІТИКА: "Прогрес GPA", "What-if аналіз".
- АДМІНІСТРУВАННЯ: "Профіль", "Налаштування".

У нижній частині відображається аватар та статус користувача ("Марія Коваленко, Студент 3 курс").

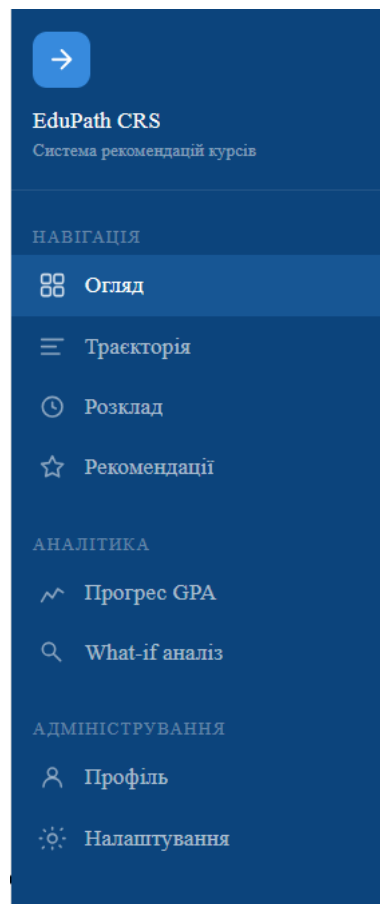


Рисунок 3.14 – Бічна навігаційна панель

Навігація забезпечує легкий доступ до всіх функціональних можливостей системи.

Головна сторінка інтерфейсу системи є комплексною та інтегрованою системою візуалізації, аналітики та управління персональною освітньою траєкторією. Вона поєднує в собі:

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						62
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- Аналітику: Моніторинг GPA та виконання вимог програми.
- Інтелектуальні рекомендації: Використання MDP, Q-навчання, колаборативної фільтрації та LDA.
- Візуалізацію даних: Траєкторія, смуги прогресу та gauge-індикатори.
- Користувацький контроль: Керування алгоритмами та параметрами.

Інтерфейс спроектований для підтримки прийняття рішень, допомагаючи студенту оптимізувати свій освітній шлях та досягти академічних і кар'єрних цілей. Надана наукова термінологія та структура опису відображають технічну складність та функціональну насиченість інтерфейсу.

3.6. Опис інтерфейсу вибору індивідуальної траєкторії навчання

Даний інтерфейс є центральним робочим простором вкладки Траєкторія в системі планування освітніх шляхів студента. Він спроектований як комплексний дашборд, що дозволяє здобувачу освіти не лише переглядати свій поточний прогрес, а й активно взаємодіяти з рекомендаційними алгоритмами для оптимізації свого навчання.

Центральну частину займає масштабна, деталізована схема під назвою «Оптимальна освітня траєкторія». Вона візуалізує повний 8-семестровий шлях студента у вигляді сітки.

Семестри 1-4 позначені зеленими галочками як успішно завершені. Семестр 5 виділений як поточний («Зараз»). Семестри 6-8 показані як предиктивно заплановані.

Кожен курс представлений кольоровим тегом (наприклад, синій для Core, жовтий для Elective, фіолетовий для Minor), що дозволяє легко диференціювати категорії дисциплін. Зірочки на тегах вказують на рівень інтересу студента до курсу. У складних семестрах 7-8 видно розгалуження, що демонструють інтенсивне занурення в спеціалізацію (Data Science) та Advanced Minor.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		63

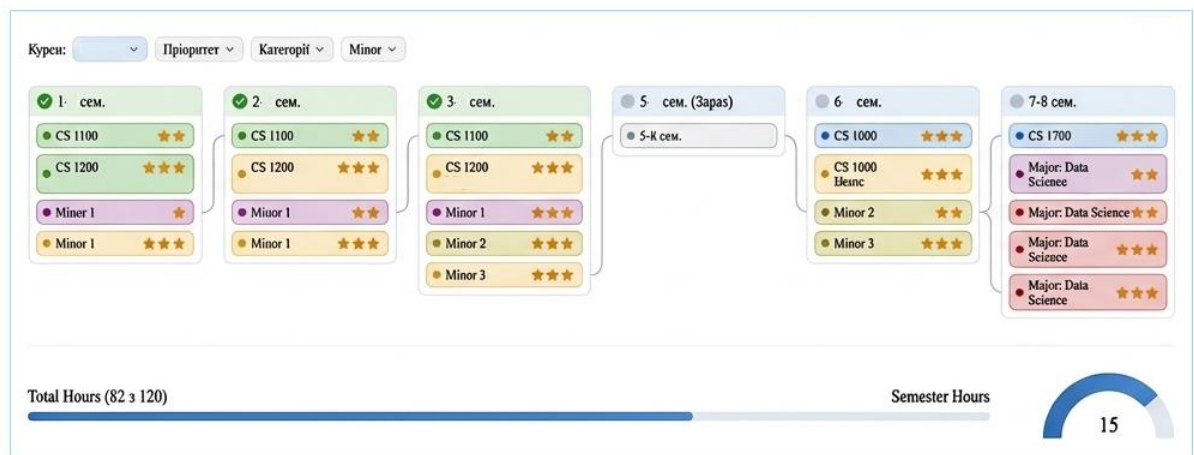


Рисунок 3.15 – Візуалізація блоку оптимальної освітньої траєкторії по семестрах

Під сіткою траєкторії розташовані два візуальні аналітичні індикатори:

- Total Hours: Довгий горизонтальний прогрес-бар, що показує загальне завантаження (82 з 120).
- Semester Hours: Круговий gauge-індикатор («спідометр»), що демонструє завантаження в поточному або обраному семестрі (15).

У нижній частині інтерфейсу розміщено два додаткові блоки:

«Альтернативні траєкторії» (ліворуч): картки-мініатюри, що пропонують варіанти траєкторій, якщо студент змінить пріоритети, із зазначенням рівня узгодженості та термінів.

- «Історія змін траєкторії» (праворуч): Часова шкала (timeline), що автоматично фіксує всі зміни в освітньому шляху, внесені користувачем або алгоритмом (наприклад, зміна на Data Science).



Рисунок 3.16 – Візуалізація блоку альтернативних траєкторій навчання

Представлений інтерфейс демонструє систему, яка не просто пасивно відображає дані, а функціонує як динамічний цифровий ментор. Вона дозволяє студенту бачити глобальний контекст, розуміти вплив своїх рішень на майбутнє та безпосередньо керувати предиктивними алгоритмами для формування успішної освітньої траєкторії.

3.7 Висновки по розділу

У третьому розділі здійснено практичну реалізацію програмної системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища. Розроблено багаторівневу архітектуру системи, яка забезпечує ефективну взаємодію між клієнтською частиною, серверною логікою та підсистемою обробки даних.

Реалізовано алгоритмічне забезпечення на основі гібридних підходів і методів машинного навчання, що дозволяє формувати персоналізовані рекомендації з урахуванням поведінки користувача. Особливістю запропонованого рішення є використання марковських процесів прийняття рішень для моделювання освітніх траєкторій та оптимізації послідовності навчальних курсів.

Розроблено інтерфейс користувача, який забезпечує інтуїтивно зрозумілу взаємодію з системою та надає засоби візуалізації навчального прогресу і рекомендацій. Отримані результати підтверджують практичну придатність розробленої системи до впровадження у сучасні освітні платформи та її здатність підвищувати ефективність навчального процесу в цілому.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		65

ВИСНОВКИ

У результаті виконання бакалаврської роботи було виконано розробку програмної системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища та отримано комплекс практично значущих результатів, що підтверджують досягнення поставленої мети та вирішення визначених завдань.

У першому розділі проведено системний аналіз предметної області побудови персоналізованих освітніх середовищ. Встановлено, що сучасні системи електронного навчання характеризуються високим рівнем динамічності, гетерогенності даних та необхідністю адаптації до індивідуальних освітніх потреб користувачів. Обґрунтовано доцільність використання рекомендаційних систем як ключового інструменту персоналізації навчального процесу. Здійснений критичний аналіз існуючих підходів, зокрема контентної та колаборативної фільтрації, а також систем на основі знань, дозволив виявити їх обмеження, серед яких проблема «холодного старту», парсивність даних та недостатня адаптивність до змін поведінки користувачів. У ході дослідження встановлено, що найбільш перспективним напрямом є використання гібридних архітектур, які поєднують переваги різних підходів. Також визначено фундаментальний математичний апарат, який включає методи теорії ймовірностей, статистичного аналізу та оптимізації, що слугують базою для побудови інтелектуальних рекомендаційних моделей.

Другий розділ присвячено дослідженню алгоритмічних підходів до побудови персоналізованих рекомендаційних систем. У результаті аналізу базових парадигм встановлено, що класичні алгоритми колаборативної фільтрації потребують удосконалення в умовах розріджених даних, що характерно для освітніх середовищ. Розглянуто методи подолання цієї проблеми, зокрема використання матричної факторизації, регуляризації та інтеграції контентних ознак. Доведено ефективність переходу до гібридних

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		66

моделей, які забезпечують підвищення точності рекомендацій за рахунок комбінування різних джерел інформації. Значну увагу приділено застосуванню методів предиктивної аналітики, включаючи класифікацію, кластеризацію та інтелектуальний аналіз освітніх даних, що дозволяє формувати більш релевантні рекомендації. Окремо обґрунтовано використання багатокритеріальної оптимізації для генерації індивідуальних освітніх траєкторій, що враховують як академічні вимоги, так і персональні цілі здобувачів освіти. Запропоновано підхід до стратегічного планування навчання, який базується на поетапному формуванні послідовності курсів із урахуванням передумов та залежностей між дисциплінами.

У третьому розділі реалізовано програмну систему рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища. Розроблено багаторівневу архітектуру системи, яка включає клієнтський рівень, серверну логіку та підсистему обробки даних. Визначено основні компоненти системи, зокрема модулі збору та обробки даних, модуль рекомендацій та інтерфейс взаємодії з користувачем. Запропоновано функціональну парадигму персоналізації, яка базується на динамічному профілі користувача та адаптивному оновленні рекомендацій. Реалізовано алгоритмічне забезпечення системи з використанням гібридних підходів та методів машинного навчання. Особливу увагу приділено застосуванню марковських процесів прийняття рішень як інструменту моделювання послідовностей навчання та оптимізації освітніх траєкторій. Це дозволило формалізувати процес вибору курсів як задачу послідовного прийняття рішень із урахуванням довгострокових результатів.

Крім того, розроблено користувацький інтерфейс системи, що забезпечує зручну взаємодію з рекомендаційним середовищем. Інтерфейс включає засоби візуалізації рекомендацій, моніторингу навчального прогресу та управління індивідуальною траєкторією навчання. Реалізовані компоненти дозволяють користувачу отримувати персоналізовані рекомендації,

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						67
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

аналізувати власні досягнення та коригувати освітній маршрут у режимі реального часу.

Загалом, результати роботи мають як теоретичну, так і практичну цінність. Теоретична значущість полягає у розвитку підходів до побудови гібридних рекомендаційних систем у сфері освіти, а також у застосуванні марковських моделей для задач персоналізації навчання. Практична цінність визначається створенням прототипу програмної системи, який може бути інтегрований у сучасні платформи електронного навчання для підвищення ефективності освітнього процесу.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						68
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Adomavicius, G., Tuzhilin, A. Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. New York: IEEE, 2005, Vol. 17(6), pp. 734–749.
2. Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. Recommender Systems Handbook. Berlin: Springer, 2015, pp. 1–35.
3. Koren, Y., Bell, R., Volinsky, C. Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems. Computer. Los Alamitos: IEEE, 2009, Vol. 42(8), pp. 30–37.
4. Burke, R. Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. User Modeling and User-Adapted Interaction. Dordrecht: Springer, 2002, Vol. 12(4), pp. 331–370.
5. Herlocker, J., Konstan, J., Terveen, L., Riedl, J. Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems. ACM Transactions on Information Systems. New York: ACM, 2004, Vol. 22(1), pp. 5–53.
6. Resnick, P., Varian, H. Recommender Systems. Communications of the ACM. New York: ACM, 1997, Vol. 40(3), pp. 56–58.
7. Schafer, J., Frankowski, D., Herlocker, J., Sen, S. Collaborative Filtering Recommender Systems. In: The Adaptive Web. Berlin: Springer, 2007, pp. 291–324.
8. Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., Gutiérrez, A. Recommender Systems Survey. Knowledge-Based Systems. Amsterdam: Elsevier, 2013, Vol. 46, pp. 109–132.
9. Aggarwal, C. Recommender Systems: The Textbook. Cham: Springer, 2016, pp. 1–50.
10. Ekstrand, M., Riedl, J., Konstan, J. Collaborative Filtering Recommender Systems. Foundations and Trends in Human–Computer Interaction. Hanover: Now Publishers, 2011, Vol. 4(2), pp. 81–173.

					БР.ІП – 01.00.00.000 ПЗ	Арк.
						69
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

11. Hu, Y., Koren, Y., Volinsky, C. Collaborative Filtering for Implicit Feedback Datasets. In: Proceedings of IEEE ICDM. Washington: IEEE, 2008, pp. 263–272.
12. Rendle, S. Factorization Machines. In: Proceedings of IEEE ICDM. Washington: IEEE, 2010, pp. 995–1000.
13. Portugal, I., Alencar, P., Cowan, D. The Use of Machine Learning Algorithms in Recommender Systems: A Systematic Review. Expert Systems with Applications. Oxford: Elsevier, 2018, Vol. 97, pp. 205–227.
14. Urdaneta-Ponte, M., Méndez-Zorrilla, A., Oleagordia-Ruiz, I. Recommendation Systems for Education: Systematic Review. Electronics. Basel: MDPI, 2021, Vol. 10(14), pp. 1611.
15. Lampropoulos, G. Recommender Systems in Education: A Literature Review and Bibliometric Analysis. Advances in Mobile Learning Educational Research. London: AIJR, 2023, Vol. 3(2), pp. 829–850.
16. Siafis, V., Rangoussi, M., Psaromiligkos, Y. Recommender Systems for Teachers: A Systematic Literature Review. Education Sciences. Basel: MDPI, 2024, Vol. 14(7), pp. 723.
17. Aucancela, M., González-Briones, A., Chamoso, P. Educational Recommender Systems: A Systematic Literature Review. In: Proceedings of The Barcelona Conference on Education. Tokyo: IAFOR, 2023, pp. 74–85.
18. Brusilovsky, P., Kobsa, A., Nejdl, W. The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization. Berlin: Springer, 2007, pp. 1–15.
19. Drachsler, H., Hummel, H., Koper, R. Personal Recommender Systems for Learners in Lifelong Learning Networks. Journal of Universal Computer Science. Graz: TU Graz, 2008, Vol. 14(20), pp. 3269–3288.
20. Manouselis, N., Drachsler, H., Verbert, K., Duval, E. Recommender Systems for Learning. New York: Springer, 2013, pp. 1–20.
21. Verbert, K., Manouselis, N., Ochoa, X. Context-Aware Recommender Systems for Learning. IEEE Transactions on Learning Technologies. New York: IEEE, 2012, Vol. 5(4), pp. 318–330.

					БР.ІІІ – 01.00.00.000 ІІЗ	Арк.
						70
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

22. Romero, C., Ventura, S. Educational Data Mining: A Review of the State of the Art. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. New York: IEEE, 2010, Vol. 40(6), pp. 601–618.
23. Baker, R., Yacef, K. The State of Educational Data Mining in 2009. Journal of Educational Data Mining. Pittsburgh: IEDMS, 2009, Vol. 1(1), pp. 3–17.
24. Shani, G., Gunawardana, A. Evaluating Recommendation Systems. In: Recommender Systems Handbook. Boston: Springer, 2011, pp. 257–297.
25. Zhang, S., Yao, L., Sun, A., Tay, Y. Deep Learning Based Recommender System: A Survey. ACM Computing Surveys. New York: ACM, 2019, Vol. 52(1), pp. 1–38.
26. Covington, P., Adams, J., Sargin, E. Deep Neural Networks for YouTube Recommendations. In: Proceedings of ACM RecSys. New York: ACM, 2016, pp. 191–198.
27. He, X., Liao, L., Zhang, H. Neural Collaborative Filtering. In: Proceedings of WWW. Geneva: IW3C2, 2017, pp. 173–182.
28. Rendle, S., Freudenthaler, C., Gantner, Z., Schmidt-Thieme, L. BPR: Bayesian Personalized Ranking. In: Proceedings of UAI. Arlington: AUAI Press, 2009, pp. 452–461.
29. Wang, H., Wang, N., Yeung, D. Collaborative Deep Learning for Recommender Systems. In: Proceedings of KDD. New York: ACM, 2015, pp. 1235–1244.
30. Tang, J., Zhang, J. A Discriminative Deep Model for Recommendation. In: Proceedings of RecSys. New York: ACM, 2018, pp. 312–316.
31. Cantador, I., Fernández-Tobías, I. Advanced Techniques in Recommender Systems. Berlin: Springer, 2015, pp. 1–25.
32. Ricci, F., Rokach, L. Introduction to Recommender Systems. In: Recommender Systems Handbook. Boston: Springer, 2011, pp. 1–35.

33. Middleton, S., Shadbolt, N., De Roure, D. Ontological User Profiling in Recommender Systems. ACM Transactions on Information Systems. New York: ACM, 2004, Vol. 22(1), pp. 54–88.

34. Pazzani, M., Billsus, D. Content-Based Recommendation Systems. In: The Adaptive Web. Berlin: Springer, 2007, pp. 325–341.

35. Linden, G., Smith, B., York, J. Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering. IEEE Internet Computing. New York: IEEE, 2003, Vol. 7(1), pp. 76–80.

36. Schafer, J., Konstan, J., Riedl, J. E-commerce Recommendation Applications. Data Mining and Knowledge Discovery. Boston: Kluwer, 2001, Vol. 5(1), pp. 115–153.

37. Bousbahi, F., Chorfi, H. MOOC Recommendation Systems: A Survey. Computer Applications in Engineering Education. Hoboken: Wiley, 2015, Vol. 23(3), pp. 345–357.

38. Musto, C., Semeraro, G., Lops, P. Learning Word Embeddings from Wikipedia for Content-Based Recommender Systems. In: Proceedings of ECIR. Cham: Springer, 2015, pp. 729–734.

ДОДАТКИ

Додаток А

Фрагменти програмних кодів головної сторінки системи (дашборд)

```
<div class="app">
  <div class="sidebar">
    <div class="sidebar-logo">
      <div class="logo-mark">
        <svg viewBox="0 0 16 16" fill="none"
xmlns="http://www.w3.org/2000/svg">
          <path d="M3 8h10M8 3l5 5" stroke="#fff" stroke-
width="1.5" stroke-linecap="round" stroke-linejoin="round"/>
        </svg>
      </div>
      <div class="logo-name">EduPath CRS</div>
      <div class="logo-sub">Система рекомендацій курсів</div>
    </div>

    <div class="sidebar-nav">
      <div class="nav-section-label">Навігація</div>
      <div class="nav-item active">
        <svg class="nav-icon" viewBox="0 0 16 16" fill="none"><rect
x="2" y="2" width="5" height="5" rx="1" stroke="currentColor" stroke-
width="1.2"/><rect x="9" y="2" width="5" height="5" rx="1"
stroke="currentColor" stroke-width="1.2"/><rect x="2" y="9" width="5"
height="5" rx="1" stroke="currentColor" stroke-width="1.2"/><rect
x="9" y="9" width="5" height="5" rx="1" stroke="currentColor" stroke-
width="1.2"/></svg>
        Огляд
      </div>
      <div class="nav-item">
        <svg class="nav-icon" viewBox="0 0 16 16" fill="none"><path
d="M2 4h12M2 8h8M2 12h10" stroke="currentColor" stroke-width="1.2"
stroke-linecap="round"/></svg>
        Траєкторія
      </div>
      <div class="nav-item">
        <svg class="nav-icon" viewBox="0 0 16 16" fill="none"><circle
cx="8" cy="8" r="5.5" stroke="currentColor" stroke-width="1.2"/><path
d="M8 5.5v2.5l2 1" stroke="currentColor" stroke-width="1.2" stroke-
linecap="round"/></svg>
        Розклад
      </div>
      <div class="nav-item">
        <svg class="nav-icon" viewBox="0 0 16 16" fill="none"><path
d="M8 2L9.8 5.8L14 6.4l-3 2.9.7 4.1L8 11.4l-3.7 1.9.7-4.1-3-2.9 4.2-
.6L8 2z" stroke="currentColor" stroke-width="1.2" stroke-
linejoin="round"/></svg>
        Рекомендації
      </div>

      <div class="nav-section-label" style="margin-
top:12px;">Аналітика</div>
      <div class="nav-item">
```

```

        <svg class="nav-icon" viewBox="0 0 16 16" fill="none"><path
d="M2 13L5 8l3 3 3-5 3 2" stroke="currentColor" stroke-width="1.2"
stroke-linecap="round" stroke-linejoin="round"/></svg>
        Проєкт GPA
    </div>
    <div class="nav-item">
        <svg class="nav-icon" viewBox="0 0 16 16" fill="none"><circle
cx="6" cy="6" r="3.5" stroke="currentColor" stroke-width="1.2"/><path
d="M9 9l3.5 3.5" stroke="currentColor" stroke-width="1.2" stroke-
linecap="round"/></svg>
        What-if аналіз
    </div>

    <div class="nav-section-label" style="margin-
top:12px;">Адміністрування</div>
    <div class="nav-item">
        <svg class="nav-icon" viewBox="0 0 16 16" fill="none"><circle
cx="8" cy="5.5" r="2.5" stroke="currentColor" stroke-
width="1.2"/><path d="M3 13.5c0-2.76 2.24-5 5-5s5 2.24 5 5"
stroke="currentColor" stroke-width="1.2" stroke-
linecap="round"/></svg>
        Профіль
    </div>
    <div class="nav-item">
        <svg class="nav-icon" viewBox="0 0 16 16" fill="none"><path
d="M8 2v1M8 13v1M2 8h1M15 8h-1M3.93 3.93l-.71-.71M12.78 12.78l-.71-
.71M12.78 3.22l.71-.71M3.22 12.78l-.71.71" stroke="currentColor"
stroke-width="1.2" stroke-linecap="round"/><circle cx="8" cy="8"
r="2.5" stroke="currentColor" stroke-width="1.2"/></svg>
        Налаштування
    </div>
</div>

<div class="main">
    <div class="topbar">
        <div class="topbar-left">
            <div class="topbar-title">Персональна освітня траєкторія</div>
            <div class="topbar-breadcrumb">Комп'ютерні науки · Бакалавр ·
2022-2026</div>
        </div>
        <div class="topbar-actions">
            <button class="btn">
                <svg width="12" height="12" viewBox="0 0 12 12"
fill="none"><path d="M6 1v7M2 5l4 4 4-4M1 10h10" stroke="currentColor"
stroke-width="1.2" stroke-linecap="round" stroke-
linejoin="round"/></svg>
                Експорт PDF
            </button>
            <button class="btn btn-primary">
                <svg width="12" height="12" viewBox="0 0 12 12"
fill="none"><path d="M6 1v7M9 4l-3 4-3-4" stroke="#fff" stroke-
width="1.2" stroke-linecap="round" stroke-linejoin="round"/></svg>
                Запустити MDP
            </button>
        </div>
    </div>
</div>

```

```

<div class="content">
  <div class="stats-row">
    <div class="stat-card">
      <div class="stat-label">Кредити завершено</div>
      <div class="stat-value blue">87</div>
      <div class="stat-sub">з 120 необхідних</div>
      <div class="stat-bar"><div class="stat-bar-fill"
style="width:72.5%"></div></div>
    </div>
    <div class="stat-card">
      <div class="stat-label">Поточний GPA</div>
      <div class="stat-value blue">3.74</div>
      <div class="stat-sub">Прогноз: 3.81</div>
      <div class="stat-bar"><div class="stat-bar-fill"
style="width:93%"></div></div>
    </div>
    <div class="stat-card">
      <div class="stat-label">Семестрів залишилось</div>
      <div class="stat-value">3</div>
      <div class="stat-sub">Оптимальний план</div>
      <div class="stat-bar"><div class="stat-bar-fill"
style="width:25%"></div></div>
    </div>
    <div class="stat-card">
      <div class="stat-label">Узгодженість цілей</div>
      <div class="stat-value blue">91%</div>
      <div class="stat-sub">Кап'єра: ML-інженер</div>
      <div class="stat-bar"><div class="stat-bar-fill"
style="width:91%"></div></div>
    </div>
  </div>

  <div class="two-col">
    <div class="card">
      <div class="card-header">
        <div class="card-title">Оптимальна освітня
траєкторія</div>
        <div class="card-action">Редагувати</div>
      </div>
      <div class="semester-track">

        <div class="sem-label" style="font-size:11px;color:var(--
color-text-secondary);margin-bottom:10px;display:flex;gap:4px;align-
items:center;">
          <span style="width:64px;display:inline-
block;">Семестр</span>
          <span>Курси · <span style="color:var(--blue-
600)">Кредитне навантаження</span></span></div>

        <div style="font-size:10px;color:var(--color-text-
secondary);margin-bottom:12px;padding:6px 10px;background:var(--blue-
50);border-radius:6px;border:0.5px solid var(--blue-100);">
          Завершені семестри (1-4) · 87 кредитів зараховано
        </div>

        <div class="semester-row">

```

```

        <div class="sem-label">5-й сем.<br><span
style="color:var(--blue-600);font-weight:500;">Запаз</span></div>
        <div class="sem-courses">
            <div class="course-chip chip-cs"><span class="chip-
dot"></span>CS 4210 Машинне навчання<span class="credits-
badge">3кр</span></div>
            <div class="course-chip chip-cs"><span class="chip-
dot"></span>CS 4150 Бази даних<span class="credits-
badge">3кр</span></div>
            <div class="course-chip chip-math"><span class="chip-
dot"></span>MATH 3320 Теорія імовірн.<span class="credits-
badge">3кр</span></div>
            <div class="course-chip chip-elec"><span class="chip-
dot"></span>CS 4400 Мережі<span class="credits-badge">3кр</span></div>
            <div class="course-chip chip-minor"><span class="chip-
dot"></span>DS 3010 Аналіз даних<span class="credits-
badge">3кр</span></div>
        </div>
    </div>

    <div style="display:flex;gap:12px;margin-top:4px;padding-
top:4px;">
        <div class="legend-item"><div class="legend-dot"
style="background:var(--blue-400)"></div>CS ядро</div>
        <div class="legend-item"><div class="legend-dot"
style="background:#639922"></div>Математика</div>
        <div class="legend-item"><div class="legend-dot"
style="background:#BA7517"></div>Елективи</div>
        <div class="legend-item"><div class="legend-dot"
style="background:#993556"></div>Мінор</div>
    </div>
    </div>

    <div class="side-col">
        <div class="card">
            <div class="card-header">
                <div class="card-title">Академічний профіль</div>
                <div class="card-action">Змінити</div>
            </div>
            <div class="profile-card">
                <div class="profile-header">
                    <div class="profile-avatar">МК</div>
                    <div>
                        <div class="profile-name">Марія Коваленко</div>
                        <div class="profile-prog">Computer Science
Бакалавр</div>
                    </div>
                </div>
            </div>
            <div class="profile-fields">
                <div class="field-row">
                    <div class="field-label">Поточний GPA</div>
                    <div style="display:flex;align-
items:center;gap:8px;">
                        <div class="gpa-bar"><div class="gpa-fill"
style="width:93%"></div></div>
                        <div class="field-val blue">3.74</div>
                    </div>
                </div>
            </div>
        </div>
    </div>

```

```

        </div>
    </div>
    <div class="field-row">
        <div class="field-label">Кредитів зараз</div>
        <div class="field-val">15 / семестр</div>
    </div>
    <div class="field-row">
        <div class="field-label">Кап'єрна ціль</div>
        <div class="field-val blue">ML-інженер</div>
    </div>
    <div style="margin-top:4px;">
        <div class="field-label" style="margin-
bottom:5px;">Інтереси</div>
        <div class="tag-row">
            <span class="tag">Machine Learning</span>
            <span class="tag">Data Science</span>
            <span class="tag">NLP</span>
            <span class="tag">Computer Vision</span>
        </div>
    </div>
</div>
</div>
</div>
<div class="card">
    <div class="card-header">
        <div class="card-title">Алгоритми рекомендацій</div>
    </div>
    <div class="algo-card">
        <div class="algo-list">
            <div class="algo-item active">
                <div class="algo-dot" style="background:var(--blue-
400) "></div>
                <div class="algo-name">MDP-планування</div>
                <div class="algo-status">Активний</div>
            </div>
            <div class="algo-item">
                <div class="algo-dot"
style="background:#639922"></div>
                <div class="algo-name">Q-навчання</div>
                <div class="algo-status">Готовий</div>
            </div>
            <div class="algo-item">
                <div class="algo-dot"
style="background:#BA7517"></div>
                <div class="algo-name">Колаб. фільтрація</div>
                <div class="algo-status">Готовий</div>
            </div>
            <div class="algo-item">
                <div class="algo-dot"
style="background:#993556"></div>
                <div class="algo-name">LDA-профілювання</div>
                <div class="algo-status">Готовий</div>
            </div>
        </div>
    </div>
</div>
</div>

```

```

    </div>
  </div>

  <div class="bottom-row">
    <div class="card">
      <div class="card-header">
        <div class="card-title">Рекомендовані курси (LDA)</div>
        <div class="card-action">Всі курси</div>
      </div>
      <div class="card">
        <div class="card-header">
          <div class="card-title">Виконання вимог програми</div>
          <div class="card-action">Деталі</div>
        </div>
        <div class="progress-section">
          <div class="req-item">
            <div class="req-header">
              <div class="req-name">Ядро CS (обов'язкові)</div>
              <div class="req-pct">36 / 45 кр</div>
            </div>
            <div class="req-bar"><div class="req-fill fill-blue"
style="width:80%"></div></div>
            </div>
            <div class="req-item">
              <div class="req-header">
                <div class="req-name">Математичний блок</div>
                <div class="req-pct">18 / 21 кр</div>
              </div>
              <div class="req-bar"><div class="req-fill fill-green"
style="width:85%"></div></div>
            </div>
            <div class="req-item">
              <div class="req-header">
                <div class="req-name">Міноп Data Science</div>
                <div class="req-pct">9 / 18 кр</div>
              </div>
              <div class="req-bar"><div class="req-fill fill-amber"
style="width:50%"></div></div>
            </div>
            <div class="req-item">
              <div class="req-header">
                <div class="req-name">Елективи та загальні</div>
                <div class="req-pct">24 / 36 кр</div>
              </div>
              <div class="req-bar"><div class="req-fill fill-blue"
style="width:67%"></div></div>
            </div>

            <div style="margin-top:16px;padding:10px
12px;background:var(--blue-50);border-radius:var(--border-radius-
md);border:0.5px solid var(--blue-100);">
              <div style="font-size:11px;color:var(--blue-800);font-
weight:500;margin-bottom:4px;">Прогноз Q-навчання</div>
              <div style="font-size:11px;color:var(--blue-600);">При
поточному навантаженні 15 кр/сем – прогнозний GPA
<strong>3.81</strong>. Схожі студенти з таким профілем завершили
програму за 3 семестри.</div>

```

```
        </div>
      </div>
    </div>
  </div>
</div>
</div>
```

БІБЛІОГРАФІЧНА ДОВІДКА

Тема бакалаврської роботи: “Розроблення програмної системи рекомендацій навчальних курсів та персоналізації освітнього середовища”

Обсяг пояснювальної записки: 76 аркушів.

Дата закінчення роботи: 9 червня 2026 р.

Підпис студента _____