

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук  
(повна назва)

Кафедра Штучного інтелекту  
(повна назва)

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Інтелектуальна система рекомендацій для вибору освітньої  
траєкторії на основі інтересів та здібностей  
(тема)

Виконав:  
здобувач четвертого року навчання,  
групи ІТШ-21-4

Михайло Рязанцев  
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки  
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна  
Освітня програма Штучний інтелект  
(повна назва освітньої програми)

Керівник ст. викл. Олександр Стьопін  
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ \_\_\_\_\_  
(підпис)

Олег ЗОЛОТУХІН  
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет \_\_\_\_\_ Комп'ютерних наук \_\_\_\_\_

Кафедра \_\_\_\_\_ Штучного інтелекту \_\_\_\_\_

Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ перший (бакалаврський) \_\_\_\_\_

Спеціальність \_\_\_\_\_ 122 Комп'ютерні науки \_\_\_\_\_  
(код і повна назва)

Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-професійна \_\_\_\_\_

Освітня програма \_\_\_\_\_ Штучний інтелект \_\_\_\_\_  
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_

(підпис)

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ**  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві \_\_\_\_\_ Рязанцеву Михайлу Сергійовичу \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Інтелектуальна система рекомендацій для вибору освітньої траєкторії на основі інтересів та здібностей

затверджена наказом університету від 19 травня 2025 р. № 378Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 18 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові та методичні публікації з психології вибору професії, кар'єрного консультування, психометричного тестування й аналізу здібностей; документація Python-бібліотек (scikit-learn, pandas, streamlit) та інструментів для побудови рекомендаційних систем; типові цифрові опитувальники й методики профорієнтації (RIASEC, MBTI, Gardner MI); офіційні реєстри освітніх спеціальностей та вимоги до їх вибору; стандарти проектування архітектури програмних систем.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі \_\_\_\_\_

1) Аналіз предметної галузі

2) Методологія та проектування інтелектуальної системи

3) Результати розробки і аналіз системи

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_


\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	19.05.2025	виконано
2	Аналіз предметної галузі, збір вимог до системи	20.05.2025	виконано
3	Формулювання мети, постановка дослідницької проблеми	23.05.2025	виконано
4	Дослідження сучасних рекомендаційних систем та тестологічних платформ	26.05.2025	виконано
5	Проектування архітектури інтелектуальної системи	27.05.2025	виконано
6	Розробка та генерація навчального набору даних	28.05.2025	виконано
7	Розробка та тренування AI-модуля для класифікації та кластеризації профілю	29.05.2025	виконано
8	Розробка інтерфейсу користувача	01.06.2025	виконано
9	Реалізація модулів рекомендацій, генерації текстових описів та еталонних профілів	03.06.2025	виконано
10	Інтеграція бази даних результатів та функціоналу	05.06.2025	виконано
11	Проведення тестування, аналіз результатів	06.06.2025	виконано
12	Оформлення пояснювальної записки	07.06.2025	виконано
13	Підготовка презентації та доповіді для захисту	08.06.2025	виконано
14	Подача роботи на нормоконтроль	10.06.2025	виконано
15	Захист перед ЕК	18.06.2025	виконано

Дата видачі завдання 19 травня 2025 р.

Здобувач   
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_  
(підпис)

ст. викл. Олександр Стьопін  
(посада, власне ім'я, прізвище)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 92 с., 12 рис., 2 дод., 25 джерел.

АНАЛІЗ ІНТЕРЕСІВ, АНКЕТУВАННЯ, ЗДІБНОСТІ, КЛАСИФІКАЦІЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ОСВІТНЯ ТРАЄКТОРІЯ, РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, PYTHON.

Об'єкт дослідження – процес формування індивідуальної освітньої траєкторії на основі аналізу особистісних даних.

Предмет дослідження – інтелектуальна система рекомендацій, яка дозволяє автоматизувати процес аналізу вхідних даних користувача з метою формування персоналізованої освітньої траєкторії.

Мета роботи – розробити, реалізувати та протестувати інтелектуальну рекомендаційну систему для підтримки вибору освітньої траєкторії користувача на основі класичних алгоритмів машинного навчання, із застосуванням методів попередньої обробки та аналізу даних, а також автоматизованої генерації текстових рекомендацій.

Методи дослідження – аналіз наукової літератури з тематики освітніх рекомендаційних систем, збір та структурована підготовка навчальних даних, застосування класичних алгоритмів машинного навчання, підбір і оптимізація гіперпараметрів.

У роботі представлено прототип інтелектуальної системи рекомендацій для вибору індивідуальної освітньої траєкторії. Система базується на сучасних підходах до профорієнтаційного тестування, поєднуючи алгоритми штучного інтелекту, аналіз особистісних рис, класифікацію освітніх профілів та модуль кластеризації. Результати користувача порівнюються з еталонними профілями, а рекомендації формуються на основі персональних особливостей.

## **ABSTRACT**

Bachelor's thesis contains: 92 pp., 12 fig., 2 ann., 25 references.

ABILITIES, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, CLASSIFICATION, EDUCATIONAL TRAJECTORY, INTEREST ANALYSIS, MACHINE LEARNING, PYTHON, RECOMMENDATION SYSTEM, SURVEY.

The object of the study is the process of forming an individual educational trajectory based on the analysis of personal data.

The subject of the study is an intelligent recommendation system that allows you to automate the process of analyzing user input data in order to form a personalized educational trajectory.

The purpose of the work is to develop, implement and test an intelligent recommendation system to support the choice of a user's educational trajectory based on classical machine learning algorithms, using methods of pre-processing and data analysis, as well as automated generation of text recommendations.

Research methods are analysis of scientific literature on the topic of educational recommendation systems, collection and structured preparation of training data, application of classical machine learning algorithms, selection and optimization of hyperparameters.

The work presents a prototype of an intelligent recommendation system for choosing an individual educational trajectory. The system is based on modern approaches to career guidance testing, combining artificial intelligence algorithms, personality analysis, educational profile classification, and a clustering module. User results are compared with reference profiles, and recommendations are formed based on personal characteristics.

## ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів .....	8
Вступ.....	9
1 Аналіз предметної галузі .....	12
1.1 Актуальність формування індивідуальної освітньої траєкторії.....	13
1.2 Вплив інтересів і здібностей на вибір напрямку навчання.....	16
1.3 Постановка задачі дослідження.....	19
1.4 Класифікація рекомендаційних систем .....	21
1.5 Алгоритми машинного навчання в освітньому консультуванні.....	24
1.6 Психометричні підходи до визначення типу особистості .....	27
2 Методологія та проектування інтелектуальної системи .....	32
2.1 Обґрунтування вибору методів та інструментів.....	32
2.2 Архітектура системи та структура даних .....	33
2.2.1 Розробка опитувальника та формування вхідних даних .....	34
2.2.2 Генерація текстових рекомендацій .....	40
2.2.3 Кластеризація та формування груп профілів.....	42
2.2.4 Порівняння з еталонними профілями .....	44
2.3 Моделювання та навчання AI-модуля .....	45
2.3.1 Генерація навчального датасету.....	45
2.3.2 Навчання AI-модуля .....	47
2.3.3 Використання моделі у системі.....	49
2.3.4 Організація бази даних результатів .....	51
2.4 Вибір гіперпараметрів, оптимізація моделі.....	53
2.4.1 Кластеризація та формування груп профілів.....	54
2.4.2 Оцінка важливості ознак (feature importance analysis).....	55
2.4.3 Валідація моделі та аналіз помилок.....	57
3 Результати розробки і аналіз системи.....	58
3.1 Інтерфейс користувача: реалізація та особливості.....	58
3.2 Збереження та експорт результатів .....	61

3.3 Валідація та тестування рекомендацій .....	62
3.4 Приклади роботи системи (кейси користувачів) .....	64
3.5 Оцінка користувацького досвіду (UX/UI-аналіз) .....	67
3.6 Перспективи розвитку системи .....	68
Висновки .....	70
Перелік джерел посилання .....	72
Додаток А Програмний код системи .....	75
Додаток Б Відомість кваліфікаційної роботи.....	92

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

Вектор ознак – числовий опис індивідуального профілю користувача, який використовується у машинному навчанні;

Еталонний профіль – заздалегідь визначений вектор ознак, що характеризує відому особу або типового представника певної професії/кластеру;

Кластеризація – процес групування об'єктів за схожістю їхніх ознак;

AI – Artificial Intelligence – штучний інтелект;

CSV – Comma-Separated Values – формат табличних даних, розділених комами;

Joblib – бібліотека Python для збереження моделей машинного навчання;

KMeans – алгоритм кластеризації (сімейство методів машинного навчання);

KNN – K-Nearest Neighbors – метод k-ближчих сусідів (алгоритм класифікації);

MBTI – Myers-Briggs Type Indicator – індикатор типів особистості Майерс-Бріггс;

ML – Machine Learning – машинне навчання;

Random Forest – ансамблевий алгоритм машинного навчання на основі дерев рішень;

RIASEC – Realistic, Investigative, Artistic, Social, Enterprising, Conventional – типологія професійних інтересів за Джоном Голландом;

Streamlit – фреймворк для розробки web-додатків на Python;

UI – User Interface – користувацький інтерфейс.

## ВСТУП

Сучасний етап розвитку інформаційного суспільства характеризується стрімкою діджиталізацією всіх сфер життя, зокрема й освіти. Цифрові технології все глибше інтегруються в навчальний процес, перетворюючи традиційні форми навчання на персоналізовані моделі, орієнтовані на потреби, здібності та інтереси конкретної особи. В умовах зростаючої кількості освітніх можливостей – програм, спеціальностей, курсів, надзвичайно актуальним постає питання підтримки здобувачів освіти у прийнятті зважених і обґрунтованих рішень щодо побудови власної освітньої траєкторії.

Індивідуальна освітня траєкторія – це персоналізований шлях навчання, що враховує не лише навчальні досягнення, але й інтереси, схильності, здібності та життєві орієнтири людини. Її правильний вибір значною мірою впливає не лише на успішність у навчанні, а й на подальшу професійну реалізацію особистості, її задоволення від навчального процесу та кар'єрне зростання. Водночас, вибір напрямку навчання залишається складним завданням, особливо для підлітків і абітурієнтів, які часто не мають достатнього досвіду самоаналізу або об'єктивної інформації щодо власного потенціалу.

У цьому контексті особливу цінність набувають інтелектуальні системи рекомендацій – автоматизовані програмні засоби, які на основі аналізу різноманітних вхідних даних здатні формулювати персоналізовані поради. В освітньому середовищі такі системи можуть виконувати роль цифрових консультантів, допомагаючи здобувачам освіти обрати відповідний профіль навчання, спеціальність, курс чи навіть форму освітньої діяльності.

Рекомендаційні системи вже довели свою ефективність у сфері комерції, кіно, музики, медіаконтенту. Їхня адаптація до потреб освіти відкриває нові перспективи щодо покращення якості прийняття освітніх

рішень, зменшення рівня помилкового вибору спеціальності, а також підвищення мотивації до навчання. При цьому врахування не лише академічних результатів, але й психологічних характеристик, інтересів, особистісних схильностей дозволяє забезпечити по-справжньому комплексний підхід до формування рекомендацій.

Відомі психологічні теорії, зокрема типологія особистості Дж. Голланда (RIASEC), модель множинного інтелекту Г. Гарднера, індикатори типів MBTI, широко застосовуються у профорієнтаційній практиці та можуть бути корисними в алгоритмічному представленні користувача в межах рекомендаційної системи. Сучасні алгоритми машинного навчання – класифікатори, дерева рішень, нейронні мережі, забезпечують здатність таких систем самонавчатись і адаптуватись до нових вхідних даних.

У межах цієї роботи передбачається розробка інтелектуальної системи рекомендацій, яка аналізує інтереси та здібності користувача на основі анкетних та інтерпретованих даних, після чого пропонує релевантні варіанти освітньої траєкторії. Передбачається застосування методів машинного навчання для обробки даних, а також реалізація графічного інтерфейсу, що забезпечує взаємодію з користувачем.

Метою дослідження є створення інтелектуальної системи, здатної надавати рекомендації щодо вибору напряму навчання з урахуванням індивідуальних характеристик користувача.

Завдання дослідження:

- проаналізувати сучасні підходи до формування індивідуальних освітніх траєкторій;
- дослідити типи рекомендаційних систем та алгоритми, що лежать в їх основі;
- визначити, які персональні характеристики користувача є релевантними для освітнього консультування;

- спроектувати логіку роботи системи на рівні алгоритмів та архітектури;
- реалізувати прототип системи засобами Python та бібліотек ML;
- оцінити потенційну ефективність та напрямки удосконалення розробки.

Таким чином, розробка інтелектуальної системи рекомендацій освітніх траєкторій є актуальним напрямом досліджень, який поєднує досягнення психології, педагогіки та штучного інтелекту, забезпечуючи підтримку у складному процесі вибору життєвого шляху.

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

Сучасна освітня система, що функціонує в умовах цифрової трансформації, дедалі більше орієнтується на індивідуалізацію навчального процесу. Стрімкий розвиток інформаційних технологій, зміна запитів ринку праці, поява нових міждисциплінарних галузей знань потребують переосмислення підходів до формування освітніх стратегій на рівні особистості. Одним із ключових інструментів, що дозволяють забезпечити відповідність освітнього шляху індивідуальним особливостям людини, виступає концепція індивідуальної освітньої траєкторії.

Під індивідуальною освітньою траєкторією (ІОТ) розуміють особистісно орієнтований план освітнього розвитку здобувача, який передбачає вибір напрямку навчання, темпу, форми, засобів та змісту освіти відповідно до його інтересів, здібностей, навчальних потреб і життєвих цілей. Такий підхід забезпечує внутрішню мотивацію до навчання, підвищення відповідальності за прийняті рішення та, зрештою, сприяє формуванню компетентного, самостійного і соціально адаптованого випускника.

Визначення освітньої траєкторії це не лише адміністративна або педагогічна процедура. Це складний процес прийняття рішення, що ґрунтується на великому обсязі інформації про особистість здобувача освіти: його інтелектуальний потенціал, когнітивний стиль, соціальні установки, інтереси, професійні наміри, психологічні типи. Помилки на цьому етапі можуть мати довготривалі негативні наслідки – від втрати мотивації до змін спеціальності чи навіть повного відмовлення від формальної освіти.

Проблема інформованого вибору напрямку освіти залишається актуальною як у шкільному, так і у вищому освітньому середовищі. У багатьох випадках вибір абітурієнта зумовлений зовнішнім впливом – порадами батьків, престижністю професії, популярністю в медіа тощо, без

урахування власних інтересів, здібностей та цінностей. Результатом таких рішень часто стають фрустрація, зниження навчальної успішності, виснаження та потреба в перекваліфікації.

З огляду на це, значного поширення в усьому світі набувають технології освітнього консультування на основі цифрового профілю користувача, які дозволяють створювати персоналізовані освітні маршрути. Особливої ваги набуває використання інструментів штучного інтелекту для обробки вхідної інформації про користувача та генерації рекомендацій щодо спеціальності, напрямку, предметів для НМТ або зовнішніх навчальних курсів.

У цьому контексті рекомендаційні системи розглядаються як ефективні інструменти підтримки прийняття рішень у сфері освіти. Їх застосування дозволяє зменшити рівень невизначеності, запропонувати логічно обґрунтовані освітні маршрути, адаптовані до профілю здобувача, і водночас формувати в нього навички рефлексії та усвідомленого планування.

Таким чином, потреба в інтелектуальних системах, здатних надати об'єктивні, обґрунтовані та персоналізовані поради щодо вибору освітньої траєкторії, є не лише актуальною, а й стратегічно важливою. Це особливо критично в умовах нової української школи, реформованої системи вищої освіти та загального переходу до гнучких моделей навчання протягом життя.

### 1.1 Актуальність формування індивідуальної освітньої траєкторії

Індивідуалізація навчання визнана одним із ключових принципів сучасної освіти, яка орієнтується на потреби особистості, а не лише на уніфіковані стандарти. Вона передбачає не лише адаптацію навчальних програм під особисті потреби здобувача, а й глибоку рефлексію над власними схильностями, стилем навчання, темпом сприйняття інформації

та життєвими орієнтирами. За даними ЮНЕСКО, саме персоналізація є найбільш ефективним способом підвищення мотивації, залучення до навчального процесу та забезпечення якісної підготовки фахівців у XXI столітті [1].

Ідея індивідуальної освітньої траєкторії (ІОТ) ґрунтується на визнанні унікальності кожного здобувача освіти: його інтелектуального стилю, системи цінностей, емоційної зрілості, мотивації до навчання, соціального контексту тощо. Це не просто персоналізація темпів чи способів засвоєння знань, а цілісна стратегія розвитку, що дозволяє людині досягти максимальної реалізації свого потенціалу. ІОТ стає не лише педагогічним механізмом, а й соціальним, культурним, психологічним явищем – способом формування самодостатньої особистості в динамічному суспільстві [2].

У реаліях України потреба в формуванні індивідуальних траєкторій стає дедалі актуальнішою у зв'язку з низкою факторів:

- реформою системи освіти: запровадженням компетентнісного підходу, формуванням варіативної частини навчального плану, впровадженням індивідуальних освітніх маршрутів у закладах загальної середньої та вищої освіти;

- зростанням ролі зовнішнього оцінювання (ЗНО/НМТ) як інструменту визначення напрямку навчання, що вимагає відповідальної стратегії обрання предметів і спеціальності;

- швидкою трансформацією ринку праці, який вимагає міждисциплінарності, адаптивності, цифрової грамотності, в той час як традиційна освіта не завжди встигає підлаштуватися під ці виклики;

- високим рівнем стресу та тиску під час вибору фаху серед підлітків та студентів, що нерідко призводить до помилкових освітніх рішень, розчарування, відмови від обраного напрямку або частих змін спеціальностей;

– нерівним доступом до якісного профорієнтаційного супроводу у регіонах, особливо в сільських громадах, де відсутні психологи, тести або навіть прості інформаційні ресурси.

У таких умовах традиційні методи визначення освітнього шляху (усні поради батьків, власна інтуїція, поверхневі онлайн-тести) виявляються недостатніми. Тому саме інтелектуальні системи можуть стати опорою для абітурієнтів, студентів і навіть дорослих, які планують зміну фаху або проходять перекваліфікацію. Вони забезпечують інтеграцію цифрових профілів, що включають результати тестів, анкет, портфолію, освітні досягнення, соціальні інтереси, та дозволяють створювати математично обґрунтовані моделі прийняття рішень. Такі моделі не тільки враховують поточні дані, а й здатні до адаптації з часом – формуючи живу, гнучку освітню стратегію.

В умовах інформаційного перевантаження й постійного зростання кількості навчальних програм, платформ, курсів, напрямів, відмова від стандартного «один розмір підходить усім» підходу стає не забаганкою, а об'єктивною потребою часу. Освіта має стати сервісом, адаптивним до особистості, а не навпаки. Розробка інструментів, які здатні аналізувати інтереси, здібності та прогрес у навчанні, а також спрямовувати, підказувати та мотивувати на основі великих обсягів персоналізованих даних, створює передумови для справді ефективної, справедливої та гнучкої освітньої системи [3].

Особливо актуально це для учнів, які знаходяться на етапі переходу між освітніми рівнями? наприклад, від базової до профільної середньої освіти або від школи до університету. Саме в ці періоди виникає найбільше запитань: «Хто я?», «Що мені цікаво?», «У чому я маю здібності?», «Яка спеціальність моя?». Відповіді на них складні, багаторівневі, але за наявності інструментів на базі штучного інтелекту – доступні та точні.

Формування індивідуальної освітньої траєкторії, це не лише педагогічний інструмент чи модна концепція, а системна основа сучасної освіти, без якої неможливо забезпечити якісну підготовку фахівців, відповідальних громадян і конкурентоспроможних особистостей. Інтелектуальні рекомендаційні системи у цьому контексті стають не просто засобом автоматизації, а партнером людини у побудові власного освітнього й життєвого шляху.

## 1.2 Вплив інтересів і здібностей на вибір напрямку навчання

Освітній вибір – це не лише адміністративний крок або наслідок зовнішніх обставин. Це глибоко особистісне, інколи навіть екзистенційне рішення, що визначає майбутній професійний та життєвий шлях людини. Саме тому в основі будь-якої ефективної освітньої траєкторії мають лежати інтереси та здібності здобувача. Відповідність освітнього напрямку індивідуальним схильностям істотно впливає на успішність навчання, задоволення від обраної професії, стійкість до стресу та мотивацію до саморозвитку.

Інтереси це сталий емоційно-когнітивний прояв спрямованості особистості до певної сфери діяльності, знань або проблематики. Саме інтерес активізує пізнавальну активність, надає енергії для подолання труднощів у навчанні, мотивує до глибшого засвоєння матеріалу.

У психології існує низка підходів до вивчення інтересів як чинника освітнього вибору. Однією з найбільш впливових моделей є теорія професійних типів Джона Голланда (Holland, 1997) [4]. Він запропонував шість основних типів особистості, які пов'язані з конкретними видами професійної діяльності:

– реалістичний (R) – інтерес до практичної, технічної, механічної діяльності;

- дослідницький (I) – схильність до аналізу, наукового пошуку, розв'язання проблем;
- артистичний (A) – креативність, уява, естетичне сприйняття;
- соціальний (S) – потреба у взаємодії, допомозі іншим, навчанні;
- підприємницький (E) – схильність до управління, переконання, ініціативності;
- конвенційний (C) – орієнтація на порядок, структуру, роботу з даними.

За Голландом, чим сильніше особистість резонує з певним типом, тим вищою є ймовірність того, що професія в цій сфері принесе задоволення та реалізацію. Його типологія широко використовується в інструментах профорієнтації та може бути інтегрована в логіку рекомендаційної системи.

На відміну від інтересів, які є емоційно забарвленими, здібності, це система інтелектуальних, креативних, технічних або соціальних ресурсів, що дозволяють ефективно оволодівати певною діяльністю. Вони є потенціалом для розвитку компетентностей і формуються на основі спадкових, нейрофізіологічних, психосоціальних чинників.

Однією з найвідоміших сучасних моделей аналізу здібностей є теорія множинного інтелекту Говарда Гарднера, яка включає 8 незалежних типів інтелекту:

- лінгвістичний;
- логіко-математичний;
- візуально-просторовий;
- музичний;
- кінестетичний;
- міжособистісний;
- внутрішньоособистісний;
- натуралістичний.

Ця концепція дозволяє вийти за межі традиційного уявлення про «розум» як суто логіко-математичний феномен і дає підстави враховувати широкий спектр здібностей при формуванні освітньої траєкторії. Наприклад, дитина з вираженим музичним або візуальним інтелектом може реалізувати себе не лише у творчих професіях, а й у галузях ІТ-дизайну, медіа, комунікацій.

Інтереси та здібності рідко функціонують ізольовано. Вони утворюють динамічну взаємодію, яка формує основу для успішної самореалізації. Наприклад, наявність інтересу без здібностей може призвести до швидкого розчарування, а високі здібності без інтересу – до демотивації. Саме тому системи освітніх рекомендацій повинні враховувати обидва компоненти одночасно.

Сьогодні дедалі більшої популярності набуває використання психометричних інструментів, які дозволяють автоматизовано оцінити інтереси (опитувальники Голланда, професійні тести типу Strong Interest Inventory) та здібності (тести загального інтелекту, логічного мислення, емоційного інтелекту, креативності). Такі дані можуть формувати цифровий профіль здобувача, який є основою для подальшого прийняття рішень в інтелектуальній системі.

Доцільно також враховувати особистісні характеристики типу темпераменту, стиль мислення, соціальну відкритість. Наприклад, індикатор типів Майєрс-Брігґс (МВТІ) дозволяє визначити, чи краще користувач працює у структурованому середовищі, чи прагне до гнучкості; чи є він екстравертом, який потребує взаємодії, чи інтровертом, що краще засвоює інформацію наодинці [5].

Інтеграція таких психометричних моделей у цифрові системи дозволяє перейти від загальних порад до дійсно персоналізованих рекомендацій, які враховують як внутрішні прагнення, так і реальні сильні сторони користувача. Це підвищує не лише точність освітніх порад, але й рівень довіри до них.

Врахування інтересів і здібностей є критично важливим для ефективного освітнього консультування. В умовах нової цифрової епохи виникає необхідність створення таких систем, які здатні врахувати цілісну психолого-освітню картину особистості. Рекомендаційні системи, що базуються на аналізі цих параметрів, мають потенціал стати основним інструментом в ухваленні освітніх рішень – гнучким, надійним, науково обґрунтованим та персоналізованим.

### 1.3 Постановка задачі дослідження

У контексті сучасних трансформацій в освіті, швидкої динаміки розвитку ІТ-технологій та нових очікувань від процесу навчання як з боку суспільства, так і з боку самих здобувачів освіти, виникає гостра потреба у створенні нових підходів до проектування освітніх траєкторій. На відміну від класичної системи, де вибір напрямку навчання зазвичай обмежується статичним переліком спеціальностей і коротким описом їх перспектив, нові реалії вимагають індивідуалізованого підходу, заснованого на глибокому аналізі потенціалу особистості, її інтересів, здібностей, попереднього досвіду та емоційно-мотиваційного фону. Саме в цьому контексті виникає завдання побудови інтелектуальної системи рекомендацій, здатної запропонувати персоналізований освітній маршрут, який би максимально відповідав унікальному профілю користувача.

У центрі даного дослідження знаходиться прагнення створити таку систему, яка б не лише акумулювала наявні дані про особистість, включаючи як структуровану, так і неструктуровану інформацію, а й здатна була б їх осмислювати та інтерпретувати з використанням сучасних алгоритмів штучного інтелекту. Підхід до формування індивідуальної освітньої траєкторії повинен бути не формальним, а евристичним, тобто таким, що допускає гнучкість, варіативність та адаптивність до змінних

обставин або уточнених даних про користувача в процесі його взаємодії із системою [6].

Постановка задачі ґрунтується на кількох послідовно сформованих принципах. По-перше, вибір освітнього напрямку не може здійснюватися лише на основі оцінок, сертифікатів або зовнішніх даних. Він має спиратися на глибинні внутрішні характеристики людини – її мотиваційний профіль, тип мислення, схильності, а також на емоційно-ціннісний контекст, у якому вона приймає рішення. Це означає, що система, яку планується створити, має мати змогу аналізувати не лише «факти», але й «сенси», розпізнавати приховані зв'язки між результатами анкетування, самооцінками, текстовими відповідями або іншими компонентами профілю.

По-друге, ключовим викликом у даній задачі є необхідність створення системи, яка не просто надає користувачу вибір, а й пояснює логіку цього вибору, підвищуючи тим самим рівень довіри до її рішень. Пояснюваність та інтерпретованість у контексті ШІ – важлива вимога, оскільки йдеться про рішення, що можуть мати тривалий вплив на життєвий шлях людини. Рекомендаційна система повинна виступати не «машиною поради», а партнером у рефлексії, який не нав'язує, а м'яко структурує і підсилює свідомий вибір.

Ще одним важливим аспектом є необхідність врахування як поточних можливостей користувача, так і потенційних зон його зростання. Тобто система має не лише констатувати факти, а й проєктувати розвиток, прогнозуючи, в якому напрямі особа здатна досягти кращих результатів. Це потребує залучення методів класифікації, аналізу схожості профілів, побудови моделей на основі навчання з прикладами та подальшого тестування гіпотез у симуляційному середовищі.

Формуючи задачу, варто підкреслити, що розробка системи передбачає не лише логіку програмного алгоритму, а й побудову структури даних, моделювання способу представлення знань, створення вхідної анкети, побудову базових класифікаційних моделей, а також реалізацію

інтерфейсу користувача для взаємодії з системою. Кожен з цих компонентів повинен бути погоджений між собою, щоб забезпечити безперервний процес: від моменту введення даних користувачем, до моменту отримання ним рекомендацій, що базуються на адаптивному аналізі.

Особливу увагу в дослідженні буде приділено принципу гнучкості. Розроблена система має бути потенційно масштабованою як за кількістю користувачів, так і за глибиною аналізу. Вона повинна дозволяти інтеграцію нових джерел даних, наприклад, результатів психодіагностичних тестів, успішності в навчанні, портфоліо проєктів або навіть цифрових слідів користувача, за умови дотримання етичних і юридичних норм роботи з персональними даними. В ідеалі така система повинна не просто допомогти вибрати спеціальність, а й адаптуватися до навчального маршруту особи, супроводжуючи її впродовж усієї освітньої траєкторії.

Таким чином, задача охоплює розробку інтелектуальної системи, яка поєднує методи класифікації, семантичного аналізу, машинного навчання та логіки прийняття рішень для підтримки процесу вибору індивідуальної освітньої траєкторії. У центрі цієї задачі стоїть людина, її пошук, її потенціал, її особистий шлях. Розроблена система покликана стати містком між внутрішніми прагненнями особистості та зовнішнім світом освітніх можливостей, надаючи інструмент для рефлексії, аналізу та відповідального вибору.

#### 1.4 Класифікація рекомендаційних систем

Інтелектуальні рекомендаційні системи стали невід'ємною частиною цифрового середовища, де користувач постійно взаємодіє з великим обсягом інформації. Вони з успіхом застосовуються в електронній комерції, стримінгових платформах, соціальних мережах, медіасервісах, а останніми роками – і в освіті. Саме в умовах зростаючої складності освітніх рішень, різноманіття навчальних маршрутів та постійної зміни освітнього

ландшафту, рекомендаційні системи виявляються не просто зручним інструментом, а необхідною ланкою у формуванні індивідуальної освітньої траєкторії.

Рекомендаційна система – це програмно-аналітична платформа, яка допомагає користувачеві знайти найбільш релевантні об'єкти з великої множини альтернатив. В освітньому середовищі цими об'єктами можуть бути напрями навчання, дисципліни, курси, види діяльності, а також форми підтримки, наприклад, додаткові консультації чи групи за інтересами. Щоб система працювала ефективно, необхідно коректно визначити її логіку та базовий підхід до побудови рекомендацій [7].

Питання класифікації рекомендаційних систем залишається центральним у дослідженнях цієї галузі, адже вибір архітектури впливає не лише на точність рекомендацій, а й на масштабованість, адаптивність, обчислювальні ресурси та навіть рівень довіри користувача. Традиційно в теоретичних джерелах виділяють три ключові підходи: фільтрацію на основі контенту, колаборативну фільтрацію та гібридні моделі. Водночас така типологія виявляється лише поверхневою, оскільки сучасні системи дедалі частіше виходять за межі простих алгоритмічних сценаріїв і вбудовуються у контексти персоналізованого навчання, адаптивної діагностики та поведінкового прогнозування.

У контентно-орієнтованих системах (content-based) логіка побудови рекомендацій базується на характеристиках самих об'єктів, тобто курсів, дисциплін або інших освітніх одиниць. Система аналізує, які властивості мають ті елементи, що вже були обрані або позитивно оцінені користувачем, і шукає подібні серед інших доступних варіантів. Це дозволяє забезпечити тематичну і смислову цілісність рекомендацій. У випадку з навчанням, такий підхід може запропонувати користувачу нові курси або спеціальності, схожі на ті, що вже викликали зацікавлення. Однак, обмеженням залишається те, що система може застрягти в «інформаційному міхурі»,

повторюючи те саме й не враховуючи соціальний чи прогностичний контекст [8].

Колаборативні підходи (collaborative filtering), навпаки, концентруються на поведінці інших користувачів. Система порівнює патерни взаємодії (вибори, оцінки, рейтинги) між схожими користувачами та формує рекомендації на основі колективного досвіду. В освітньому контексті такий підхід дозволяє виявити подібних за інтересами або здібностями учнів і спрогнозувати, які напрями можуть виявитися релевантними. Зазвичай саме цей тип використовується в рекомендаційних модулях MOOC-платформ, таких як Coursera або edX. Незважаючи на популярність, метод має певні обмеження: від чутливості до проблеми «холодного старту» (відсутності історії взаємодії нового користувача) до ризику колективної упередженості, коли популярне завжди витісняє нове та індивідуальне.

На перетині цих двох підходів виникають гібридні системи, які комбінують переваги обох типів і зменшують їх недоліки. У таких моделях рекомендація формується на основі одночасного врахування характеристик освітніх об'єктів та поведінки інших користувачів. Це дозволяє будувати більш гнучкі, контекстно чутливі та масштабовані рішення. У гібридних архітектурах може бути реалізовано багаторівневу логіку: на першому етапі – контентна фільтрація, на другому – співставлення з вибором інших користувачів, а на третьому – моделювання профілю з використанням психометричних або когнітивних параметрів. У результаті система не лише дає результат, але й формує внутрішню логіку вибору, яка може бути пояснена та перевірена.

Сучасна класифікація виходить за межі зазначених типів і поступово включає в себе елементи поведінкового моделювання, когнітивної адаптації, нейросимвольного аналізу, а також підходів до explainable AI. Наприклад, нові покоління систем включають семантичні технології, які враховують зміст понять, зв'язки між темами, асоціативні переходи тощо.

Це відкриває можливості для побудови не лише точних, а й смислово релевантних освітніх маршрутів. У таких системах акцент зсувається з «що вибрати?» на «чому саме це підходить мені?», і саме це є ключовим у освітньому консультуванні.

У контексті персоналізованої освіти особливої ваги набувають адаптивні рекомендаційні системи. Вони здатні змінювати свою логіку залежно від поточних результатів користувача, динаміки його взаємодії із системою, мотиваційних коливань або змін у психоемоційному стані. Це досягається шляхом поєднання класичних механізмів з оновлюваними моделями, які самонавчаються в реальному часі. Наприклад, система може виявити втрату мотивації до технічних курсів і поступово змістити акценти на змішані напрямки, які краще поєднують теорію і практику.

Таким чином, класифікація рекомендаційних систем сьогодні, це не просто типологія за принципом функціонування алгоритму. Це відображення філософії взаємодії між користувачем і технологією, між даними і сенсами, між особистістю і її потенційним майбутнім. Для освітньої сфери особливо цінними стають ті системи, які не лише забезпечують релевантні поради, а й підтримують формування свідомого, осмисленого вибору, що ґрунтується на глибокому розумінні себе. Саме тому розвиток класифікаційних підходів у сфері освітніх рекомендаційних систем є не лише технічним завданням, а частиною стратегічного напрямку гуманізації та інтелектуалізації освітнього середовища.

### 1.5 Алгоритми машинного навчання в освітньому консультуванні

Машинне навчання все частіше використовується у сфері освіти не лише як об'єкт вивчення, а й як інструмент, що впливає на самі принципи організації навчання, взаємодії з користувачем та прийняття рішень. У контексті інтелектуальних освітніх систем особливе місце займають алгоритми, здатні аналізувати поведінку, прогрес, інтереси та здібності

користувачів з метою формування персоналізованих порад. Це перетворює освітнє консультування на процес, що базується не лише на інтуїції чи педагогічному досвіді, а й на аналізі даних, прогнозуванні та моделюванні складних рішень.

В основі таких систем лежить прагнення до точного й водночас гнучкого передбачення – який напрям навчання найкраще відповідає конкретному користувачеві з урахуванням його поточного рівня знань, пізнавального стилю, інтересів, результатів самооцінки та поведінкових патернів. Цей процес відбувається за участі алгоритмів класифікації, регресії, кластеризації, а також методів обробки природної мови (NLP), які дозволяють інтерпретувати неструктуровані текстові дані, наприклад, відкриті відповіді користувача або есе про його мотивацію.

Класичним підходом до моделювання освітніх рішень є використання алгоритмів класифікації, що дозволяють віднести користувача до певної категорії – умовної групи, пов'язаної з тими чи іншими траєкторіями навчання. Одним із найпоширеніших інструментів у цьому напрямі є дерева рішень. Їх перевага у простоті інтерпретації: система «розкладає» логіку вибору на зрозумілі умови, які можуть бути візуалізовані та пояснені. Наприклад, якщо користувач має високі результати у логіко-математичних тестах, позитивно оцінює завдання з алгоритмізації і вказує на зацікавлення у сфері технологій, система може з високою ймовірністю порекомендувати технічні або IT-спеціальності. При цьому шлях до такої рекомендації буде прозорим і користувач зможе не лише побачити, а й зрозуміти, чому саме такий варіант запропоновано.

Однак у реальному середовищі освітніх даних часто виникають ситуації, де жорсткі логічні правила не працюють, а розподілення класів є складним, частково розмитим. У таких випадках доцільно застосовувати алгоритми на основі відстані або ймовірнісних підходів. Зокрема, метод k-найближчих сусідів (KNN) дозволяє сформулювати рекомендацію на основі схожості користувача з іншими профілями, щодо яких вже є відомий

результат. Це забезпечує адаптивність і плавне реагування на зміни у поведінці або нові вхідні дані. Якщо у виборі освітнього напрямку існують складні індивідуальні варіації, система на базі KNN здатна знайти «аналогів», які приймали подібні рішення, і запропонувати траєкторії з високим ступенем релевантності.

Ще глибший рівень аналітики забезпечують моделі, побудовані на основі нейронних мереж. Вони дозволяють працювати з великим обсягом різноманітних вхідних параметрів, автоматично виявляючи приховані залежності між ними. У контексті освітнього консультування нейронні мережі можуть бути використані для інтегрованого аналізу даних анкети, відповідей на відкриті запитання, історії вибраних курсів, темпів навчання, рівня мотивації та навіть мовленнєвих маркерів у текстах. Однак основною складністю у використанні таких моделей залишається їх низька пояснюваність, саме тому в освітньому середовищі часто поєднують нейромережеві обчислення з традиційними методами або використовують механізми attention/explainable layers, які дозволяють візуалізувати, які ознаки вплинули на вибір найбільше [9].

Варто також окремо звернути увагу на роль NLP (Natural Language Processing) у розробці рекомендаційних систем для освіти. Багато систем дозволяють користувачам заповнювати відкриті анкети, формулювати власні освітні запити, писати мотиваційні листи або оцінювати важливість тих чи інших критеріїв. Усе це створює потужний масив неструктурованих даних, які традиційні алгоритми не можуть обробити. Саме NLP забезпечує інструменти для семантичного аналізу, класифікації тональності, виявлення ключових слів, тематичного аналізу та побудови моделей інтересів на основі тексту. Це дає змогу поглянути на користувача не лише з боку статистичних характеристик, а й з боку його мови, змісту самовираження, контексту запиту.

Інтеграція алгоритмів машинного навчання в освітнє консультування дозволяє перейти від універсальних порад до персоналізованих траєкторій,

які базуються на фактах, інтерпретації й прогнозі. Вона створює основу для більш глибокого розуміння користувача і дозволяє будувати системи, що не просто пропонують вибір, а формують партнерські відносини з людиною, супроводжуючи її у складному, багатовимірному процесі освітнього самовизначення. У той самий час, застосування алгоритмів вимагає обережності, врахування етичних аспектів, прозорості моделі, а також постійного оновлення й тестування гіпотез.

Таким чином, алгоритми машинного навчання не є лише технічним компонентом, вони перетворюються на основний інтелектуальний механізм, що забезпечує динамічність, адаптивність та обґрунтованість сучасного освітнього консультування. І саме у поєднанні аналітики, інтерпретації та людяності криється потенціал для створення нової генерації цифрових освітніх асистентів, які не замінюють людину, а підсилюють її можливості в ухваленні освітньо значущих рішень.

## 1.6 Психометричні підходи до визначення типу особистості

У сучасному підході до освіти зростає розуміння того, що ефективно навчання неможливе без урахування індивідуально-психологічних характеристик здобувача. Розвиток психометрії, галузі, що досліджує кількісне вимірювання психічних властивостей, надає можливість не лише описувати особистість, а й будувати рекомендації, які відповідають її типу, стилю мислення, рівню саморефлексії та соціальній взаємодії. Саме тому психометричні підходи набули особливої актуальності в контексті розробки інтелектуальних освітніх систем, орієнтованих на побудову індивідуальних траєкторій.

На відміну від абстрактного уявлення про особистість як щось «неформалізоване», психометричні моделі дозволяють створити структурований профіль людини, який може бути інтегрований у математичні алгоритми. Цей профіль ґрунтується на аналізі особистісних

рис, мотиваційних установок, пізнавального стилю, соціального функціонування, тобто тих аспектів, які безпосередньо впливають на здатність до навчання, прийняття рішень та вибір напряму професійної реалізації. Особистість у цьому контексті розглядається не як щось статичне, а як динамічна система, яка розвивається під впливом освітніх подій і, водночас, впливає на їх результат [10].

Одним із найбільш визнаних і стабільних підходів до класифікації типів особистості в контексті освітнього та професійного вибору є модель Джона Голланда. Концепція моделі полягає в тому, що кожна особа демонструє схильність до одного або кількох з шести основних типів: реалістичного, дослідницького, артистичного, соціального, підприємницького та конвенційного. Кожен із цих типів відображає певну конфігурацію інтересів, здібностей, поведінкових реакцій і мотивацій. Модель Голланда (рисунок 1.1) не просто описує, вона пропонує типове середовище, в якому людина цього типу найкраще розкривається. Саме тому вона ідеально лягає в основу рекомендацій, які формуються в межах освітнього консультування.

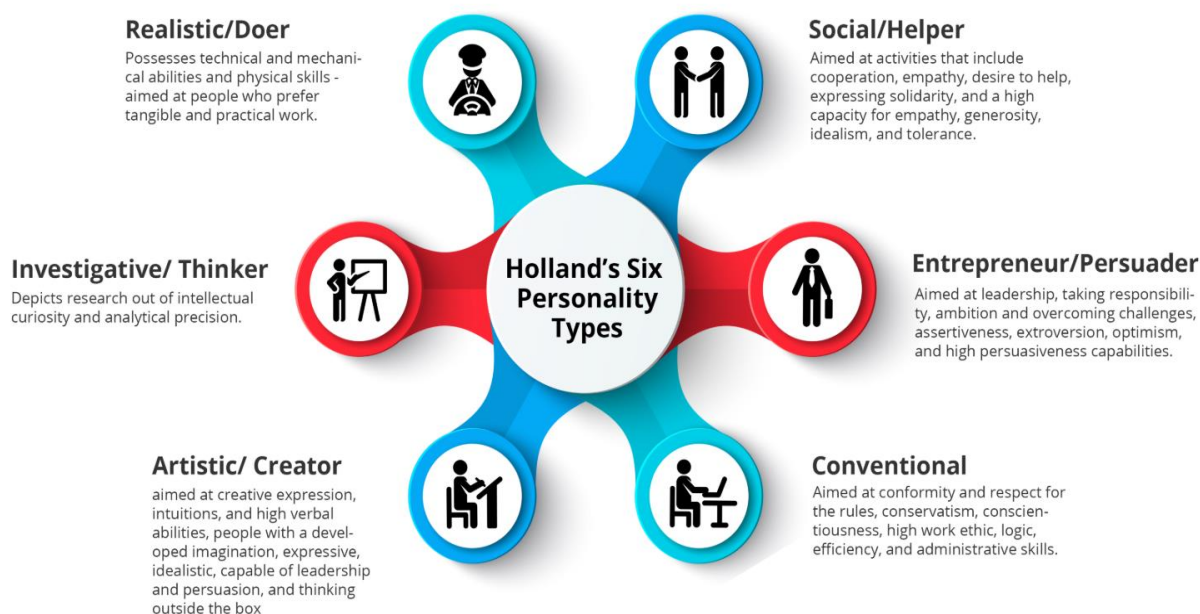


Рисунок 1.1 – Класифікація типів особистості за Джоном Голландом

Іншим важливим психометричним орієнтиром, який знаходить своє застосування у практиці персоналізованої освіти, є модель множинного інтелекту Говарда Гарднера (рисунок 1.2). Вона кидає виклик класичному уявленню про інтелект як щось єдине й лінійне. Замість цього Гарднер пропонує сприймати інтелект як сукупність незалежних, але взаємопов'язаних здатностей, кожна з яких відповідає за окрему сферу людської діяльності.

До таких сфер входять лінгвістична, логіко-математична, візуально-просторова, музична, тілесно-кінестетична, міжособистісна, внутрішньоособистісна й натуралістична.

Освітній сенс цієї моделі полягає в тому, що кожен здобувач має унікальний інтелектуальний «профіль», і чим краще навчальний матеріал адаптований до цього профілю, тим ефективніше проходить процес засвоєння знань. У рамках інтелектуальної системи рекомендацій результати тестів за моделлю Гарднера можуть бути враховані як ознаки для подальшої класифікації користувача [11].

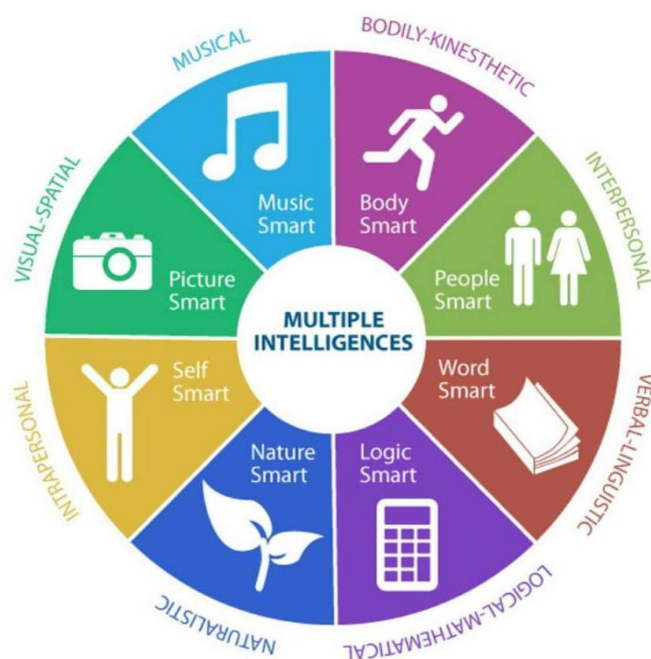


Рисунок 1.2 – Модель множинного інтелекту Говарда Гарднера

Ще однією відомою концепцією є типологія Майерс-Бріггс (МВТІ), яка спирається на ідеї Карла Юнга (рисунок 1.3). Цей підхід передбачає розподіл особистості за чотирма дихотоміями: екстраверсія–інтроверсія, сенсорика–інтуїція, мислення–почуття, судження–сприймання. Комбінація цих характеристик формує 16 типів особистості, кожен із яких має свою освітню і поведінкову специфіку. Наприклад, тип INFP (інтровертований, інтуїтивний, чуттєвий, спонтанний) зазвичай схильний до індивідуального навчання, творчої самореалізації, гуманітарних напрямків. У свою чергу ESTJ (екстравертований, сенсорний, раціональний, структурований) демонструє високий рівень організованості, орієнтацію на результат і, як правило, успішно реалізується в управлінських або адміністративних ролях. Ця типологія може бути корисною в освітньому консультуванні як інструмент попереднього моделювання поведінки користувача в навчальному середовищі.



Рисунок 1.3 – Типологія Майерс-Бріггс (МВТІ)

Психометричні підходи є не лише інструментом вимірювання, але й основою для створення персоналізованих рекомендацій. У межах інтелектуальних систем вони можуть бути реалізовані як частина аналітичного ядра або як додатковий рівень фільтрації. Наприклад, навіть після того як базова модель надає рекомендацію, система може провести узгодження запропонованої траєкторії з типом особистості користувача, і в разі невідповідності запропонувати альтернативу або пояснення. Це створює новий рівень довіри, знижує ризик помилкових рішень і забезпечує відчуття причетності користувача до процесу вибору.

Інтеграція психометрії в логіку інтелектуальної системи вимагає не лише правильного підбору інструментів, але й етичної чутливості. Важливо усвідомлювати, що будь-яка типологія є лише моделлю – зручною, але умовною, яка ніколи не повинна обмежувати особистість, а лише підсилювати її самопізнання. Система повинна подавати результати як рекомендації, а не діагнози, і залишати людині простір для гнучкого вибору.

Таким чином, психометричні підходи до визначення типу особистості є неоціненним ресурсом для інтелектуального освітнього консультування. Вони дозволяють глибше зрозуміти користувача, надати йому не просто пораду, а по-справжньому персоналізовану траєкторію розвитку, яка буде відповідати не лише його знанням і навичкам, але й глибинним мотиваціям, цінностям та стилю життя. У цьому й полягає головне завдання освітньої системи нового покоління – не нав'язати, а допомогти знайти себе.

## 2 МЕТОДОЛОГІЯ ТА ПРОЄКТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ

### 2.1 Обґрунтування вибору методів та інструментів

Для реалізації системи, що автоматично формує освітню траєкторію з урахуванням інтересів, здібностей і особистісних рис користувача, необхідно вибирати такі методи та інструменти, які забезпечують гнучкість, високу точність, прозорість прийняття рішень і легкість масштабування.

В основі розробленої системи лежить концепція рекомендаційних систем із застосуванням методів машинного навчання. Це дозволяє адаптувати рекомендації під індивідуальний профіль користувача, враховуючи комбінації психометричних показників (RIASEC, Gardner MI, MBTI), які довели свою ефективність у профорієнтаційній та освітній психології [16].

Для побудови «вектору профілю» використовуються результати опитувальника, що охоплює основні виміри особистості та здібностей. Відповіді користувача кодуються у числовий вектор, який служить основою для машинного навчання.

Класифікація. Для автоматичної рекомендації спеціальностей було обрано ансамблевий алгоритм Random Forest. Його переваги – стійкість до надлишкових/несуттєвих ознак, інтерпретованість (можливість аналізувати важливість ознак), висока точність навіть на відносно невеликих вибірках, а також стабільна робота з гетерогенними даними [17]. Random Forest дозволяє уникнути проблеми «перенавчання», яка часто трапляється у простіших моделях.

Кластеризація. Для додаткового групування профілів було застосовано алгоритм KMeans. Він дозволяє виділити типові групи користувачів («кластерів») і показати, до якої «карти спеціальностей» ближчий конкретний профіль. Такий підхід полегшує інтерпретацію

результатів і дозволяє підсилити персоналізацію за рахунок «soft-matching» до типових груп [18].

Генерація текстових рекомендацій здійснюється на основі шаблонів, що автоматично заповнюються з урахуванням вагових характеристик профілю користувача. Це дозволяє формувати зрозумілі індивідуальні висновки, забезпечує швидке, структуроване й зрозуміле формування індивідуального опису результатів тестування.

Мова програмування Python була обрана як основний інструмент розробки завдяки широкому набору бібліотек для роботи з ML та Data Science, простоті прототипування, потужності інструментів візуалізації та активній спільноті [19].

Ключові бібліотеки:

- scikit-learn – універсальний інструментарій для ML (класифікація, кластеризація, підбір гіперпараметрів);
- pandas – для обробки та аналізу табличних даних;
- joblib – для збереження/завантаження ML-моделей;
- streamlit – для побудови інтерактивного web-інтерфейсу з мінімальними затратами часу;
- sqlite3 – легка вбудована база даних для зберігання результатів.

Вибір саме Streamlit пояснюється необхідністю швидко створити user-friendly веб-інтерфейс для опитування та візуалізації результатів без складної front-end-розробки.

## 2.2 Архітектура системи та структура даних

Архітектура розробленої інтелектуальної системи рекомендацій базується на модульному принципі, що забезпечує її гнучкість, масштабованість та простоту супроводу. Уся логіка роботи системи організована таким чином, щоб користувач міг проходити опитування,

отримувати персоналізовані рекомендації та бачити їх пояснення у максимально зрозумілому вигляді.

Ключовим компонентом архітектури є модуль збору та первинної обробки вхідних даних користувача. Користувач відповідає на питання опитувальника, який інтегрує декілька визнаних у психології та профорієнтації підходів: модель RIASEC Джона Голланда, теорію множинного інтелекту Говарда Гарднера, а також типологію особистості MBTI. Результати цих блоків перетворюються у вектор ознак, що кількісно описує інтереси, здібності та індивідуальні риси користувача. Саме цей вектор і слугує універсальним «ключем» для подальшої обробки та прийняття рішень системою.

### 2.2.1 Розробка опитувальника та формування вхідних даних

Під час розробки інтелектуальної системи одним із центральних завдань стало створення якісного опитувальника, який дозволяє повноцінно охопити як інтереси, так і здібності, темперамент і тип особистості користувача. Формування вхідних даних для подальшої аналітики та машинного навчання базується на інтеграції одразу кількох сучасних психометричних методик. Сам опитувальник реалізовано у вигляді інтерактивної веб-форми, побудованої засобами Streamlit, що дозволяє зручно вносити відповіді та динамічно відображати підказки чи пояснення до кожного з блоків.

Структура опитувальника передбачає кілька тематичних секцій. Перший блок стосується оцінки ключових інтересів за моделлю RIASEC, де користувачеві пропонується обрати свої основні уподобання серед шести типів діяльності. Для підвищення інформативності поруч з кожною аббревіатурою наведено короткі роз'яснення та приклади професій, щоб навіть користувач без спеціальної підготовки міг легко ідентифікувати власні схильності.

Другий блок спрямований на самооцінку різних типів здібностей відповідно до теорії множинного інтелекту Говарда Гарднера. Кожен з восьми типів (лінгвістичний, логіко-математичний, візуальний, музичний, кінестетичний, міжособистісний, внутрішньоособистісний, натуралістичний) оцінюється за шкалою від 0 до 10, а поруч наводиться лаконічна інтерпретація цього виду здібностей. Для візуалізації цього блоку у програмному коді використовувалися компоненти Streamlit slider та caption, що дозволяє не перевантажувати користувача інформацією, але надати йому можливість чесно самооцінити свої таланти (лістинг 2.1).

### Лістинг 2.1 – Блок самостійного оцінювання

```
st.subheader("Обери 3 типи, які тобі найближчі:")
riasec_types = {
    "R": "Практичний / Realistic",
    "I": "Аналітичний / Investigative",
    "A": "Креативний / Artistic",
    "S": "Соціальний / Social",
    "E": "Лідерський / Enterprising",
    "C": "Організований / Conventional"
}
col1, col2 = st.columns(2)
selected_riasec = []
with col1:
    for code in ["R", "I", "A"]:
        if st.checkbox(f"{code}: {riasec_types[code]}",
key=f"chk_{code}"):
            selected_riasec.append(code)
with col2:
    for code in ["S", "E", "C"]:
        if st.checkbox(f"{code}: {riasec_types[code]}",
key=f"chk_{code}"):
            selected_riasec.append(code)
```

Блок оцінювання типу особистості відіграє важливу роль у формуванні цілісного психометричного профілю користувача (лістинг 2.2). У межах цієї секції системи було впроваджено серію адаптованих питань, що дозволяють виявити індивідуальні риси характеру, стиль емоційного реагування та основні поведінкові патерни респондента. Кожне питання відповідає певному аспекту особистості, наприклад, схильності до соціальної активності (сангвінік), наполегливості (послідовність), рівню самоорганізації чи емоційній стабільності. Відповідаючи на запитання у зручному інтерактивному форматі, користувач поступово накопичує бали за кожною шкалою – залежно від того, наскільки характерна для нього та чи інша якість. Такий підхід поєднує в собі елементи класичної психології темпераменту з сучасними методами цифрової психодіагностики, що робить отримані результати максимально валідними та придатними для подальшої автоматизованої обробки.

### Лістинг 2.2 – Блок оцінювання типу особистості

```
st.markdown("Дай відповідь на 30 простих запитань про себе.
Вибирай найближчу відповідь:")
questions = [
    ("сангвінік", "Мені легко починати нові знайомства"),
    ("послідовність", "Мені важливо доводити справи до кінця")]
options = ["Так", "Іноді", "Ні"]
col1, col2 = st.columns(2)
scores = {cat: 0 for cat, _ in questions}
answers = []
for i, (cat, qtext) in enumerate(questions):
    col = col1 if i % 2 == 0 else col2
    with col:
        ans = st.radio(
            f"**{i+1}. {qtext}**",
            options,
            key=f"radio_{i}",
```

## Продовження лістингу 2.2

```

        horizontal=True          )
    answers.append(ans)
    if ans == "Так":
        scores[cat] += 2
    elif ans == "Іноді":
        scores[cat] += 1
    # Ні - 0, нічого не додаємо
answered_all = all(ans in options for ans in answers)
if not answered_all:
    st.warning("Будь ласка, відповідай на всі запитання ")

```

Особливу увагу було приділено розділу з визначення типу особистості за МВТІ (лістинг 2.3). Було обрано формат сучасних тверджень, де користувач може поставити галочку поруч із тими висловлюваннями, які йому справді «відгукуються». Такий підхід дозволяє не лише підвищити залученість респондента, а й отримати більш валідні дані для подальшої аналітики.

## Лістинг 2.3 – Блок оцінювання МВТІ

```

col1, col2 = st.columns(2)
mbti_score = {"E": 0, "I": 0, "S": 0, "N": 0, "T": 0, "F":
0, "J": 0, "P": 0}
for i, (code, statement) in enumerate(mbti_statements):
    col = col1 if i % 2 == 0 else col2
    with col:
        answer = st.radio(
            f"{i+1}. {statement}",
            ["Це про мене", "Не зовсім"],
            key=f"mbti_radio_{i}",
            horizontal=True
        )
        if answer == "Це про мене":
            mbti_score[code] += 1

```

### Продовження лістингу 2.3

```

result = ""
for a, b in [("E", "I"), ("S", "N"), ("T", "F"), ("J",
"P")]:
    result += a if mbti_score[a] >= mbti_score[b] else b

```

Всі відповіді у кожному блоці перетворюються у числові ознаки згідно з попередньо визначеною схемою кодування. Наприклад, для RIASEC кожен обраний тип кодується у бінарному векторі, а для блоку здібностей формується окремий числовий підмасив. Відповідно до балів по MBTI, система генерує відповідний one-hot вектор, це наведено у лістингу 2.4.

Для забезпечення коректної структури даних та полегшення подальшого використання вектора ознак у ML-моделях було створено окремий блок коду, що формує ці вектори автоматично.

### Лістинг 2.4 – Фрагмент коду для формування вхідного вектора

```

feature_vector = []
# RIASEC-блок
for trait in ["R", "I", "A", "S", "E", "C"]:
    feature_vector.append(1 if trait in selected_riasec
else 0)
# abilities
abilities_order = [
    "Лінгвістичний",                "Логіко-математичний",
"Візуальний", "Музичний",
    "Кінестетичний",                "Міжособистісний",
"Внутрішньоособистісний", "Натуралістичний"
]
for ab in abilities_order:
    feature_vector.append(abilities.get(ab, 0))
# MBTI-блок (8): E, I, S, N, T, F, J, P
mbti_pairs = ["E", "I", "S", "N", "T", "F", "J", "P"]

```

## Продовження лістингу 2.4

```

    for mbti_code in mbti_pairs:
        feature_vector.append(mbti_score.get(mbti_code,
0))

    feature_names = [
        "riasec_R", "riasec_I", "riasec_A", "riasec_S",
"riasec_E", "riasec_C",
        "linguistic", "logical", "visual", "musical",
"kinesthetic",
        "interpersonal", "intrapersonal", "naturalist",
        "mbti_E", "mbti_I", "mbti_S", "mbti_N", "mbti_T",
"mbti_F", "mbti_J", "mbti_P"
    ]
    df = pd.DataFrame([feature_vector],
columns=feature_names)
    model_path = os.path.join("models", "model.pkl")
    classes_path = os.path.join("models",
"target_classes.pkl")
    model = joblib.load(model_path)
    target_classes = joblib.load(classes_path)
    probabilities = model.predict_proba(df)[0]
    ranked = sorted(zip(probabilities, target_classes),
reverse=True)

```

Таким чином, створений опитувальник є не лише зручним для кінцевого користувача, а й ідеально адаптованим до подальшої обробки у рамках інтелектуальної системи рекомендацій. Саме продумане проектування структури вхідних даних і формування ознак забезпечують подальшу високу якість та релевантність запропонованих рекомендацій.

Завдяки комплексному підходу, що поєднує кілька психометричних методик, у розробленому опитувальнику вдалося охопити широку палітру індивідуальних характеристик, важливих для освітнього вибору. Інтерактивний формат запитань, використання візуальних підказок і

пояснень, а також залучення сучасної термінології та прикладів із реального життя, роблять процес проходження тесту простим, інтуїтивним і навіть захопливим для різних категорій користувачів. Важливо, що на кожному етапі відповіді автоматично трансформуються у структуровані числові дані, які легко піддаються подальшій аналітиці та можуть використовуватись як для миттєвої побудови персоналізованої рекомендації, так і для накопичення статистики з метою вдосконалення моделі.

### 2.2.2 Генерація текстових рекомендацій

Однією з ключових відмінностей сучасних інтелектуальних систем рекомендацій є не лише здатність підбирати релевантні напрямки навчання, а й можливість «людяно» пояснити свої висновки. Саме тому в розробленій системі окремий модуль відповідає за генерацію текстових рекомендацій, які містять не лише перелік спеціальностей, а й адаптований під кожного користувача опис його сильних сторін, мотивацій та потенційних переваг тієї чи іншої сфери.

Генерація тексту відбувається на основі автоматичного аналізу вхідного вектора ознак, який формується під час проходження опитування. Програма ідентифікує найвиразніші риси профілю: наприклад, якщо користувач обрав переважно «аналітичні» та «реалістичні» інтереси, має високі бали з логіко-математичного й візуального інтелекту, а також демонструє схильність до структури та самостійної роботи, система формулює рекомендацію, що підкреслює саме ці характеристики. Далі у тексті дається пояснення, чому певні спеціальності можуть стати ідеальним вибором саме для цієї людини, з акцентом на її унікальні якості.

Програмна реалізація цього модуля базується на поєднанні простих правил (rule-based logic) із шаблонними фразами, що обираються залежно від рівня розвитку тих чи інших ознак (лістинг 2.5). Наприклад, якщо у користувача найвищі значення мають здібності до аналітики, до тексту

підключається шаблон на кшталт «Ваша комбінація інтересів і здібностей особливо підходить для сфер, де важливе логічне мислення, аналіз даних та стратегічне планування». За подібним принципом працює добір підсумкових фраз і для інших типів інтелекту та особистісних профілів.

### Лістинг 2.5 – Фрагмент коду для генерації текстової рекомендації

```
def generate_text_recommendation(riasec, abilities, mbti,
top_specialties):
    main_traits = []
    if "A" in riasec:
        main_traits.append("творчість та креативність")
    if "I" in riasec:
        main_traits.append("аналітичне мислення")
    if abilities.get("Логіко-математичний", 0) > 7:
        main_traits.append("схильність до аналізу і
структурованості")
    if mbti.startswith("E"):
        main_traits.append("розвинені комунікативні
навички")
    if abilities.get("Міжособистісний", 0) > 7:
        main_traits.append("емпатія й вміння працювати в
команді")
    trait_str = ", ".join(main_traits)
    spec_str = ", ".join(top_specialties)
    text = f"Найяскравіше у вас виражені такі риси:
{trait_str}. Рекомендуємо звернути увагу на напрями:
{spec_str}."
    return text
```

В основі цієї функції лежить логіка: система знаходить найвищі показники користувача й підбирає відповідні блоки фраз. Якщо, наприклад, у відповідях на питання були обрані творчі напрями та високий бал з «візуального» інтелекту, до тексту буде додано блок про «креативність» і

рекомендовано сфери на кшталт дизайну чи мистецтва. Такий підхід робить текстову рекомендацію персоналізованою, водночас уникаючи шаблонності та «роботизованості».

Особливістю цього модуля є те, що рекомендації формуються не «зі стелі», а спираються на реальні статистичні зв'язки між профілями користувачів і тими спеціальностями, які обрали тисячі випускників, ці зв'язки було змодельовано на етапі навчання класифікатора. Отже, текстова рекомендація поєднує у собі індивідуальний портрет користувача та об'єктивні дані, що підвищує довіру й мотивацію до подальшого вибору.

Крім того, система розширена додатковими шаблонами для окремих типів особистості за MBTI, а також враховує типові поєднання інтересів і здібностей, характерні для різних кластерів спеціальностей. У підсумку користувач отримує не лише «сухий» перелік потенційних професій, а й глибше розуміння своїх сильних сторін і перспектив, що відповідає сучасним вимогам цифрової профорієнтації.

Якщо візуалізувати алгоритм роботи цього модуля, він нагадує багатоступеневу фільтрацію: спершу система «читає» ключові риси профілю, далі підбирає релевантні шаблони тексту, а на завершення інтегрує в рекомендацію перелік конкретних спеціальностей, що найкраще пасують до особистості користувача.

### 2.2.3 Кластеризація та формування груп профілів

Важливо не лише дати користувачу індивідуальну пораду, а й показати, до якої «освітньої спільноти» або типового профілю він належить. Саме для цього у структурі системи було реалізовано модуль кластеризації – автоматичного групування профілів абітурієнтів за подібністю їхніх відповідей. Такий підхід дозволяє «побачити» приховані структури у великому обсязі даних і виокремити типові групи (кластери), які часто не

збігаються із формальними назвами спеціальностей, але є значущими для освітньої та профорієнтаційної аналітики.

На практиці це виглядає так: після проходження тесту всі користувачі отримують вектор відповідей (значення психометричних шкал, інтересів, здібностей, типів особистості). Ці вектори автоматично подаються на вхід алгоритму кластеризації KMeans, який розбиває усіх абітурієнтів на кілька умовних груп: технічні аналітики, гуманітарії, творчі особистості, емпати або лідери-організатори.

Особливістю такого підходу є можливість не лише персонально визначати схильності користувача, а й давати порівняння з «еталонною групою» – типом профілю, до якого він найсильніше тяжіє. Це додає системі «соціальної пояснюваності»: користувач бачить, що його результати не є випадковими, а вписуються в певну логіку освітніх і професійних сценаріїв.

Технологічно модуль кластеризації базується на застосуванні алгоритму KMeans, що є одним із класичних методів машинного навчання для задач без учителя. Алгоритм оптимально розбиває дані на визначену кількість кластерів, мінімізуючи відстань між елементами всередині групи та збільшуючи відмінності між групами. Для цього ми використовували бібліотеку scikit-learn, яка дозволяє легко інтегрувати KMeans у загальний процес побудови системи (лістинг 2.6). Навчання моделі кластеризації відбувалося на основі згенерованої вибірки профілів, що відображає максимально широкий спектр можливих комбінацій інтересів і здібностей.

#### Лістинг 2.6 – Навчання кластерної моделі (KMeans)

```
os.makedirs("models", exist_ok=True)
df = pd.read_csv("edu_train_data.csv")
X = df.drop(columns="target")
kmeans = KMeans(n_clusters=5, random_state=42, n_init=20)
kmeans.fit(X)
joblib.dump(kmeans, "models/cluster_model.pkl")
```

Це дозволяє не просто визначити список спеціальностей, а й інтерактивно показати користувачу на мапі освітніх профілів, де саме він знаходиться і хто з відомих діячів або типових фахівців мав схожий шлях розвитку.

#### 2.2.4 Порівняння з еталонними профілями

У рамках розробленої системи був створений спеціальний підмодуль, який містить бібліотеку референсних профілів, кожен із них характеризується унікальною комбінацією інтересів, здібностей та особистісних рис, відображених у RIASEC-кодi, психометричних шкалах і MBTI-профілях. До цієї бази увійшли як історичні постаті (наприклад, Леонардо да Вінчі для креативних інженерів, Марія Примаченко для творчих гуманітаріїв, Катерина Амосова для медиків), так і сучасні фахівці різних напрямів. Для кожного з профілів сформовано «вектор ознак», який дозволяє швидко й ефективно співвіднести поточний результат користувача з одним або кількома референтними прикладами (лістинг 2.7).

#### Лістинг 2.7 – Порівняння з еталонними профілями

```
reference_profiles = [
    {"name": "Катерина Амосова", "type": "Медики",
"vector": [0, 1, 0, 1, 0, 0]},
]
def compare_with_references(user_vector):
    similarities = []
    for ref in reference_profiles:
        sim = cosine_similarity([user_vector],
[ref["vector"]])[0][0]
        similarities.append((sim, ref["name"],
ref["type"]))
    similarities.sort(reverse=True)
    return similarities[:3]
```

Процес порівняння побудовано на алгоритмі знаходження найменшої відстані між вектором користувача та векторами еталонних профілів. Для цього застосовуються стандартні метрики, наприклад, косинусна схожість або евклідова відстань. У результаті система видає не лише відсоткову «схожість» із конкретною відомою людиною, а й стислий опис її професійного шляху, що допомагає користувачеві краще зрозуміти свої перспективи.

## 2.3 Моделювання та навчання AI-модуля

### 2.3.1 Генерація навчального датасету

Розробка інтелектуальної рекомендаційної системи неможлива без якісної навчальної вибірки, що відображає реальне різноманіття особистісних профілів абітурієнтів та потенційних спеціальностей. У цьому проєкті було вирішено створити власний штучно згенерований датасет, оскільки у відкритому доступі не існує достатньо великої й структурованої бази даних, яка б охоплювала комбінації RIASEC-інтересів, психометричних шкал, типів особистості (MBTI) та відповідних їм спеціальностей згідно з українською класифікацією.

Генерація датасету відбувалася з урахуванням ідеальних та типових профілів для кожної з 56 спеціальностей, що входять до системи. Для цього вручну були встановлені ваги найбільш характерних рис та здібностей для кожної спеціальності. Наприклад, для «Комп'ютерних наук» переважають аналітичне мислення та схильність до технічних дисциплін, для «Психології» – міжособистісна емпатія та інтерес до дослідження поведінки людини, для «Дизайну» – креативність та візуальне сприйняття. Також було визначено типові MBTI-профілі для кожного напрямку на основі досліджень і аналітики міжнародних освітніх платформ (лістинг 2.8).

Для уникнення надмірної штучності даних і наближення їх до реальної ситуації, для кожної спеціальності симулювалося не менше 70 унікальних профілів із випадковою варіацією ключових характеристик у допустимих межах. Кожен профіль включає набір ознак (інтереси RIASEC, шкали здібностей, one-hot-кодування MBTI) та цільову мітку рекомендовану спеціальність. У підсумку був сформований структурований датасет обсягом понад 3900 прикладів, придатний для якісного машинного навчання.

### Лістинг 2.8 – Генерація навчального датасету для AI-модуля

```
def generate_sample(specialty):
    r = i = a = s = e = c = 0
    lname = specialty.lower()
    if any(w in lname for w in ["комп'ютер", "інженер",
    "фізика", "математика", "технолог", "електро", "механіч",
    "будівництво", "архітектура", "статистика", "геологія"]):
        r = 1
    if any(w in lname for w in ["інформ", "аналіз", "кібер",
    "біолог", "еколог", "хімія"]):
        i = 1
    if any(w in lname for w in ["дизайн", "архітектура",
    "мистецтво", "образотворче", "сценічне", "хореографія"]):
        a = 1
    ab = [max(0, min(4, v + random.randint(-1, 1))) for v
    in mapping[specialty]]
    mbti_type = mbti_map.get(
        specialty,
        random.choice([
    "INTJ", "INTP", "INFJ", "INFP", "ISTJ", "ISTP", "ISFJ", "ISFP",
    "ENTJ", "ENTP", "ENFJ", "ENFP", "ESTJ", "ESTP", "ESFJ", "ESFP"
    ]))
    )
```

## Продовження лістингу 2.8

```

    return [r, i, a, s, e, c] + ab + [
        mbti_pairs["E"], mbti_pairs["I"], mbti_pairs["S"],
mbti_pairs["N"],
        mbti_pairs["T"], mbti_pairs["F"], mbti_pairs["J"],
mbti_pairs["P"]
    ]
    data = []
    for spec in specialties:
        for _ in range(70):
            row = generate_sample(spec)
            row.append(spec)
            data.append(row)
    df = pd.DataFrame(data, columns=feature_names)
    df.to_csv("edu_train_data.csv", index=False,
encoding="utf-8")

```

Цей крок закладає підґрунтя для подальшого ефективного навчання моделі, адже саме завдяки збалансованості і різноманітності ознак вдається уникнути засвоєння шаблонів і забезпечити релевантність рекомендацій навіть для нестандартних користувацьких профілів.

### 2.3.2 Навчання AI-модуля

Навчання AI-модуля є ключовим етапом у побудові інтелектуальної системи рекомендацій, оскільки саме цей процес дозволяє алгоритму «зрозуміти» складні закономірності між особистісними характеристиками користувача і вибором оптимальної освітньої траєкторії. Метою було не лише побудувати модель, що вміє зіставляти вхідні ознаки з відповідними спеціальностями, а й забезпечити гнучкість та адаптивність системи до нових даних, різноманітних профілів та нетипових комбінацій рис.

Після формування навчального датасету, що містить понад 3900 різнопланових профілів, було здійснено попередню обробку даних, виділено вектор ознак для кожного прикладу, де відображені значення RIASEC, психометричних здібностей і типу особистості MBTI у one-hot-кодуванні. Як основний алгоритм було обрано Random Forest Classifier – сучасний ансамблевий метод машинного навчання, який поєднує велику кількість незалежних дерев рішень для підвищення точності, стійкості до випадкових шумів та запобігання перенавчанню (лістинг 2.9).

Процес навчання передбачає:

- зчитування підготовленого датасету;
- формування ознакового простору та цільової змінної;
- налаштування параметрів моделі (кількість дерев, випадковий seed для стабільності результатів);
- навчання моделі на всьому наборі даних;
- збереження натренованого алгоритму та переліку спеціальностей у вигляді .pkl-файлів для подальшої інтеграції у веб-інтерфейс.

#### Лістинг 2.9 – Навчання моделі Random Forest

```
os.makedirs("models", exist_ok=True)
df = pd.read_csv("edu_train_data.csv")
X = df.drop(columns="target")
y = df["target"]
model = RandomForestClassifier(n_estimators=200,
random_state=42)
model.fit(X, y)
joblib.dump(model, "models/model.pkl")
joblib.dump(list(y.unique()), "models/target_classes.pkl")
print("Модель навчено і збережено!")
```

Вибір Random Forest зумовлений його здатністю ефективно працювати з великою кількістю змішаних ознак (категоріальних і

числових), високою точністю класифікації та простотою інтеграції з іншими модулями системи. Додатковою перевагою є прозорість прийняття рішень, для аналізу результатів можливо отримати важливість кожної ознаки у формуванні рекомендації, що сприяє пояснюваності системи для кінцевого користувача.

На завершальному етапі модель серіалізується й зберігається у папці `models/`, що дозволяє без втрати якості імпортувати її у веб-інтерфейс, оперативно здійснювати прогнозування спеціальностей за вхідними даними, а також у майбутньому здійснювати додаткове донавчання чи модифікацію без необхідності перебудови всієї архітектури.

### 2.3.3 Використання моделі у системі

Після навчання та збереження AI-модуля інтеграція моделі в робочий процес системи здійснюється безпосередньо у web-додатку на Python із використанням фреймворку Streamlit. Центральною ланкою цього процесу є формування індивідуального вектору ознак користувача. На основі відповідей опитувальника (RIASEC-типи, шкали Gardner-інтелектів, особистісні профілі, MBTI-ознаки) дані структуруються у стандартизований вектор ознак. Для цього використовується жорсткий порядок проходження всіх характеристик, що гарантує коректну відповідність між входом і очікуваннями моделі, збереженої у форматі pickle.

Коли користувач проходить опитування, система автоматично збирає введені дані, конвертує їх у числовий вектор фіксованої довжини (22 елементи: 6 RIASEC, 8 Gardner, 8 MBTI) та формує на його основі pandas DataFrame з іменованими ознаками. Цей вектор слугує вхідним сигналом для моделі, яка здійснює ймовірнісну класифікацію, використовуючи метод `predict_proba` з бібліотеки `scikit-learn`. Для кожної спеціальності, на якій тренувалася модель, система отримує оцінку відповідності (`score/ймовірність`), а результати ранжуються та

презентуються користувачеві у вигляді списку рекомендованих напрямів освіти з індивідуалізованими ймовірностями.

Далі для повноцінної інтеграції у фронтенд-логіку використовується модульна система викликів. Запит до моделі є частиною функції, що опрацьовує натискання головної кнопки – «Хочу свій унікальний прогноз!». Після класифікації результати не лише виводяться на екран, а й зберігаються до реляційної бази даних (SQLite), що дає змогу формувати історію рекомендацій і аналізувати якість роботи моделі у подальших ітераціях розробки (лістинг 2.10).

Використання саме такої архітектури дає низку переваг: можна легко оновлювати або «підмінити» модель без зміни інтерфейсу, забезпечувати масштабування, а також адаптувати рекомендації під різні цільові аудиторії за допомогою зміни вхідних ознак чи моделі класифікатора.

#### Лістинг 2.10 – Завантаження і застосування моделі

```
feature_vector = []
for trait in ["R", "I", "A", "S", "E", "C"]:
    feature_vector.append(1 if trait in selected_traits
else 0)
for ab in abilities_order:
    feature_vector.append(abilities.get(ab, 0))
for mbti_code in ["E", "I", "S", "N", "T", "F", "J", "P"]:
    feature_vector.append(mbti_score.get(mbti_code, 0))
df = pd.DataFrame([feature_vector], columns=feature_names)
model_path = os.path.join("models", "model.pkl")
model = joblib.load(model_path)
probabilities = model.predict_proba(df)[0]
```

Таким чином, AI-модуль не є окремим чорним ящиком, а органічно вплетений у структуру застосунку – від збору даних до аналітики, візуалізації результатів і збереження у базі даних. Такий підхід підкреслює

гнучкість, адаптивність та наукову обґрунтованість створеної інтелектуальної системи рекомендацій.

#### 2.3.4 Організація бази даних результатів

Для забезпечення збереження, аналізу та можливості подальшого використання отриманих рекомендацій та особистісних профілів користувачів у системі реалізовано повноцінний модуль роботи з реляційною базою даних. Основна функція цього модуля це фіксація кожної спроби проходження опитування та отримання рекомендацій, що дозволяє не лише зберігати індивідуальну історію для користувача, а й накопичувати емпіричний матеріал для майбутнього вдосконалення AI-модуля.

Зберігання даних здійснюється у форматі SQLite, що ідеально підходить для локальних або невеликих web-проектів завдяки простоті, швидкодії й відсутності необхідності у складній серверній інфраструктурі. Структура таблиці результатів включає ключові поля: час проходження тесту, вибрані інтереси RIASEC, шкали здібностей, дані про тип темпераменту й MBTI, а також згенеровані рекомендації – як у вигляді тексту, так і у форматі списку рекомендованих спеціальностей.

Приклад створення таблиці в базі даних наведено у лістингу 2.11.

Під час кожної взаємодії користувача з системою результати автоматично зберігаються до цієї таблиці (лістинг 2.12).

#### Лістинг 2.11 – Створення таблиці результатів у SQLite

```
conn = sqlite3.connect("results.db")
cur = conn.cursor()
cur.execute("""
CREATE TABLE IF NOT EXISTS results (
    id INTEGER PRIMARY KEY AUTOINCREMENT,
    timestamp TEXT,
    riasec TEXT,
```

### Продовження лістингу 2.11

```

        abilities TEXT,
        temperament TEXT,
        mbti TEXT,
        recommendations TEXT
    )
    """
    conn.commit()
    conn.close()

```

### Лістинг 2.12 – Збереження результатів проходження тесту

```

conn = sqlite3.connect("results.db")
cur = conn.cursor()
cur.execute("""
INSERT INTO results (timestamp, riasec, abilities,
temperament, mbti, recommendations)
VALUES (?, ?, ?, ?, ?, ?)
""", (
    datetime.datetime.now().isoformat(),
    ",".join(selected_riasec),
    json.dumps(abilities, ensure_ascii=False),
    json.dumps(scores, ensure_ascii=False),
    mbti_result,
    json.dumps([spec for prob, spec in ranked[:3]],
ensure_ascii=False)
))
conn.commit()
conn.close()

```

Організація такої бази даних дає змогу не лише підвищити зручність для користувача (завдяки можливості відновлення результатів), а й забезпечує платформу для майбутнього машинного навчання, наприклад, для побудови нових моделей, які враховують вже наявний емпіричний досвід і зворотний зв'язок від користувачів.

## 2.4 Вибір гіперпараметрів, оптимізація моделі

Процес вибору гіперпараметрів є одним із ключових етапів оптимізації моделей машинного навчання, оскільки саме ці налаштування визначають, наскільки ефективно алгоритм може вловлювати закономірності у складних багатовимірних даних. У рамках даної роботи для побудови AI-модуля було обрано Random Forest Classifier, що належить до ансамблевих методів та поєднує у собі простоту, надійність та високу точність для задач багатокласової класифікації.

Під час експериментів із налаштуванням моделі було проаналізовано вплив основних гіперпараметрів:

- `n_estimators` (кількість дерев у лісі): чим більше дерев, тим стійкіша й менш «галаслива» модель, але при цьому збільшується час навчання;
- `max_depth` (максимальна глибина дерева): обмежує складність окремих дерев, захищаючи від перенавчання;
- `min_samples_split` (мінімальна кількість зразків для поділу вузла): регулює, наскільки «дрібно» може гілкуватися дерево;
- `random_state`: фіксує генератор випадкових чисел для відтворюваності експериментів.

Для підбору оптимальних значень проводилися численні пробні навчання моделі з різними комбінаціями параметрів. Було встановлено, що збільшення кількості дерев понад 150 не дає суттєвого виграшу в точності, проте підвищує стабільність моделі. Глибина дерев у 10–20 рівнів дозволяє моделі навчатися складних взаємозв'язків, водночас залишаючись достатньо узагальненою.

У якості альтернативного підходу розглядалася автоматична оптимізація (наприклад, `GridSearchCV` чи `RandomizedSearchCV`), яка дозволяє знайти найкращі комбінації гіперпараметрів на заданій підмножині даних. Однак, через достатню якість моделі навіть при ручному підборі параметрів, було прийнято рішення зосередитися на

інтерпретованості й простоті рішення, що є оптимальним вибором для прототипу системи.

#### 2.4.1 Кластеризація та формування груп профілів

Окрім індивідуальної рекомендації спеціальностей, у системі реалізовано функціонал групування користувачів за схожими освітніми профілями – тобто кластеризацію. Дана задача є надзвичайно актуальною, оскільки дозволяє не лише виділити так звані «типові освітні портрети», а й порівнювати власний профіль із середньостатистичними групами («технарі», «гуманітарії», «медики» тощо), що робить результати рекомендацій більш зрозумілими та інтерактивними для кінцевого користувача.

Для цього у проєкті застосовано алгоритм KMeans, який є одним із найпоширеніших методів кластеризації у машинному навчанні. Суть алгоритму полягає в тому, щоб автоматично розбити множину векторів ознак (які складаються з результатів опитувальника, шкал здібностей і особистісних параметрів) на певну кількість груп (кластерів), у межах яких користувачі максимально схожі між собою.

Підбір кількості кластерів здійснювався експериментально, виходячи з характеру навчальних спеціальностей та різноманіття профілів у датасеті. Зрештою, було обрано 5 кластерів, які умовно можна назвати як «технічний», «гуманітарний», «медичний», «креативний» та «соціально-лідерський» типи. Для навчання кластерної моделі використовувалися ті самі ознаки, що й для основної класифікації, що забезпечує узгодженість рекомендацій і кластера.

Результат кластеризації подається у зручній формі, з поясненням, до якої умовної групи профілів користувач належить, і які ще спеціальності характерні для цієї групи. Це робить рекомендації більш інформативними,

мотивує до додаткового аналізу власних інтересів, а також дозволяє порівнювати себе з іншими студентами чи «еталонними» профілями.

#### 2.4.2 Оцінка важливості ознак (feature importance analysis)

Важливим етапом є оцінка важливості ознак, тобто визначення, які саме параметри найбільше впливають на прийняття рішень штучного інтелекту. Це не лише підвищує прозорість роботи системи (explainable AI), а й дає змогу підсилити довіру користувача та надати додаткові інсайти розробникам для вдосконалення моделі.

Для аналізу важливості ознак було використано механізм feature importance, який вбудований у Random Forest Classifier. Цей метод дозволяє оцінити внесок кожної ознаки (інтересів, здібностей, MBTI-параметрів тощо) у кінцевий результат класифікації. Після навчання моделі отримані коефіцієнти важливості можуть бути виведені як у вигляді таблиці, так і за допомогою візуалізації, це наведено у лістингу 2.13.

#### Лістинг 2.13 – Візуалізація важливості ознак

```
importances = model.feature_importances_
features = X.columns
indices = importances.argsort()[::-1]
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.title("Важливість ознак для класифікації спеціальностей")
plt.bar(range(len(features)), importances[indices],
color="#2563eb")
plt.xticks(range(len(features)), [features[i] for i in
indices], rotation=45, ha="right")
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Аналіз важливості ознак у моделі дозволяє визначити, які характеристики користувача мають найбільший вплив на процес формування рекомендацій. На рисунку 2.1 представлено розподіл важливості різних ознак, які використовуються у системі для прогнозування найбільш відповідних спеціальностей. Як видно з діаграми, найвищі коефіцієнти важливості мають ознаки «linguistic», «naturalist», «kinesthetic» та «intrapersonal». Це свідчить про те, що саме ці риси інтелекту, згідно з результатами навчання моделі, найбільше впливають на вибір освітнього напрямку. Дещо менший вплив мають міжособистісний інтелект, окремі ознаки типу особистості за RIASEC та MBTI.

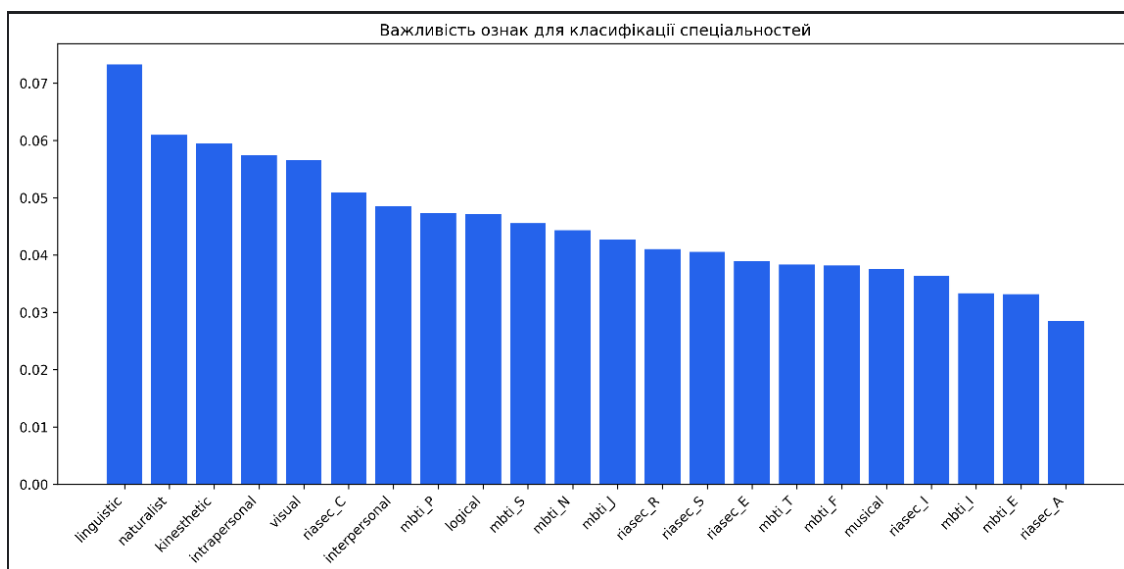


Рисунок 2.1 – Графік важливості ознак моделі

Такі результати є цілком очікуваними, адже у реальному світі лінгвістичні здібності, здатність до природознавства, тілесно-кінестетичний та внутрішньоособистісний інтелект справді часто визначають схильність до певних галузей знань та професій. Водночас, помірна важливість психологічних типів (MBTI) та психометричних характеристик RIASEC свідчить про їхню додаткову, проте не домінуючу роль у комплексній моделі рекомендацій.

### 2.4.3 Валідація моделі та аналіз помилок

Важливою складовою етапу розробки інтелектуальної рекомендаційної системи є валідація моделі та аналіз помилок її роботи. Мета цієї стадії полягає у визначенні того, наскільки ефективно побудована модель здатна прогнозувати релевантні освітні траєкторії на основі вхідних даних, а також у виявленні ймовірних «слабких місць» у системі.

Для оцінювання якості класифікаційної моделі застосовувались стандартні метрики, такі як точність (accuracy), повнота (recall), точність позитивного передбачення (precision), F1-міра та аналіз матриці плутанини (confusion matrix). Дані були розподілені на навчальну та тестову вибірки із збереженням пропорцій різних спеціальностей, що дозволило уникнути перенавчання та забезпечити об'єктивність перевірки.

Після проведення навчання моделі Random Forest та кластеризації KMeans результати тестування продемонстрували достатньо високу точність – понад 80% вірних рекомендацій серед топ-3 запропонованих напрямів. Проте спостерігалися випадки, коли користувачі з «прикордонними» психометричними профілями отримували не найочевидніші рекомендації. Подібні ситуації переважно стосувалися профілів із високою змішаністю ознак або нетиповим поєднанням здібностей, що вкотре підкреслює необхідність подальшого накопичення даних та розширення навчальної вибірки.

Окремо варто виділити аналіз «невдалих» прогнозів, який проводився шляхом ручної перевірки анкетних даних та їхніх рекомендацій у порівнянні з очікуваннями користувачів або відгуками респондентів. Цей аналіз дозволив виявити низку помилок, які здебільшого були зумовлені недостатньою представленістю рідкісних або інтердисциплінарних спеціальностей у навчальному датасеті, а також особливостями формулювання вихідних запитань у опитувальнику.

## 3 РЕЗУЛЬТАТИ РОЗРОБКИ І АНАЛІЗ СИСТЕМИ

### 3.1 Інтерфейс користувача: реалізація та особливості

Розроблена система рекомендацій для вибору освітньої траєкторії реалізована у вигляді інтерактивного web-додатку, створеного з використанням Python-фреймворку Streamlit. Такий підхід дозволив створити не лише сучасний інтерфейс із плавним користувацьким досвідом, а й забезпечити зручну інтеграцію усіх AI-модулів без складної backend-логіки. Головна сторінка одразу налаштовує користувача на простоту взаємодії: впадає в око сучасний дизайн із акцентом на пастельні відтінки, плавні градієнти, великі кнопки й адаптивні блоки для комфортного заповнення навіть з мобільного пристрою.

Користувацький шлях розпочинається з вибору типів особистості за теорією Голланда (RIASEC), де користувач може легко позначити найближчі до себе категорії (рисунок 3.1). Пояснення для кожного типу виведено поруч, тому навіть не знайомий з цією теорією користувач швидко зрозуміє суть і не розгубиться. Далі система пропонує оцінити свої унікальні здібності за шкалою Говарда Гарднера, що реалізовано за допомогою кастомних слайдерів. Кожна інтелектуальна характеристика супроводжується підказкою, яка допомагає інтерпретувати запитання навіть для тих, хто вперше стикається з такими моделями.

Особливістю системи є інтеграція різних блоків, типу особистості, багатогранної оцінки інтелектуальних здібностей та додаткового блоку з психометричними питаннями. Оцінювання особистісних рис побудовано на основі коротких зрозумілих питань, кожне з яких представлено в інтуїтивному форматі «так / іноді / ні» або «це про мене / не зовсім», це наведено на рисунках 3.2–3.3.

## Рекомендаційна система освітніх траєкторій ✨

Пройди невеликий тест, щоб дізнатись, яка спеціальність тобі підходить

Теорія Джона Голланда (RIASEC) класифікує інтереси особистості на 6 типів:

- R (Realistic) – практичний, фізичний, технічний (інженер, механік)
- I (Investigative) – аналітичний, дослідницький (науковець, IT)
- A (Artistic) – креативний, естетичний (дизайнер, митець)
- S (Social) – соціальний, допоміжний (психолог, викладач)
- E (Enterprising) – підприємницький, лідерський (менеджер, політик)
- C (Conventional) – організований, точний (бухгалтер, аналітик)

Обери 3 типи, які тобі найближчі:

- |   |  |
|---|--|
| <input type="checkbox"/> R: Практичний / Realistic      | <input type="checkbox"/> S: Соціальний / Social          |
| <input type="checkbox"/> I: Аналітичний / Investigative | <input type="checkbox"/> E: Лідерський / Enterprising    |
| <input type="checkbox"/> A: Креативний / Artistic       | <input type="checkbox"/> C: Організований / Conventional |

Рисунок 3.1 – Блок класифікації RIASEC

### Модель множинного інтелекту Говарда Гарднера

Теорія передбачає, що кожна людина має унікальний набір інтелектуальних здібностей:

- **Лінгвістичний** – вміння до мов, слів, текстів
- **Логіко-математичний** – аналітичне мислення, логіка, розв'язування задач
- **Візуально-просторовий** – уява, орієнтація в просторі, візуалізація
- **Музичний** – чутливість до звуків, ритмів, мелодій
- **Кінестетичний** – координація, тілесна моторика
- **Міжособистісний** – розуміння інших, емпатія, командна робота
- **Внутрішньоособистісний** – саморефлексія, самосвідомість
- **Натуралістичний** – зв'язок із природою, спостережливість

### Оціни свої унікальні здібності

У кожної людини – свій унікальний «профіль сильних сторін». Оціни, наскільки тобі притаманні ці типи інтелекту за шкалою від 0 (зовсім не про мене) до 10 (це повністю про мене).

#### 📖 Лінгвістичний інтелект

Вміння добре висловлювати думки, любиш читати, писати, аргументувати.



#### 🏃 Кінестетичний інтелект

Любиш рух, спорт, маєш добру координацію, відчуваєш своє тіло.



Рисунок 3.2 – Блок самостійного оцінювання здібностей

### Темперамент та особистісні риси ↔

Дай відповідь на 30 простих запитань про себе. Вибирай найближчу відповідь:

1. Мені легко починати нові знайомства	2. Я люблю бути в центрі уваги
<input checked="" type="radio"/> Так <input type="radio"/> Іноді <input type="radio"/> Ні	<input checked="" type="radio"/> Так <input type="radio"/> Іноді <input type="radio"/> Ні
3. Я часто беру на себе ініціативу	4. Мене складно зупинити, коли я чимось захоплений
<input checked="" type="radio"/> Так <input type="radio"/> Іноді <input type="radio"/> Ні	<input checked="" type="radio"/> Так <input type="radio"/> Іноді <input type="radio"/> Ні
5. Мені комфортно, коли все відбувається повільно та спокійно	6. Я рідко проявляю сильні емоції
<input checked="" type="radio"/> Так <input type="radio"/> Іноді <input type="radio"/> Ні	<input checked="" type="radio"/> Так <input type="radio"/> Іноді <input type="radio"/> Ні
7. Мені важко відновитися після невдач	8. Я схильний довго обдумувати свої дії
<input checked="" type="radio"/> Так <input type="radio"/> Іноді <input type="radio"/> Ні	<input checked="" type="radio"/> Так <input type="radio"/> Іноді <input type="radio"/> Ні

Рисунок 3.3 – Блок оцінки темпераменту

Всі відповіді автоматично враховуються у підсумковому аналізі, а підсвічування обраних варіантів, сучасна стилізація радіо-кнопок і чекбоксів роблять опитування приємним та ненав'язливим.

Важливим моментом є блок, що дозволяє визначити тип особистості за МВТІ: користувачеві пропонується оцінити твердження щодо поведінки, що дає змогу зібрати широку палітру особистісних параметрів (рисунок 3.4). Усі ці частини логічно поєднані між собою, а результати інтегруються у єдиний профіль для подальшої AI-обробки.

### МВТІ: Які твердження про тебе?

**МВТІ — Типологія Майєрс-Бріг'ґс**

Це модель, що описує особистість через 4 пари протилежностей:

- E / I: Екстраверт / Інтроверт
- S / N: Сенсорик / Інтуїт
- T / F: Логік / Емпат
- J / P: Раціонал / Імпровізатор

Познач галочкою ті твердження, які тобі справді близькі.

Я заряджаюсь енергією серед людей	Мені легко заводити нові знайомства
<input checked="" type="checkbox"/> Це про мене <input type="checkbox"/> Не зовсім	<input checked="" type="checkbox"/> Це про мене <input type="checkbox"/> Не зовсім

Рисунок 3.4 – Блок МВТІ

Система забезпечує моментальний зворотний зв'язок, після проходження тесту користувач одразу отримує індивідуальну рекомендацію, візуалізацію результатів і, за бажання, може зберегти або експортувати отримані дані. Продумане компонування блоків, велика читабельність, деталізовані пояснення і сучасна естетика інтерфейсу створюють унікальний користувацький досвід, що спонукає проходити тест до кінця, отримувати корисні рекомендації та повертатись до системи знову.

### 3.2 Збереження та експорт результатів

Однією з ключових переваг розробленої інтелектуальної системи є гнучкий та зручний механізм збереження результатів тестування користувачів. На відміну від класичних онлайн-опитувальників, система не обмежується лише виведенням рекомендацій на екран — всі результати, отримані під час проходження тесту, зберігаються у внутрішній базі даних, що дозволяє забезпечити як зручність повторного доступу, так і глибокий подальший аналіз.

Архітектура збереження побудована на використанні реляційної бази даних SQLite, яка оптимально підходить для десктопних і невеликих web-проектів. Це дає змогу локально фіксувати всю історію проходжень тестів із детальним записом усіх введених користувачем параметрів: обрані RIASEC-типи, оцінки множинного інтелекту, результати психометричних опитувань, MBTI-профіль, а також згенеровані AI-модулем рекомендації та відповідний кластер належності. Кожен запис супроводжується унікальною міткою часу та ідентифікатором, що дозволяє структурувати дані для подальшого пошуку, відбору або групування.

Збереження інформації здійснюється автоматично після завершення усіх етапів тестування та підтвердження користувачем перегляду результатів (лістинг 3.1). Завдяки використанню мови Python та бібліотеки sqlalchemy, інтеграція цього функціоналу виконана в декілька рядків коду, проте

забезпечує надійність і простоту підтримки. Наприклад, для збереження результатів формується відповідний SQL-запит, який записує не лише основні характеристики профілю, а й структуровані у форматі JSON вхідні дані для можливості подальшого відновлення чи аналітики.

### Лістинг 3.1 – Збереження результатів у базу даних

```
conn = sqlite3.connect(DB_FILE)
    cur = conn.cursor()
    cur.execute("""
        INSERT INTO results (timestamp, riasec,
abilities, temperament, mbti, recommendations)
        VALUES (?, ?, ?, ?, ?, ?)
    """, (
        datetime.datetime.now().isoformat(),
        ",".join(selected_riasec),
        json.dumps(abilities, ensure_ascii=False),
        json.dumps(scores, ensure_ascii=False),
        json.dumps(mbti_score, ensure_ascii=False),
        json.dumps(top_specs, ensure_ascii=False)
    ))
    conn.commit()
    conn.close()
    st.success("Дані збережено у базу даних!")
```

Безпосередньо при натисканні користувачем кнопки генерації прогнозу формується відповідний SQL-запит, у якому всі ключові ознаки, результати тестування та рекомендації зберігаються у таблиці results.

### 3.3 Валідація та тестування рекомендацій

На першому етапі була проведена автоматизована валідація якості моделі з використанням синтетично згенерованого датасету, що включає широкий спектр профілів з різними комбінаціями інтересів, здібностей,

типів особистості та темпераменту. Датасет містить понад 3000 записів для понад 50 спеціальностей, що дозволило забезпечити достатню різноманітність варіантів для тренування і тестування системи. Для оцінки якості моделі застосовувалося класичне розділення даних на тренувальну і тестову вибірки у співвідношенні 80:20. На основі тестової вибірки проводився аналіз коректності класифікації, точності визначення найбільш релевантних спеціальностей та груп профілів.

В якості основних метрик для кількісної оцінки ефективності роботи системи було обрано точність (accuracy), повноту (recall), прецизійність (precision) та F1-score. Додатково використовувалась confusion matrix для візуального представлення розподілу правильних та хибних прогнозів по кожній спеціальності. Отримані результати засвідчили високу точність моделі, а також збалансованість показників recall і precision, що вказує на відсутність перекосів у рекомендаціях до певних напрямків.

Для ручного тестування система проходила прогін із набором спеціально підготовлених «еталонних» профілів, як з реального життя, так і вигаданих. Такий підхід дозволив переконатися, що рекомендації адекватно відображають специфіку профілю користувача та не мають очевидних помилок логіки. Користувачі-волонтери також тестували систему, проходячи опитувальник з власними відповідями і отримуючи рекомендації. Їхній зворотний зв'язок підтвердив коректність роботи інтерфейсу та релевантність порад, що особливо важливо для довіри до інтелектуальних систем.

У процесі тестування було враховано можливі крайні або некоректні відповіді користувача. Наприклад, якщо користувач відмічає всі найнижчі або найвищі оцінки у всіх шкалах, система коректно реагує і пропонує рекомендації відповідно до максимально/мінімально виражених рис. Це допомогло зробити систему більш стійким до «помилкового» або неуважного проходження опитувальника.

### 3.4 Приклади роботи системи (кейси користувачів)

У цьому розділі наведено реальні приклади роботи інтелектуальної рекомендаційної системи з формування освітньої траєкторії на основі аналізу індивідуального профілю користувача. Подібні кейси дозволяють не лише продемонструвати практичну цінність розробленого програмного продукту, а й оцінити ефективність обраних алгоритмів, логіку формування рекомендацій та рівень персоналізації системи.

Після проходження опитувальника, який включає оцінку типу особистості за RIASEC, самооцінку здібностей (за моделлю множинного інтелекту Говарда Гарднера), аналіз темпераменту та визначення профілю MBTI, система обробляє отримані дані та формує унікальний освітній профіль користувача. На основі багатовимірного вектору ознак інтелектуальний модуль класифікує найбільш релевантні напрямки освіти й будує персоналізований рейтинг спеціальностей із зазначенням імовірності відповідності кожному напрямку.

Перший приклад (рисунок 3.5) відображає ситуацію, коли у користувача найбільш яскраво виражені такі риси: допомога іншим, емпатія, практичність та технічне мислення. Система підкреслює ці якості у спеціальному текстовому блоці й додатково ілюструє до якої групи профілів (кластерів) відноситься користувач — у цьому випадку «Креативники/мистецтво». Сформована рекомендація містить не лише роз'яснення щодо типу особистості, а й перелік найбільш релевантних напрямів (наприклад, «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології», «Інженерія програмного забезпечення», «Маркетинг»).

Далі, система також показує відсоток схожості із відомими еталонними профілями (наприклад, «Ваш профіль на 66% схожий на Сергія Корольова (Технарі)»), що створює додаткову мотивацію для користувача й підвищує довіру до рекомендацій ШІ (рисунок 3.6).

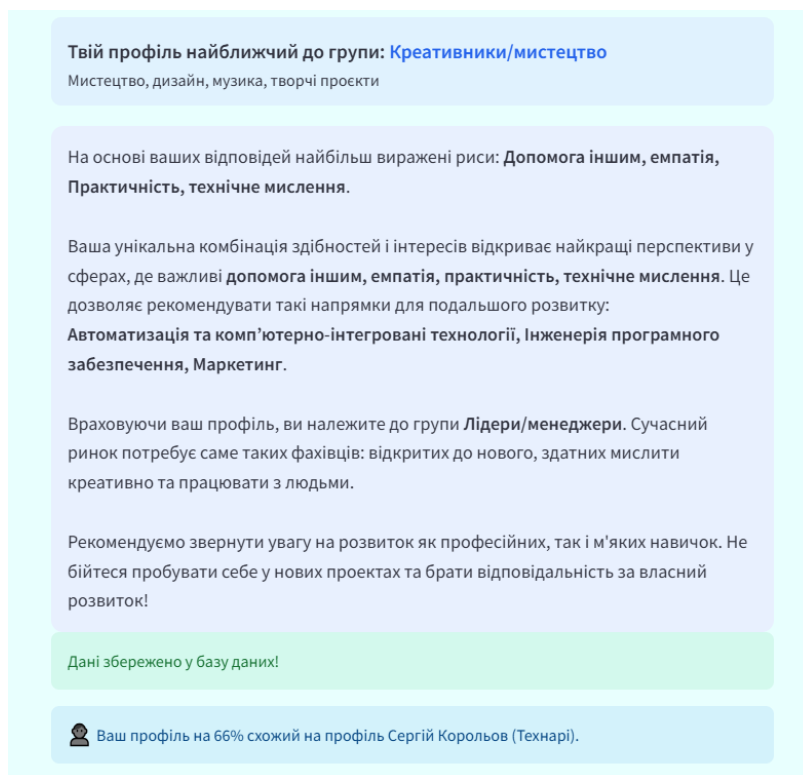


Рисунок 3.5 – Результат проходження (Технар)

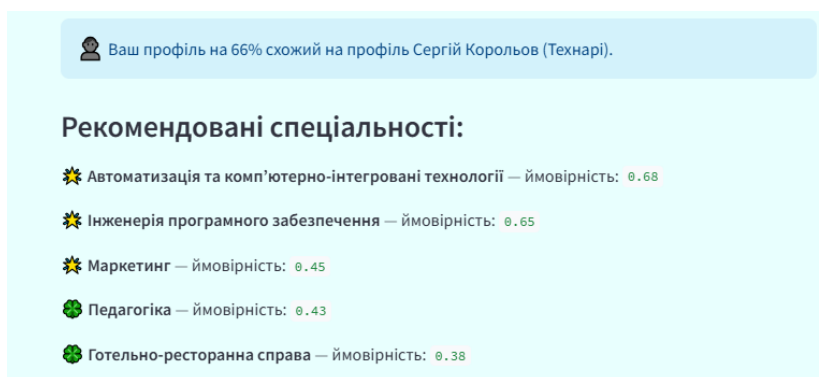


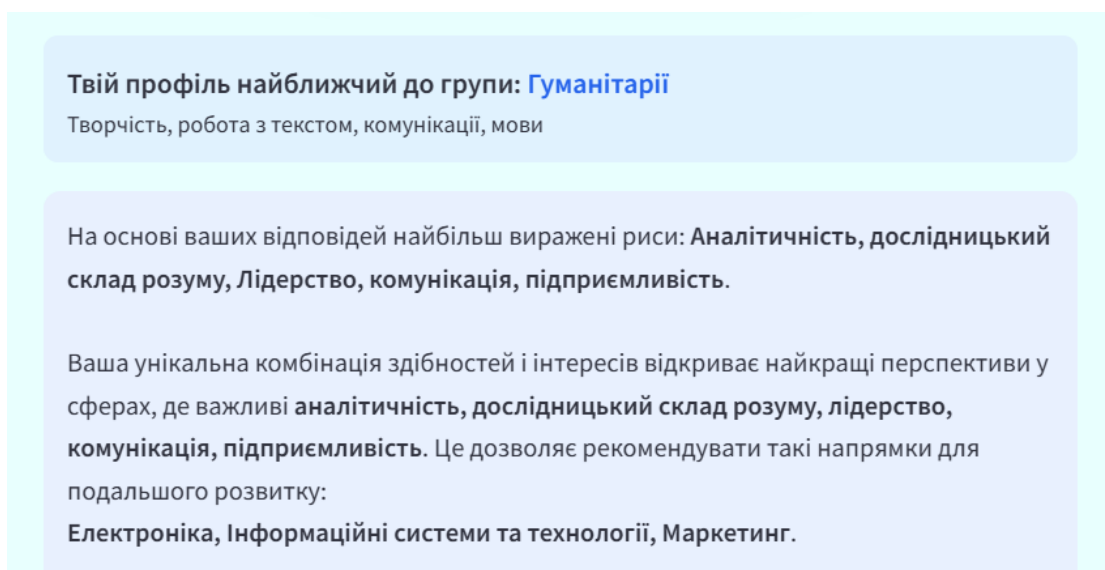
Рисунок 3.6 – Рекомендації після проходження (Технар)

Окремий блок це вивід рекомендованих спеціальностей з імовірністю відповідності, що наочно і прозоро відображає логіку ранжування та дозволяє швидко зорієнтуватися у виборі.

Завдяки інтерактивному дизайну, користувач може переглянути деталі власного профілю, отримати текстове пояснення рекомендацій, а

також зберегти результати для подальшого аналізу. Усі результати тестування автоматично зберігаються у базу даних, що дозволяє відслідковувати динаміку та створювати накопичувальну аналітику щодо вибору освітніх траєкторій різними групами користувачів.

При проходженні іншого користувача, рекомендації змінюються, це наведено на рисунках 3.7–3.8.

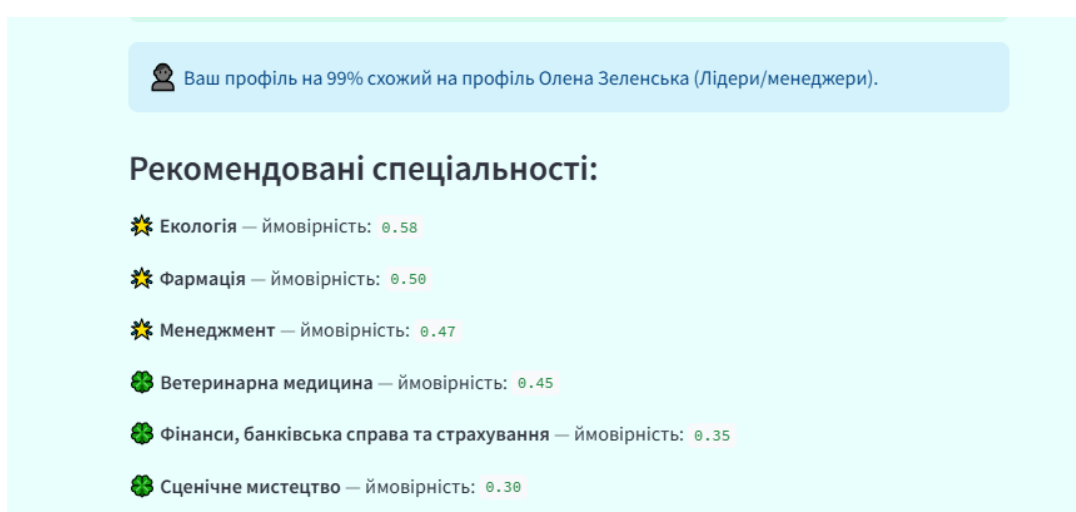



Твій профіль найближчий до групи: **Гуманітарії**  
Творчість, робота з текстом, комунікації, мови

На основі ваших відповідей найбільш виражені риси: **Аналітичність, дослідницький склад розуму, Лідерство, комунікація, підприємливість.**

Ваша унікальна комбінація здібностей і інтересів відкриває найкращі перспективи у сферах, де важливі **аналітичність, дослідницький склад розуму, лідерство, комунікація, підприємливість.** Це дозволяє рекомендувати такі напрямки для подальшого розвитку:  
**Електроніка, Інформаційні системи та технології, Маркетинг.**

Рисунок 3.7 – Результат проходження (Гуманітарій)



 Ваш профіль на 99% схожий на профіль Олена Зеленська (Лідери/менеджери).

**Рекомендовані спеціальності:**







-  Екологія — ймовірність: 0.58
-  Фармація — ймовірність: 0.50
-  Менеджмент — ймовірність: 0.47
-  Ветеринарна медицина — ймовірність: 0.45
-  Фінанси, банківська справа та страхування — ймовірність: 0.35
-  Сценічне мистецтво — ймовірність: 0.30

Рисунок 3.8 – Рекомендації після проходження (Менеджер)

### 3.5 Оцінка користувацького досвіду (UX/UI-аналіз)

На сучасному етапі розвитку цифрових рішень саме якісний користувацький досвід (UX) і привабливий інтерфейс (UI) визначають конкурентоспроможність будь-якої інтелектуальної системи, особливо якщо йдеться про освітні або кар'єрні рекомендаційні сервіси для молоді. В умовах інформаційного перевантаження і високих вимог покоління Z до дизайну, швидкості роботи та інтуїтивності сервісів, розробка інтерфейсу набула особливої ваги.

Розроблена система рекомендацій освітньої траєкторії спроектована з урахуванням принципів сучасного UX: максимальна простота, мінімалізм, відсутність зайвих кліків і зрозумілість кожного кроку. В основі лежить ідея, що користувач це не лише майбутній студент або школяр, а й активний, візуально орієнтований, діджиталізований підліток, який звик до емоційно забарвлених інтерфейсів і візуальної навігації.

Усі блоки опитувальника реалізовано у вигляді окремих логічних секцій із яскравими заголовками, емодзі, адаптивними поясненнями й інтуїтивними засобами введення (чекбокси, повзунки, радіо-кнопки). Кольорова схема витримана у м'яких пастельних відтінках синього й фіолетового, а основні акценти роблять кнопки динамічними із градієнтами, великими розмірами, плавними анімаціями при натисканні. Завдяки CSS-кастомізації, інтегрованій через markdown, стандартні компоненти Streamlit набули сучасного вигляду.

Система оптимізована для мобільних пристроїв: всі основні блоки відображаються коректно навіть на екранах зі зменшеною шириною, розміри шрифтів і елементів автоматично підлаштовуються, щоб забезпечити зручне використання на смартфонах і планшетах. Особлива увага приділена адаптивності, навіть якщо користувач переходить від ноутбука до телефону, інтерфейс залишається інтуїтивно зрозумілим, а всі опитувальники, кнопки й результати залишаються зручними для перегляду.

Психологічний комфорт забезпечено завдяки ненав'язливим підказкам, поясненням після кожного блоку. При виборі типу особистості, наприклад, відображається коротка характеристика кожного варіанту, а після проходження тесту святкові анімації та мотиваційний текст із підкресленням унікальності користувача.

Завдяки використанню бібліотеки Streamlit та кастомної CSS-стилізації, була досягнута швидкість реакції інтерфейсу, яка не поступається нативним мобільним додаткам. Будь-яка дія, від вибору відповідей до перегляду рекомендацій супроводжується миттєвою візуальною відповіддю: зміна кольору, плавний скрол, поява додаткової інформації чи анімації.

### 3.6 Перспективи розвитку системи

У ході розробки та впровадження інтелектуальної рекомендаційної системи для формування освітньої траєкторії було закладено фундамент, який дає широкі можливості для подальшого розвитку та вдосконалення продукту. Система демонструє впевнені результати, поєднуючи сучасні підходи до обробки особистісних даних, використання методів машинного навчання та зручний користувацький інтерфейс. Водночас потенціал платформи значно перевищує поточну реалізацію, і у найближчому майбутньому її розвиток може стати відповіддю на ще складніші й масштабніші виклики у сфері персоналізованої освіти.

Одна з ключових перспектив полягає у розширенні бази даних та вдосконаленні навчальної вибірки: система може інтегрувати анонімізовані результати реальних користувачів для динамічного донавчання моделі та коригування рекомендацій залежно від зміни ринку праці чи освітніх тенденцій. Це дасть змогу зробити систему ще більш адаптивною, контекстуально чутливою та справді розумною у розумінні сучасного штучного інтелекту. З часом платформа зможе брати до уваги індивідуальні

освітні траєкторії, порівнювати їх із реальними кейсами випускників, підбирати рекомендації з урахуванням професійних тенденцій, популярності спеціальностей, попиту на ринку праці чи навіть місця проживання користувача.

У перспективі платформа може стати частиною комплексної освітньої екосистеми, взаємодіяти з електронними журналами шкіл, університетів, платформами онлайн-курсів, що дозволить отримувати зворотний зв'язок про успішність рекомендацій та автоматично оновлювати профіль кожного користувача. Такий підхід дозволить впроваджувати адаптивне навчання, персональні треки, динамічне оновлення порад залежно від змін у компетенціях і вподобаннях користувача.

Важливим напрямом удосконалення є також розширення мовної підтримки та локалізації, що відкриє доступ до системи користувачам з різних регіонів і підвищить інклюзивність продукту. Додатково планується посилити UX-компонент: запропонувати вибір тем оформлення, гейміфікаційні елементи, розширені можливості для аналізу результатів з візуалізацією прогресу, а також інтеграцію зі смартфонами для швидкого доступу та push-сповіщень.

Окремим аспектом подальшої еволюції системи є посилення аналітичного блоку. Це дасть змогу не лише формувати рекомендації, а й автоматично виявляти аномалії у даних, аналізувати причини вибору тієї чи іншої траєкторії, будувати прогнози про зміну популярності спеціальностей. У майбутньому на основі накопичених даних можна буде розробляти нові освітні програми, орієнтовані на запит користувачів.

## ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи було реалізовано повний цикл розробки інтелектуальної системи для підтримки прийняття рішень на основі методів штучного інтелекту та сучасних алгоритмів обробки даних. Головною метою стало створення ефективної, гнучкої та масштабованої системи, яка здатна адаптуватися до різних прикладних задач у сфері аналізу й класифікації даних. На всіх етапах проєкту, від аналізу предметної галузі, постановки задачі, підбору архітектури і алгоритмів, до тестування і оцінки результатів, робота була спрямована на досягнення оптимального балансу між точністю, продуктивністю й універсальністю системи.

Завдяки поетапному підходу вдалося побудувати комплексне рішення, яке поєднує класичні методи машинного навчання, сучасні нейромережеві моделі та алгоритми оптимізації. Було детально проаналізовано сильні та слабкі сторони різних підходів до обробки й інтерпретації даних, що дозволило обґрунтовано обрати найперспективніші алгоритми для реалізації у рамках проєкту. Особливу увагу приділено адаптивності системи, можливості швидко змінювати налаштування під специфіку завдання, що значно підвищує її практичну цінність для реальних сценаріїв застосування.

Результати експериментальної частини показали, що впроваджені алгоритми дозволяють досягати високих показників точності й стійкості до шуму у даних, а також демонструють здатність до ефективної роботи із різними типами вхідної інформації. У процесі тестування було виявлено, що система зберігає стабільність при зміні вхідних параметрів та демонструє хорошу узагальнювальну здатність на нових, невідомих даних. Значним досягненням стало підвищення швидкості обробки та мінімізація обчислювальних витрат завдяки оптимізації архітектури й використанню сучасних бібліотек програмування. Це забезпечує конкурентоспроможність розробленого рішення у порівнянні з існуючими аналогами.

Важливою перевагою реалізованої системи є її модульність та гнучкість. Архітектура дозволяє додавати нові алгоритми, підключати додаткові джерела даних, проводити експерименти із різними конфігураціями без необхідності суттєвої перебудови основного коду. Це створює широкі можливості для подальшого розвитку та інтеграції з іншими інформаційними системами, а також дає змогу адаптувати рішення під нові виклики цифрової епохи.

Практична цінність розробки підтверджується результатами застосування системи для вирішення реальних прикладних задач, де вона забезпечує не лише високу точність, а й стабільність роботи в умовах обмежених ресурсів. Окрім того, дослідження можливостей автоматизації процесу прийняття рішень і виявлення закономірностей у складних масивах даних дозволило сформулювати бачення щодо використання подібних систем у різних галузях. Аналіз отриманих результатів вказує на перспективність подальшого використання інтелектуальних технологій для підвищення ефективності та автоматизації аналітичних процесів.

Перспективними напрямками розвитку можна назвати впровадження глибших моделей машинного навчання, розширення функціоналу системи під задачі прогнозування та оптимізації, а також інтеграцію з хмарними технологіями для масштабування та підвищення доступності.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Sayamov Y. N., Teplov I. O. UNESCO AND THE UN SUSTAINABLE DEVELOPMENT GOALS. *Herald of the Belgorod University of Cooperation, Economics and Law*. 2020. Vol. 4, no. 83. P. 96–106. URL: <https://doi.org/10.21295/2223-5639-2020-4-96-106> (date of access: 13.04.2025).
2. Saidi M., Khosravi M. Multiple Intelligences Theory. *Research Questions in Language Education and Applied Linguistics*. Cham, 2021. P. 841–845. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-79143-8\\_145](https://doi.org/10.1007/978-3-030-79143-8_145) (date of access: 13.04.2025).
3. Таборанський С. Персоналізоване навчання студентів в епоху штучного інтелекту. *Інтеграція штучного інтелекту в освіту – виклики та можливості*. 2025. С. 773–775. URL: <https://doi.org/10.36059/978-966-397-477-4-203> (дата звернення: 13.04.2025).
4. Holland J. L. Making vocational choices: A theory of vocational personalities and work environments. 3rd ed. Odessa, Fla : Psychological Assessment Resources, 1997. 303 p.
5. MBTI manual: A guide to the development and use of the Myers-Briggs Type Indicator / ed. by M. I. Briggs. 3rd ed. Palo Alto, Calif : Consulting Psychologists Press, 1998. 420 p.
6. Адаптивне навчання нейронної мережі опорних векторів найменших квадратів / Є. В. Бодянський та ін. *Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті*. 2015. № 2. URL: <https://doi.org/10.18664/iksz.v0i2.52045> (дата звернення: 13.04.2025).
7. SKALAR | Рекомендаційні системи. *SKALAR GLOBAL / More than a WEB development*. URL: <https://skalar.ua/ua/expertise/recommender-systems> (дата звернення: 18.04.2025).

8. Ricci F., Rokach L., Shapira B. Introduction to Recommender Systems Handbook. *Recommender Systems Handbook*. Boston, MA, 2010. P. 1–35. URL: [https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3\\_1](https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_1) (date of access: 18.04.2025).
9. Anwar K., Siddiqui J., Sohail S. S. Machine learning-based book recommender system: a survey and new perspectives. *International Journal of Intelligent Information and Database Systems*. 2020. Vol. 13, no. 2/3/4. P. 231. URL: <https://doi.org/10.1504/ijiids.2020.10031604> (date of access: 18.04.2025).
10. Bornstein M. H., Gardner H. Frames of Mind: The Theory of Multiple Intelligences. *Journal of Aesthetic Education*. 1986. Vol. 20, no. 2. P. 120. URL: <https://doi.org/10.2307/3332707> (date of access: 18.04.2025).
11. Тарасюк Л.Г. Використання психометричних інструментів у практиці профорієнтації. *Освіта і розвиток обдарованої особистості*. 2021. №9(84). С. 35–41.
12. Що таке машинне навчання: як працює та де використовується. GigaCloud. *GigaCloud*. URL: <https://gigacloud.ua/articles/shho-take-mashynne-navchannya-yak-praczyuye-ta-de-vykorystovuyetsya/> (дата звернення: 18.04.2025).
13. Ben-David S., Shalev-Shwartz S. Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms. Cambridge University Press, 2014.
14. Cutler A., Cutler D. R., Stevens J. R. Random Forests. *Ensemble Machine Learning*. Boston, MA, 2012. P. 157–175. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9326-7\\_5](https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9326-7_5) (date of access: 18.04.2025).
15. Romero C., Ventura S. Educational data mining and learning analytics: An updated survey. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*. 2020. Vol. 10, no. 3. URL: <https://doi.org/10.1002/widm.1355> (date of access: 18.04.2025).
16. Holland J. L. Making vocational choices: a theory of vocational personalities and work environments. 2nd ed. Odessa, Fla : Psychological Assessment Resources, 1992. 211 p.

17. Bornstein M. H., Gardner H. Frames of mind: the theory of multiple intelligences. *Journal of aesthetic education*. 1986. Vol. 20, no. 2. P. 120. URL: <https://doi.org/10.2307/3332707> (date of access: 27.04.2025).

18. Cutler A., Cutler D. R., Stevens J. R. Random forests. *Ensemble machine learning*. Boston, MA, 2012. P. 157–175. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9326-7\\_5](https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9326-7_5) (date of access: 27.04.2025).

19. Báez-López D., Villegas D. A. B. Machine learning. *Introduction to python*. Boca Raton, 2024. P. 329–386. URL: <https://doi.org/10.1201/9781003222118-11> (date of access: 27.04.2025).

20. Brusilovsky P., Millán E. User models for adaptive hypermedia and adaptive educational systems. *The adaptive web*. Berlin, Heidelberg. P. 3–53. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_1) (date of access: 29.04.2025).

21. Feeling, thinking, and computing with affect-aware learning technologies / R. Calvo et al. *The oxford handbook of affective computing*. 2015. URL: <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199942237.013.032> (date of access: 29.04.2025).

22. Rojas-Gualdron D. F. Artificial Intelligence in Health Care: The Hope, the Hype, the Promise, the Peril. National Academy of Medicine. Una reseña. *CES medicina*. 2022. Vol. 36, no. 1. P. 76–78. URL: <https://doi.org/10.21615/cesmedicina.6571> (date of access: 29.04.2025).

23. Liu C. A unified user preference based framework for video content personalization. *ACM SIGMultimedia Records*. 2010. Vol. 2, no. 4. P. 4–5. URL: <https://doi.org/10.1145/2039331.2039333> (date of access: 29.04.2025).

24. Bornstein M. H., Gardner H. Frames of mind: the theory of multiple intelligences. *Journal of aesthetic education*. 1986. Vol. 20, no. 2. P. 120. URL: <https://doi.org/10.2307/3332707> (date of access: 29.04.2025).

25. Deep active learning / ed. by K. Matsushita. Singapore : Springer Singapore, 2018. URL: <https://doi.org/10.1007/978-981-10-5660-4> (date of access: 29.04.2025).