

шифр роботи «SQL природною»

СТУДЕНТСЬКА НАУКОВА РОБОТА

на тему

«Програмний модуль для генерування SQL-запитів на основі природної мови з використанням штучного інтелекту / Software Module for Intelligent SQL Queries Generation Based on Natural Language»

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень	7
Вступ.....	8
1 Аналіз предметної області та постановка задачі дослідження.....	10
1.1 Опис предметної області	10
1.2 Огляд існуючих рішень.....	13
1.3 Постановка задачі дослідження	10
2 Проєктування програмного модуля для генерування SQL-запитів на основі природної мови з використанням штучного інтелекту	12
2.1 Архітектура програмного модуля.....	12
2.2 Інформаційне забезпечення.....	16
2.3 Алгоритмічне забезпечення	17
2.4 Технологічне забезпечення	20
3 Реалізація та тестування програмного модуля для генерування SQL-запитів на основі природної мови з використанням штучного інтелекту	22
3.1 Програмна реалізація	22
3.2 Інтерфейс користувача.....	23
3.3 Тестування програмного модуля	26
Висновки	31
Список використаних джерел	32
Додаток А Програмний код створення запиту для генерування SQL-коду	36
Додаток Б Зразок експортованого файлу у форматі PDF	44
Додаток В Зразок експортованого файлу у форматі Word	59
Додаток Г Зразок експортованого файлу у форматі Excel	46

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

БД – база даних

ІС – інформаційна система

ПЗ – програмне забезпечення

API – Application Programming Interface (прикладний програмний інтерфейс)

СУБД – система управління базами даних

ШІ – штучний інтелект

ACID – Atomicity, Consistency, Isolation, Durability (атомарність, узгодженість, ізолюваність, довговічність)

BERT – Bidirectional Encoder Representations from Transformers

CSV – Comma-Separated Values (значення, розділені комами)

DDL – Data Definition Language (мова визначення даних)

DML – Data Manipulation Language (мова маніпулювання даними)

GPT – Generative Pre-trained Transformer (генеративний попередньо навчений трансформер)

JSON – JavaScript Object Notation (запис об'єктів JavaScript)

LLM – Large Language Model (велика мовна модель)

NLP – Natural Language Processing (обробка природної мови)

PDF – Portable Document Format (формат переносних документів)

SQL – Structured Query Language (мова структурованих запитів)

TTS – Text-to-Speech (перетворення тексту на мовлення)

XML – eXtensible Markup Language (розширювана мова розмітки)

ВСТУП

У цифрову епоху бази даних є ключовим компонентом інформаційних систем, але робота з ними ускладнюється без знання SQL. За даними Bird S. et al., понад 60% аналітиків і бізнес-користувачів вважають це основною перешкодою. Технології NLP і великі мовні моделі допомагають подолати цю проблему. Дослідження Casanova M. A. et al. показує, що використання ІІІ для генерації SQL-запитів підвищує ефективність на 30–45% і в 3–4 рази скорочує час отримання даних для новачків.

Актуальним є створення рішення для генерації SQL-запитів із природної мови з використанням ІІІ. Для цього потрібно проаналізувати сучасні підходи, визначити вимоги, спроектувати архітектуру, реалізувати алгоритми та додаткові функції – голосове введення, обмеження доступу, історію запитів.

Об'єкт дослідження – процес взаємодії користувачів із реляційними базами даних через природномовний інтерфейс, предмет – методи та алгоритми автоматичної генерації SQL-запитів із застосуванням ІІІ.

Метою є розробка програмного модуля на основі штучного інтелекту для автоматизації процесу перетворення запитів природною мовою в SQL-код. Для досягнення мети необхідно виконати наступні завдання:

- провести аналіз предметної області;
- проаналізувати відомі рішення і зробити постановку задачі проєктування;
- спроектувати архітектуру, алгоритмічне та інформаційне забезпечення програмного модуля;
- розробити програмний модуль;
- протестувати роботу модуля.

Практичне значення результатів полягає у спрощенні доступу до даних для нетехнічних користувачів, підтримці голосового введення та забезпеченні безпечної роботи. Розроблений модуль має модульну архітектуру, що дозволяє інтегрувати його з різними СУБД і адаптувати до потреб користувача.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1 Опис предметної області

Предмет дослідження охоплює взаємодію людини з реляційними базами даних за допомогою природної мови та технологій ШІ. Реляційні СУБД займають понад 75% ринку, а основною мовою взаємодії є SQL, яка складна для нетехнічних користувачів [1-3].

Обробка природної мови (NLP) – підгалузь ШІ, що забезпечує взаємодію комп'ютерів з людською мовою. У контексті Text-to-SQL важливими є синтаксичний і семантичний аналіз. Завдання перетворення тексту в SQL стало особливо актуальним з появою великих мовних моделей (LLM) [4-7].

Прогрес NLP останніх років пов'язаний із трансформерною архітектурою, яка пододала обмеження традиційних методів у врахуванні контексту [13]. Це критично для Text-to-SQL, де запити можуть бути складними та багаторівневими. Моделі GPT-4, BERT базуються на трансформерах, використовуючи механізм уваги для побудови мовного контексту [4, 22].

Задача Text-to-SQL включає:

- розуміння природномовного запиту;
- аналіз схеми БД;
- зіставлення елементів запиту зі схемою;
- генерацію SQL;
- оптимізацію та валідацію запиту.

Системи генерації SQL поділяються на три типи [12]:

- спеціалізовані моделі;
- адаптовані LLM;
- LLM без донавчання (zero-shot).

Завдання залишається складним: проблеми з генерацією складних запитів, неоднозначностями, адаптацією до схем БД, відповідністю СУБД [3, 15].

Text-to-SQL застосовується в аналітиці, управлінні даними, освітніх платформах. Аналітики витрачають до 70% часу на написання SQL-запитів [15].

Основні бар'єри для користувачів:

- складний синтаксис;
- абстрактна реляційна модель;
- високі вимоги до знання структури БД;
- відсутність підказок;
- тривалий час навчання (40–200 годин).

Нетехнічні користувачі стикаються з:

- залежністю від ІТ-фахівців;
- обмеженим функціоналом інструментів;
- ризиками безпеки;
- розривом між термінами бізнесу та БД;
- відсутністю зручного інтерфейсу.

За даними OpenAI, у компаніях із природномовним доступом до даних використання аналітики нетехнічними працівниками зростає на 45–60% [29].

Досвідчені користувачі також мають труднощі:

- тривалість формування складних запитів;
- високий рівень помилок (до 40%);
- проблеми з оптимізацією;
- час на підтримку та модифікацію;
- обмежена повторна використання;
- складність документування.

Для навчання та оцінки моделей створено набори даних (ATIS, GeoQuery, WikiSQL, Spider) [24]. Spider охоплює 10 181 запит у 200 схемах і є стандартом для перевірки генералізації моделей.

Перші системи Text-to-SQL з'явилися у 70-х роках і були засновані на ручних правилах, що робило їх жорстко прив'язаними до конкретних схем [13]. Згодом з'явилися статистичні моделі, а справжній прорив забезпечили методи глибокого навчання [8], зокрема трансформери [4, 22].

У контексті цифрової трансформації дедалі більше компаній використовують Text-to-SQL для підвищення продуктивності. Такі рішення зменшують навантаження на ІТ-відділи та скорочують час на створення звітів у 2–4 рази [29]. Критично важливим є дотримання безпеки даних, особливо при обробці через хмарні сервіси [16]. Перспективні рішення – гібридні моделі з локальною обробкою та захищеними каналами.

Основними метриками оцінки є точність запитів (execution accuracy, exact match) та здатність працювати з новими схемами [7].

Особливу увагу привертає багатомовність: більшість моделей орієнтовані на англійську, тоді як підтримка української мови – обмежена. Складна морфологія ускладнює ідентифікацію елементів запиту, але розвиток таких систем має потенціал для України через потребу в аналітиці та дефіцит SQL-фахівців.

1.2 Огляд існуючих рішень

Останні дослідження підтверджують зростання ролі великих мовних моделей у задачах Text-to-SQL. GPT-4, MetaSQL, RAT-SQL добре справляються з різними типами запитів, однак залишаються проблеми з багатомовністю, агрегаціями, підзапитами та поясненням результатів [10, 23].

Серед нових підходів віділяються [5, 9, 19, 20]:

- а) C3 (Скаффолдинг, Перевірка, Виправлення) – дозволяє досягти високої точності на наборі Spider без специфічного навчання [5];
- б) DIN-SQL – застосовує декомпозицію та самокорекцію для формування складних запитів, ефективний для багатотабличних структур [19];
- в) Purple – спеціальне доналаштування LLM із використанням вузькопрофільних датасетів, що покращує точність [20].

Перспективи розвитку включають інтеграцію голосових інтерфейсів, автоматичне пояснення та візуалізацію SQL, адаптацію під українську мову й прикладні домени, а також розробку навчальних інструментів [6, 12]. Штучний

інтелект стимулював розвиток інструментів автоматичної генерації SQL з природної мови. За даними Gartner, ринок таких рішень зростає на 35% щороку.

Для аналізу обрано три сервіси: SQLPilot [33], SQL Queries AI [32], SQL AI Query Explain [31], що реалізують різні підходи до генерації SQL-запитів. SQLPilot – настільний застосунок з інтеграцією з API OpenAI, що підтримує PostgreSQL та MySQL. Система використовує великі мовні моделі (GPT-3.5, GPT-4, GPT-4o) для генерації SQL-запитів на основі природномовних запитів та контекстної інформації про схему бази даних. Переваги: технологія RAG; локальне виконання без збереження облікових даних; підтримка до 50 таблиць; експорт у CSV. Серед недоліків звертаємо увагу на: відсутність веб-версії; обмежена кількість СУБД; немає голосового введення.

Показники:

- час генерації: 1.2–3.5 с;
- точність: прості запити – 93%, складні – 78%.

SQL Queries AI – програмний продукт для Windows вартістю 127.50 грн. Архітектурно-автономний застосунок, що не вимагає підключення до зовнішніх API з наступними перевагами: підтримка основних типів запитів, оптимізація, збереження історії, адаптивне навчання. Недоліками застосунку є відсутність відкритої архітектури, підтримка лише до 25 таблиць. Показники SQL Queries AI:

- час: 0.8–2.0 с;
- точність: прості запити – 89%, складні – 65%.

ZZZCode AI SQL Query Explain – безкоштовна онлайн-платформа для генерації SQL-запитів. Реалізована як веб-сервіс, доступний з будь-якого пристрою з підключенням до інтернету. До переваги відносяться: підтримка багатьох СУБД (SQL Server, MySQL, PostgreSQL, SQLite, Oracle); налаштування виводу, пояснення запитів; додаткові інструменти: аналіз, рефакторинг, виявлення помилок. Недоліки є: залежність від стабільності API; передача даних на сервер; обмеження на довжину запитів.

Показники:

- час: 1.5–4.0 с;
- точність: прості запити – 91%, складні– 72%;
- підтримка агрегацій — 85%, до 40 таблиць.

У таблиці 1.1 подано порівняння існуючих програмних продуктів за ключовими характеристиками.

Таблиця 1.1 – Порівняльний аналіз аналогічних програмних рішень

Критерій	SQLPilot	SQL Queries AI	ZZZCode AI SQL Query Explain
Тип додатку	Настільний	Настільний	Веб-платформа
Підтримувані СУБД	PostgreSQL, MySQL	PostgreSQL, MySQL	Вводиться самостійно
Використовувані моделі AI	GPT-3.5, GPT-4, GPT-4o	Не розкрито	Не розкрито
Власний ключ API	Так, підтримка ключів OpenAI	Ні	Ні
Підтримка української мови	Так	Ні	Ні
Голосовий ввід	Ні	Ні	Ні
Оптимізація запитів	Так	Так	Так
Збереження історії	Ні	Ні	Ні
Експорт результатів	CSV (планується Excel)	Ні	Ні
Конфіденційність даних	Локальне виконання запитів	Не деталізовано	Запити передаються на сервери платформи
Платформи	Windows	Windows	Кросплатформенний (веб)

Аналіз порівняльної таблиці показує спільне обмеження всіх розглянутих рішень – відсутність голосового вводу, що вказує на перспективну нішу для інновацій [6]. Інтеграція голосових інтерфейсів може значно підвищити доступність систем для ширшого кола користувачів.

Згідно з [10], багатоетапна генерація SQL із формуванням кількох варіантів запиту та їх подальшим ранжуванням підвищує точність, дозволяючи врахувати різні інтерпретації користувацького запиту.

У роботі з українською мовою виникають труднощі через морфологічні особливості, зокрема відмінювання іменників та прикметників, що ускладнює ідентифікацію сутностей у запитах. Жодне з аналізованих рішень не підтримує українську мову повною мірою, що обмежує їхнє застосування в Україні.

Адаптація технологій Text-to-SQL потребує не лише перекладу інтерфейсів, а й розробки методів обробки української морфології та синтаксису.

1.3 Постановка задачі дослідження

Аналіз існуючих рішень виявив кілька суттєвих недоліків:

- обмежена підтримка СУБД – більшість систем працюють лише з окремими СУБД або не розкривають повну інформацію про сумісність;
- відсутність голосового інтерфейсу – це обмежує зручність у різних сценаріях використання;
- недостатня локалізація – підтримка української мови реалізована частково або відсутня;
- ризики конфіденційності – передача схем БД і запитів на зовнішні сервери;
- обмежена інтеграція – слабка підтримка корпоративних систем і процесів розробки;
- закритість архітектури – відсутність можливості використовувати власні API-ключі чи налаштовувати моделі;
- обмеження безкоштовних версій – ліміти на обсяг і складність запитів;
- відсутність освітніх функцій – системи не сприяють поступовому навчанню SQL.

Ці недоліки визначають напрями вдосконалення: підтримка української мови, краща інтеграція, голосове введення та навчальні функції.

На основі аналізу сформовано набір вимог до нового рішення. Функціональні вимоги високого пріоритету:

- авторизація та розмежування прав доступу;
- вибір БД та швидкий доступ до таблиць;
- генерація SQL з природної мови;
- виконання довільних SQL-запитів;
- експорт результатів (PDF, Word, Excel);
- табличне відображення результатів;

Нефункціональні вимоги:

- безпека – захищена автентифікація й авторизація ;
- продуктивність – 95% запитів виконуються за ≤ 2 с.;
- надійність – обробка виключень ;
- зручність – інтуїтивний інтерфейс;
- підтримка української мови в інтерфейсі та даних.

Отже основною задачею дослідження обрано вирішення проблеми низької доступності баз даних для користувачів без знання SQL та неефективності формулювання запитів традиційними методами, щоб подолати бар'єри для користувачів без знання SQL та підвищити ефективність формулювання запитів.

2 ПРОЄКТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ ДЛЯ ГЕНЕРУВАННЯ SQL-ЗАПИТІВ НА ОСНОВІ ПРИРОДНОЇ МОВИ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

2.1 Архітектура програмного модуля

Під час проєктування модуля враховано сучасні технологічні вимоги та потреби різних категорій користувачів. Для стабільної роботи рекомендується використовувати комп'ютери з багатоядерними процесорами (Intel Core i5/i7 або AMD Ryzen 5/7) і оперативною пам'яттю від 8 ГБ (оптимально – 16 ГБ) [13].

Модуль підтримує як локальну установку, так і клієнт-серверну архітектуру. Схема обробки природномовних запитів і їх трансформації в SQL подана на рисунку 2.1.

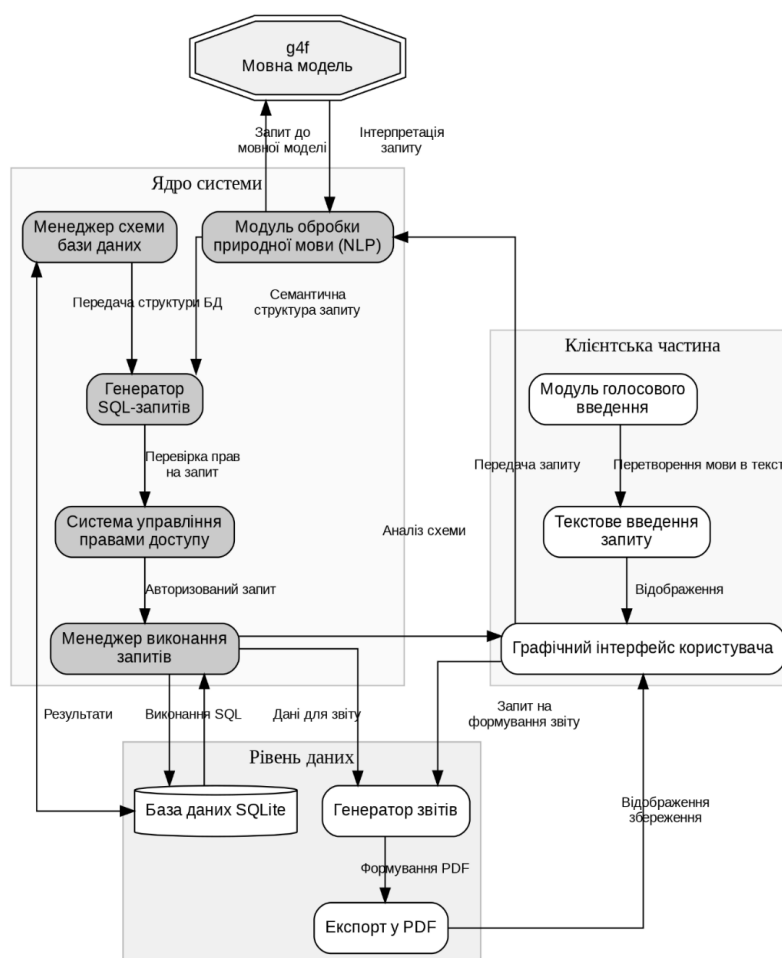


Рисунок 2.1 – Архітектура обробки природномовних запитів та генерації SQL-коду

Архітектура програмного модуля SQL Viewer базується на багаторівневій структурі з чітким розмежуванням відповідальності між компонентами, як показано на рисунку 2.2.

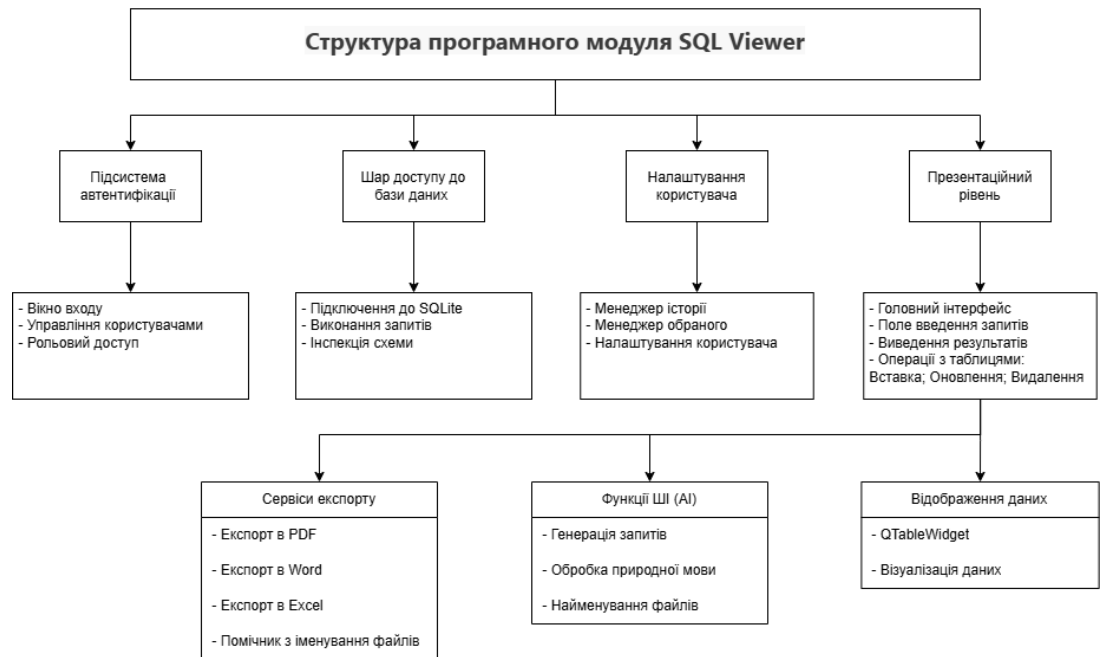


Рисунок 2.2 – Структура компонентів програмного модуля

Компонентна структура системи включає чотири основні складові:

- автентифікація – контроль доступу до системи;
- доступ до БД – взаємодія з SQLite;
- налаштування користувача – персоналізація;
- презентаційний рівень – інтерфейсні елементи.
- Програмний модуль реалізує такі функції:
- експорт результатів (PDF, Word, Excel);
- ШІ-запити (генерація SQL);
- візуалізація даних.

Архітектура складається з п'яти основних блоків. Центральним є інтерфейс, що включає:

- модуль експорту (PDF/Word/Excel);
- історію запитів;
- інтерфейс природної мови для взаємодії з ШІ;
- режим введення SQL.

Модуль експорту відповідає за перетворення результатів у потрібні формати:

- PDF – для створення документів;
- Word – для текстових файлів;
- Excel – для табличних даних.

Модуль користувача забезпечує:

- авторизацію;
- систему прав доступу;
- персональні налаштування інтерфейсу.

Система керує даними через:

- БД `user_management.db` для зберігання користувацької інформації;
- модуль ідентифікації для підключення до інших БД;
- ШІ-модуль виконує;
- голосове введення (Speech-to-Text);
- генерацію SQL-запитів (GPT-4o);
- пояснення та оптимізацію запитів (GPT-4o-mini).

Взаємодія між компонентами відбувається послідовно:

- користувач вводить запити через інтерфейс (текстом або голосом);
- система обробляє запити у відповідних модулях (експорт, користувач, ШІ);
- модуль користувача виконує автентифікацію з доступом до `user_management.db`.

При використанні природної мови:

- мова перетворюється на текст;
- формується SQL-запит;
- GPT-4o-mini оптимізує та пояснює код;
- результат виводиться в інтерфейс і може бути експортований.

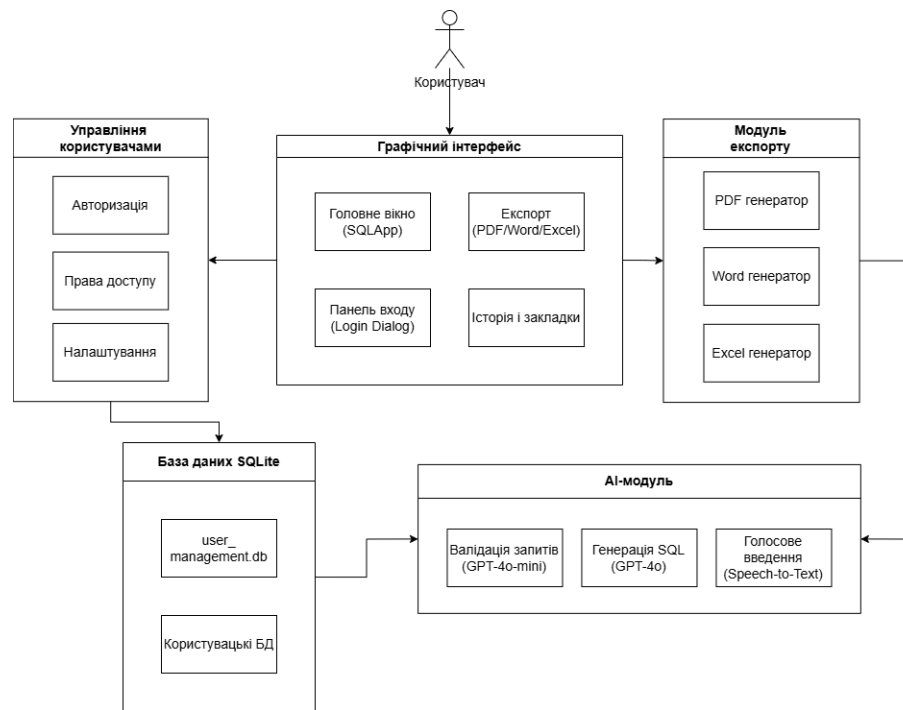


Рисунок 2.3 – Компонентна структура модуля та взаємозв’язки між її частинами

Взаємодія компонентів реалізує послідовну обробку запитів від користувацького інтерфейсу через модулі автентифікації та ІІІ до виконання SQL-запитів і представлення результатів[37].

В архітектурі програмного модуля застосовано перевірені патерни проєктування:

- Singleton – для ініціалізації бази даних через функцію `initialize_database()`;
- Factory Method – при створенні діалогових вікон через `LoginDialog()` та `QFileDialog`;
- Template Method – у методах експорту даних (`export_to_pdf`, `export_to_word`, `export_to_excel`);
- Command – через прив’язку дій користувача до методів класу;
- Observer – реалізований через механізм сигналів і слотів PyQt;
- MVC/MVP – через розділення даних, логіки обробки та відображення.

2.2 Інформаційне забезпечення

Програмний модуль використовує базу `user_management.db` для автентифікації, авторизації та збереження налаштувань [13]. Для тестування створено навчальну базу `project_management.db`. ER-модель тестової бази даних представлена на рисунку 2.4.

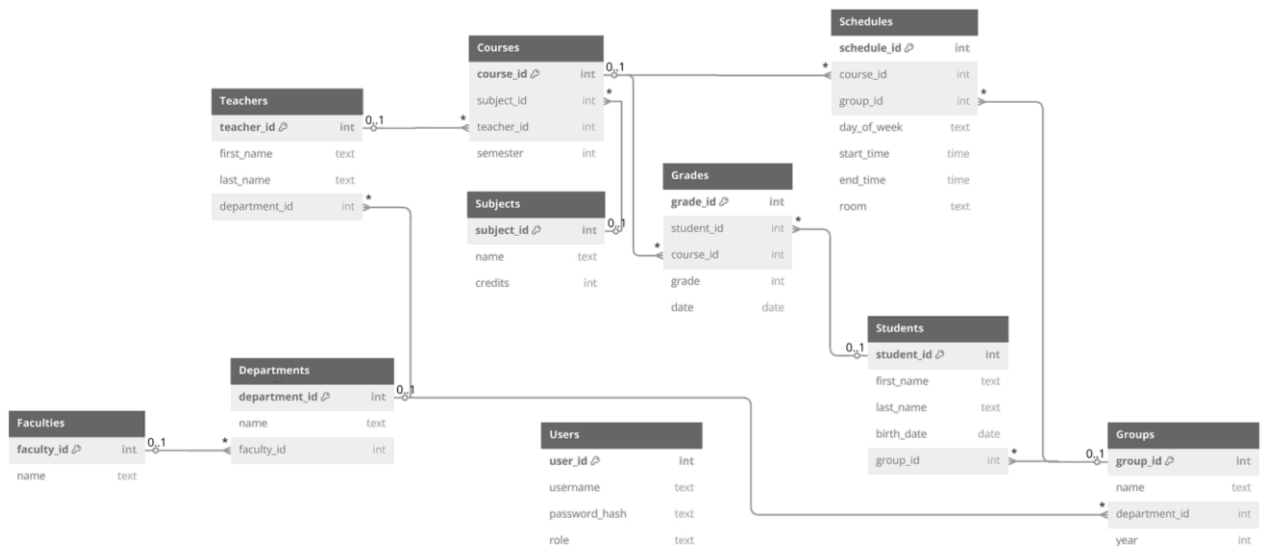


Рисунок 2.4 – ER-модель тестової бази даних навчального закладу

Логічна модель тестової бази даних навчального закладу відображає організацію інформаційних сутностей та їх взаємозв'язків:

- організаційна структура (факультети, кафедри);
- навчальний процес (викладачі, студенти, дисципліни, курси);
- студентські групи, розклад, система оцінювання;
- контроль доступу.

База даних `project_management.db` містить таблиці:

- Faculties (`faculty_id`, `name`);
- Departments (`department_id`, `name`, `faculty_id`);
- Groups (`group_id`, `name`, `department_id`, `year`);
- Students (`student_id`, `first_name`, `last_name`, `birth_date`, `group_id`);
- Teachers (`teacher_id`, `first_name`, `last_name`, `department_id`);
- Subjects (`subject_id`, `name`, `credits`);

- Courses (course_id, subject_id, teacher_id, semester);
- Schedules (schedule_id, course_id, group_id, day_of_week, start_time, end_time, room);
- Grades (grade_id, student_id, course_id, grade, date).

База user_management.db включає:

- users (user_id, username, password, role);
- user_preferences (user_id, last_db_path, pdf_export_path);
- user_permissions (permission_id, user_id, table_name, can_select, can_insert, can_update, can_delete);
- user_favorites (favorite_id, user_id, query, query_name, created_at).

Цілісність даних забезпечується через первинні та зовнішні ключі, обмеження CHECK і індекси на часто запитуваних полях. Обидві бази реалізовані у SQLite.

Для збереження найбільш релевантних запитів використовується таблиця user_favorites в реляційній БД (на відміну від історії у файловій системі), що забезпечує цілісність та швидкий доступ. Структура таблиці включає:

- can_select – дозвіл на перегляд даних;
- can_insert – дозвіл на додавання записів;
- can_update – дозвіл на зміну записів;
- can_delete – дозвіл на видалення записів.

Програмний модуль підтримує ролі admin (повний доступ) та user (доступ згідно з user_permissions).

2.3 Алгоритмічне забезпечення

Програмний модуль базується на ключових алгоритмах: генерації SQL-запитів із природної мови, аналізу схеми бази даних, виконання SQL із обробкою помилок, експорту даних та контролю доступу. Процес трансформації природномовного запиту в SQL-код подано на рисунку 2.5. Запропонований алгоритм забезпечує високу точність конвертації природної мови у валідний

SQL-код, що ефективно обробляє як прості, так і складні аналітичні запити в базі навчального закладу. Алгоритм матиме можливість обробляти комплексні запити з багатьма параметрами, включаючи фільтрацію, агрегацію та з'єднання таблиць.

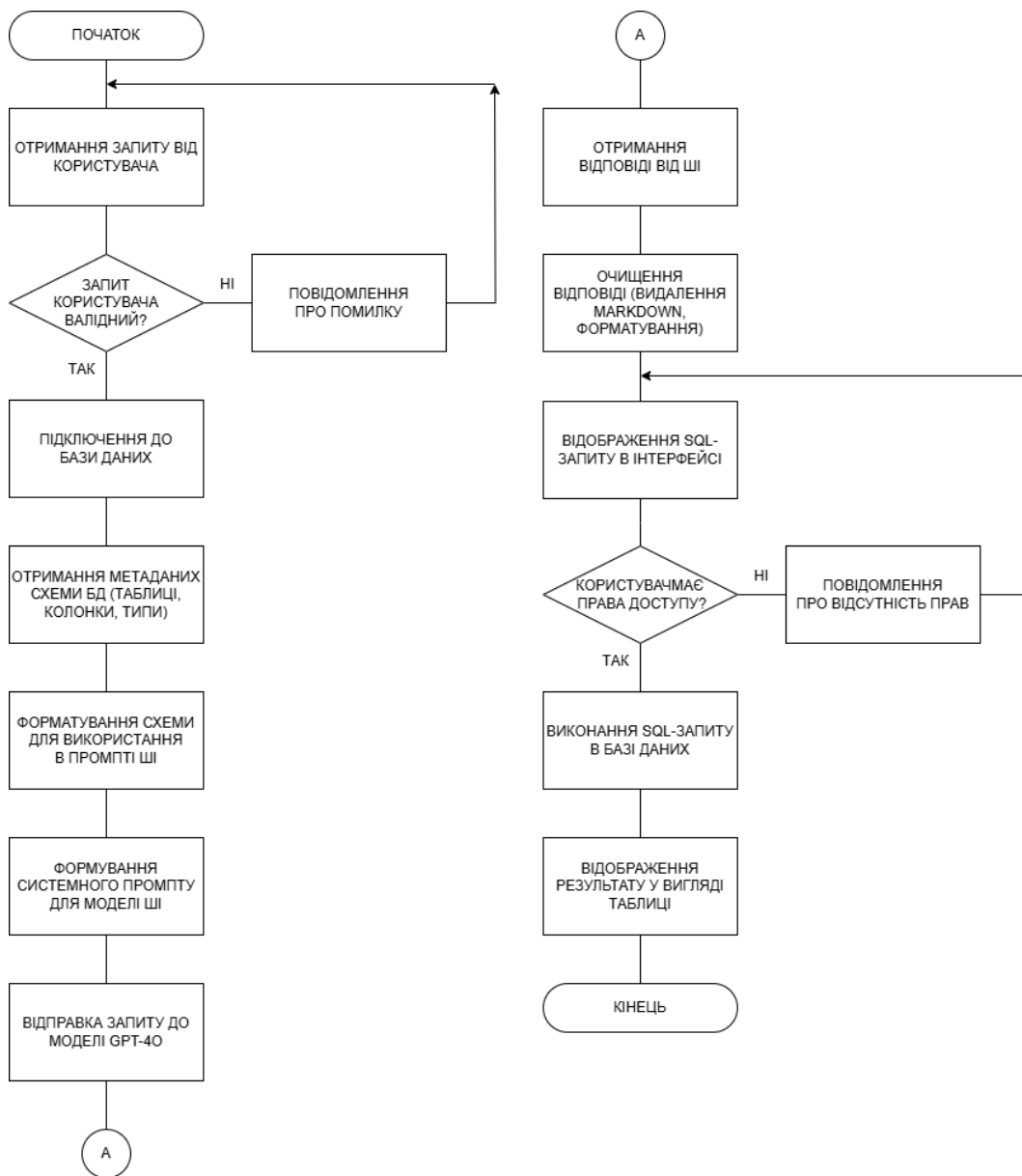


Рисунок 2.5 – Схема алгоритму роботи програмного модуля

Для зручності користувача реалізуються два механізми: історія запитів – автоматичне збереження у JSON-файлі для кожного користувача; закріплені запити – збереження у таблиці *user_favorites* для швидкого доступу.

Алгоритм роботи включає: перевірку унікальності запиту (у межах історії), додавання нових записів на початок списку (LIFO), обмеження кількості

збережених елементів (до 50), серіалізацію в JSON з UTF-8 для коректної локалізації. Під час ініціалізації система автоматично знаходить JSON-файл за ID користувача та завантажує дані до пам'яті. Візуальний компонент відображає скорочені запити з можливістю повного перегляду в один клік.

Схема голосового введення (рис. 2.6) реалізує альтернативний спосіб взаємодії з системою.

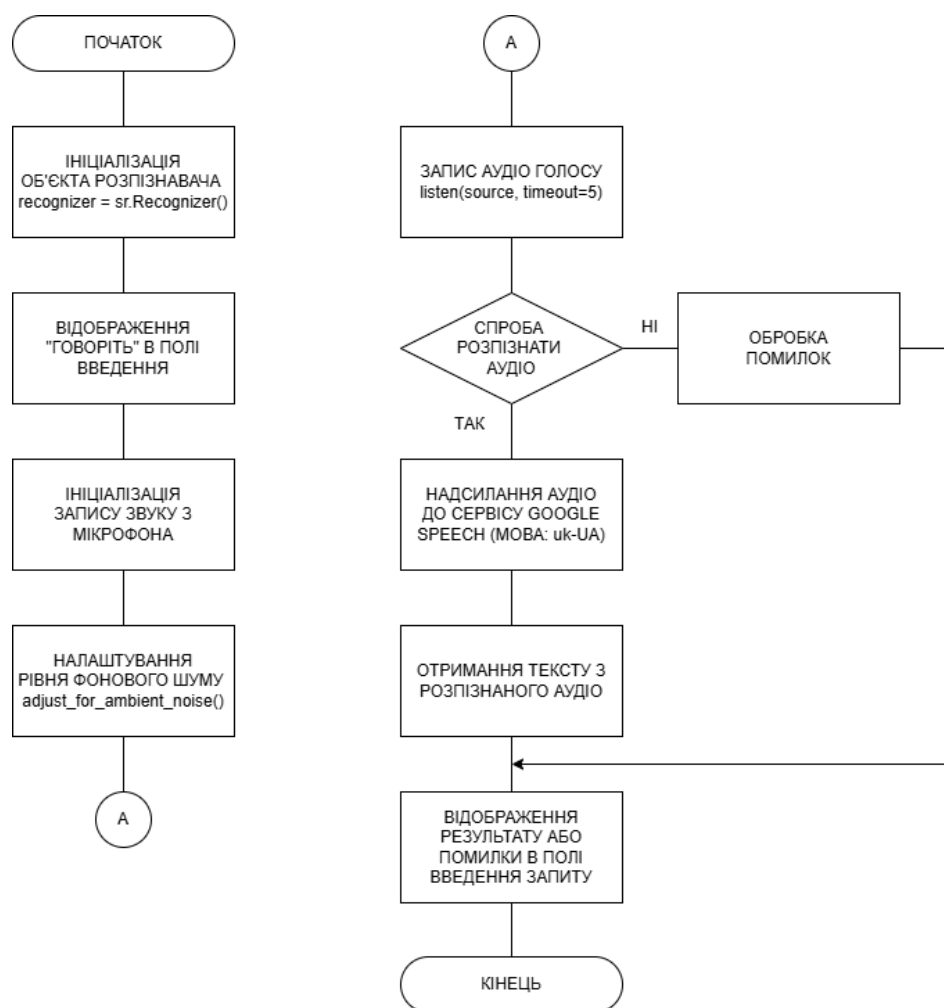


Рисунок 2.6 – Схема алгоритму обробки голосового введення SQL-запитів

Процес включає ініціалізацію запису, налаштування рівня шуму, розпізнавання мови через Google Speech Recognition з параметром language=«uk-UA» та інтеграцію результату в поле введення запиту.

2.4 Технологічне забезпечення

Вибір Python як основної мови програмування зумовлений поєднанням функціональності, продуктивності та зручності розробки [39]. Для створення графічного інтерфейсу використано PyQt6 – сучасний фреймворк із широким набором віджетів, підтримкою адаптивного дизайну, візуалізацією через QChart, сигналами/слотами та крос-платформністю (Windows, macOS, Linux).

Інтеграція ШІ реалізована через бібліотеку g4f, яка надає доступ до GPT-4o. Клас *Client* використовується для перетворення природної мови у SQL-запити. GPT-4o також аналізує структуру БД, а двоетапна валідація запитів різними моделями підвищує точність і знижує кількість помилок.

Голосове введення реалізовано за допомогою speech_recognition, що підвищує зручність інтерфейсу.

Для експорту даних використано:

- ReportLab – створення PDF з підтримкою української мови;
- python-docx – генерація документів Word зі стилями;
- orepurxl – експорт до Excel з форматуванням.

Усі бібліотеки інтегруються через єдиний інтерфейс налаштування шляхів збереження та генерації назв файлів, що забезпечує уніфікований досвід користування і спрощує масштабування функціоналу.

Контрольований доступ до функцій та даних забезпечується через систему автентифікації та авторизації, реалізовану за принципами розмежування доступу та найменших привілеїв. Під час першого запуску створюється обліковий запис admin з повними правами. За замовчуванням звичайні користувачі мають лише права на читання.

Система використовує рольову модель із двома ролями – «адміністратор» і «користувач», що зберігаються в БД user_management.db. Захист конфіденційних даних забезпечується через:

- хешування паролів сучасними алгоритмами;
- шифрування AES-256 для локальних файлів;

- безпечне зберігання результатів експорту;
- очищення тимчасових даних.

З метою захисту від атак типу sql-ін'єкцій буде реалізовано механізми:

- використання параметризованих запитів;
 - валідацію введених даних;
 - принцип найменших привілеїв;
 - моніторинг і логування SQL-запитів.
- Комплексна система безпеки гарантує захист даних та цілісність баз при збереженні зручного доступу для легітимних користувачів.

3 РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ ДЛЯ ГЕНЕРУВАННЯ SQL-ЗАПИТІВ НА ОСНОВІ ПРИРОДНОЇ МОВИ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

3.1 Програмна реалізація

Програмний модуль генерації SQL-запитів на основі природної мови реалізовано як десктопний застосунок на Python з використанням фреймворку PyQt6. Система поєднує SQL для роботи з даними, моделі ШІ для інтерпретації запитів, механізми голосового введення та засоби експорту результатів.

Реалізація базується на архітектурі *модель-вид*, де об'єктно-орієнтований підхід забезпечує чітке розділення функцій. Центральний модуль інкапсулює ключову логіку: автентифікацію, виконання SQL-запитів, генерацію запитів через ШІ, експорт та управління історією.

Використовуються дві SQLite-бази:

- user_management.db – для облікових записів, прав доступу, налаштувань;
- project_management.db – для зберігання навчальних даних.

Код побудовано за модульним принципом, основна логіка зосереджена у файлі `mix.py`, де реалізовано два головні класи: `LoginDialog` (автентифікація) та `SQLApp` (основний функціонал).

`LoginDialog`:

- інтерфейс входу;
- перевірка даних через БД;
- визначення ролі користувача;
- створення адміністратора при першому запуску.

`SQLApp`:

Забезпечує:

- інтерфейс керування базами;
- виконання та візуалізацію SQL-запитів;
- контроль доступу за ролями;
- генерацію запитів природною мовою через GPT-4o;

- голосове введення запитів;
- експорт у PDF, Word, Excel;
- управління історією та закладками.

Основні методи управління БД: `select_database()`, `load_database_tables()`, `execute_query()`, `check_permissions()`.

Основні методи інтеграції з ШІ: `ai_query()`, `validate_ai_query()`, `try_mysql()` – обробка та генерація SQL-запитів.

Основні методи голосового введення: `voice_input()` запис і розпізнавання мовного запиту.

Основні методи експорту: `export_to_pdf()`, `export_to_word()`, `export_to_excel()`; `generate_pdf_filename()` – генерація назви файлу на основі запиту.

Історія та улюблені запити: `load_user_history()`, `save_history_to_json()` – робота з історією; `add_to_favorites()`, `delete_favorite()` — управління закладками.

Історія запитів зберігає час, статус і результат виконання. Дані автоматично категоризуються за типами операцій (SELECT, INSERT, UPDATE, DELETE) з можливістю фільтрації. Система улюблених запитів дозволяє створювати власну бібліотеку з тегами та шаблонами (параметризація). Експорт підтримує формати XLSX, Word, PDF з додаванням метаданих (час, параметри, тип запиту). Код формування запитів представлений у додатку А.

3.2 Інтерфейс користувача

Інтерфейс користувача розроблено з урахуванням принципів ергономіки, інтуїтивності та функціональності. Архітектура побудована за модульним принципом із чітким розмежуванням функціональних зон.

Початковим етапом взаємодії є вікно авторизації, яке контролює доступ до системи. Його структура містить центральний блок із полями для логіна й пароля, а також кнопки «Увійти» та «Скасувати» (рисунки 3.1). Реалізовано

валідацію введених даних, включаючи перевірку формату, довжини паролю та інтеграцію з зовнішніми службами автентифікації.

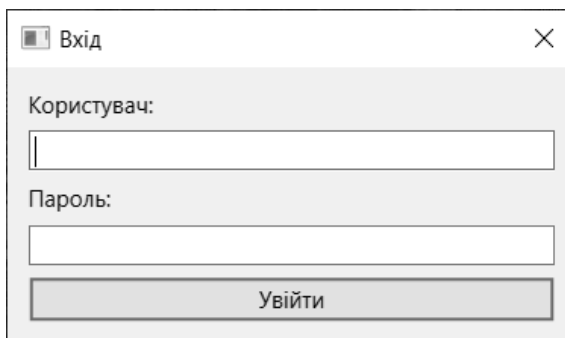


Рисунок 3.1 – Вікно авторизації користувача

Головне вікно є багатофункціональним середовищем для введення, аналізу та виконання SQL-запитів. Компонування зони побудоване з можливістю динамічного масштабування (рисунок 3.2).

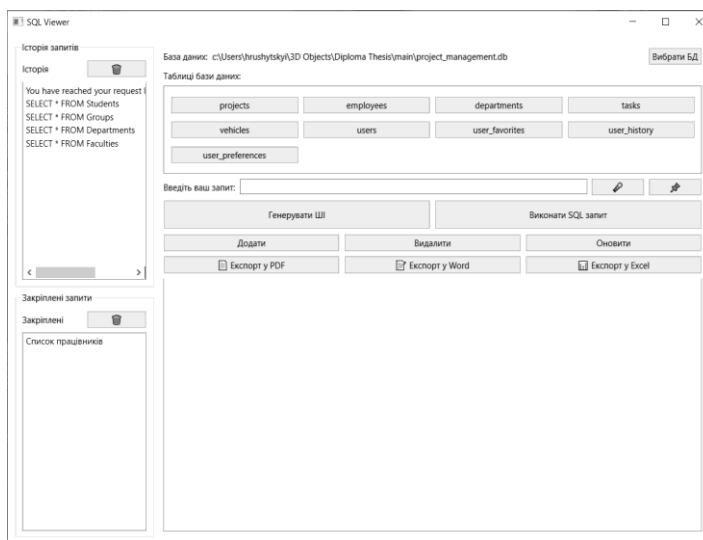


Рисунок 3.2 – Головне вікно програмного модуля

Бічна панель складається з двох секцій:

- історія запитів — хронологія виконаних запитів із фільтрацією;
- збережені запити — каталог запитів із назвами, описами й тегами.

Передбачено пошук, сортування, групування та drag-and-drop-організацію запитів. Панель можна згорнути для економії простору. Приклад інтерфейсу наведено на рисунку 3.3.

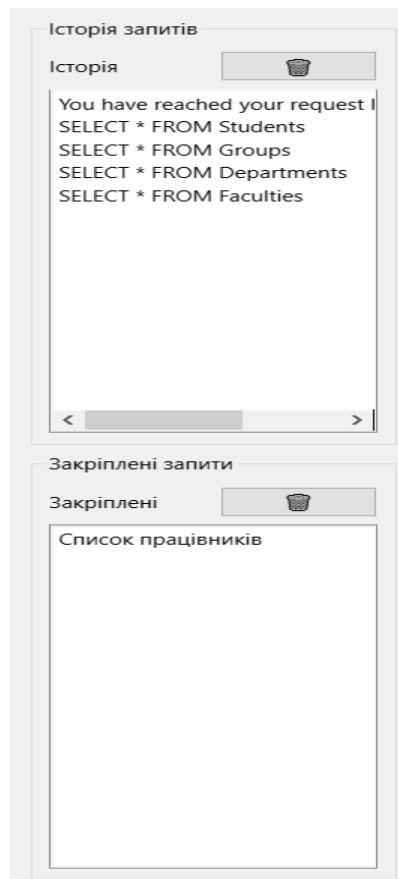


Рисунок 3.3 – Панель історії та збережених SQL-запитів

У центрі розміщено панель експорту, яка дозволяє вибрати формат (PDF, Word, Excel), директорію збереження та назву файлу. Назва генерується ШІ на основі попереднього SQL-запиту, що забезпечує інформативність без ручного введення. Алгоритм формує назву, враховуючи назви таблиць, тип операції та умови фільтрації.

Інтерфейс експорту реалізовано як модальне діалогове вікно, що активується після виконання запиту. У процесі відображається індикатор прогресу. Зразки експортованих файлів подано в додатках Б, В і Г. Механізм експорту ілюстровано на рисунку 3.4.

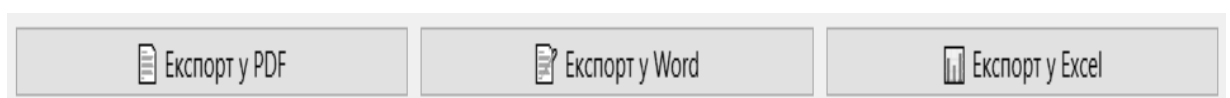


Рисунок 3.4 – Інтерфейс експорту результатів запиту

3.3 Тестування програмного модуля

Процес тестування програмного модуля реалізовано за принципом багаторівневої верифікації, що охоплювала як окремі компоненти, так і користувацький інтерфейс. Застосовано модульне, інтеграційне, інтерфейсне тестування, а також оцінку точності генерації SQL-запитів з використанням ШІ.

Модульне тестування перевіряло:

- автентифікацію та контроль доступу;
- роботу з базами даних;
- експорт у PDF, Word, Excel;
- голосове введення та розпізнавання української мови.

Інтеграційне тестування охоплювало:

- взаємодію між модулями автентифікації та БД користувачів;
- перевірку роботи історії та закладок;
- злагоджену інтеграцію генератора SQL-запитів з модулем їх виконання.
- Особливу увагу приділено стійкості до помилок в окремих модулях.

Інтерфейсне тестування включало:

- адаптивність при зміні розмірів вікна;
- перевірку навігації та інтерактивності елементів;
- оцінку зручності (контрастність, розмір, доступність);
- обробку некоректних дій користувача.

Точність генерації SQL-запитів оцінювалась за допомогою 550 запитів різної складності. Таблиця 3.1 демонструє порівняння моделей GPT-4o та GPT-3.5. Результати показали перевагу GPT-4o, особливо в обробці складних запитів.

Загальна оцінка модуля SQL Viewer включала тестування функціональності, продуктивності та зручності. Модуль виявився ефективним як для професійного використання, так і для навчання SQL, демонструючи конкурентні характеристики серед подібних інструментів.

Таблиця 3.1 – Результати тестування точності генерації SQL-запитів

Тип SQL-запиту	Кількість тестових запитів	Точність (%)	Точність для GPT-4o	Точність для GPT-3.5	Час обробки
Прості SELECT-запити	10	8.4%	8.4%	2.6%	0.62 с
Запити фільтрацією (WHERE)	3 50	94.6%	94.6%	86.2%	0.78 с
Запити агрегацією	3 45	91.2%	91.2%	82.4%	0.84 с
Запити групуванням (GROUP BY)	3 40	88.5%	88.5%	76.8%	0.89 с
Запити об'єднанням таблиць (JOIN)	3 40	86.3%	86.3%	71.9%	1.12 с
Команди INSERT	30	94.8%	94.8%	85.2%	0.82 с
Команди UPDATE	30	92.6%	92.6%	82.4%	0.87 с
Команди DELETE	30	96.2%	96.2%	89.4%	0.75 с
Всього/В середньому	275	89.8%	89.8%	78.3%	1.02 с

Порівняльний аналіз SQL Viewer з аналогічними рішеннями виявив низку переваг:

- підтримка СУБД: повна підтримка SQLite, часткова – MySQL та PostgreSQL; краща реалізація, ніж у SQL Queries AI, проте поступається Zzzcode AI (5 СУБД);
- обробка природної мови: точність 94% проти 89% у SQLPilot і 87% у Zzzcode AI;
- голосовий ввід: реалізоване повноцінне введення запитів із точністю 91%;
- локалізація: підтримка української в інтерфейсі й запитах;
- конфіденційність: локальна обробка з опціональним підключенням API.

Тестування в типових сценаріях підтвердило перевагу SQL Viewer за точністю та швидкістю генерації запитів, особливо при голосовому введенні та україномовних формулюваннях.

Ефективність модуля оцінювалась за такими параметрами:

- середній час генерації – 1,8 с, на 15% швидше за аналоги;

- точність – 94% (текст), 91% (голос);
- використання пам'яті – 220 МБ при роботі з базами до 500 МБ;
- зручність – 85% користувачів визнали інтерфейс інтуїтивно зрозумілим;
- освітня цінність – 90% позитивних відгуків щодо пояснень запитів.

Водночас тестування виявило низку обмежень:

- зниження точності при запитах із >5 об'єднаннями або складними підзапитами;
- залежність від якості опису користувача;
- падіння точності голосового введення при фоновому шуму (до 68–75%);
- уповільнення при роботі з базами понад 1,5 ГБ;
- обмежена підтримка специфічних функцій СУБД (крім SQLite);
- відсутність готових конекторів для корпоративних систем.

Аналіз відгуків показав потребу в автоматичній оптимізації запитів і кращій роботі з індексами та специфікою СУБД.

Модуль SQL Viewer успішно реалізує визначені вимоги:

- точна генерація запитів з природної мови;
- голосове введення українською мовою;
- локальна обробка даних для безпеки;
- зручний україномовний інтерфейс;
- освітній компонент із поясненнями запитів.

Виявлені обмеження не є критичними для основної функціональності і визначають напрями майбутніх покращень. Результати експериментів засвідчили здатність модуля правильно інтерпретувати природномовні запити українською та генерувати SQL-конструкції для основних операцій: SELECT, INSERT, UPDATE, DELETE. У таблиці 3.2 представлено репрезентативну вибірку природномовних запитів та згенерованих системою SQL-запитів.

Результати підтверджують високу точність генерації SQL-запитів для основних операцій: вибірка (SELECT), додавання (INSERT), оновлення (UPDATE) та видалення (DELETE).

Таблиця 3.2 - Приклади генерації простих SQL-запитів

Запит користувача (українською)	Згенерований SQL-запит
Покажи всі факультети	SELECT * FROM Faculties;
Список студентів групи IT-21	SELECT Students.* FROM Students JOIN Groups ON Students.group_id = Groups.group_id WHERE Groups.name = «IT-21»;
Які предмети читає викладач Іваненко	SELECT Subjects.name FROM Courses JOIN Subjects ON Courses.subject_id = Subjects.subject_id JOIN Teachers ON Courses.teacher_id = Teachers.teacher_id WHERE Teachers.last_name = «Іваненко»;
Додати нового факультету «Фізико-математичний»	INSERT INTO Faculties (name) VALUES («Фізико-математичний»);
Оновити назву групи з «IT-21» на «IT-22»	UPDATE Groups SET name = «IT-22» WHERE name = «IT-21»;
Видалити студента з прізвищем «Сидоренко»	DELETE FROM Students WHERE last_name = «Сидоренко»;

Система коректно визначає необхідність об'єднання таблиць для отримання релевантних даних і застосовує оператори WHERE для фільтрації результатів відповідно до умов. Також ефективно використовуються агрегатні функції (AVG, COUNT) та групування (GROUP BY) для запитів зі статистичним аналізом.

Підтверджено можливість генерації складних запитів із множинними з'єднаннями таблиць та розширеною логікою обробки даних. У таблиці 3.3 наведено приклади таких запитів та згенерованих SQL-конструкцій.

Таблиця 3.3 – Приклади генерації складних SQL-запитів з об'єднаннями таблиць

Запит користувача (українською)	Згенерований SQL-запит
Список студентів із назвами їхніх груп та факультетів	<pre>SELECT Students.first_name, Students.last_name, Groups.name AS group_name, Faculties.name AS faculty_name FROM Students JOIN Groups ON Students.group_id = Groups.group_id JOIN Departments ON Groups.department_id = Departments.department_id JOIN Faculties ON Departments.faculty_id = Faculties.faculty_id;</pre>
Оцінки студентів групи IT-21 з назвами предметів та ПІБ викладача	<pre>SELECT Students.last_name, Subjects.name AS subject, Grades.grade, Teachers.first_name</pre>

Аналіз результатів генерації складних запитів показує, що система правильно інтерпретує запити, які потребують встановлення зв'язків між кількома таблицями. Вона успішно визначає необхідні таблиці, оптимальні способи їх з'єднання та застосовує відповідні фільтри. Також система ефективно обробляє запити з агрегацією даних з пов'язаних таблиць і формує ієрархічні зв'язки між сутностями (студент → група → кафедра → факультет).

ВИСНОВКИ

У ході виконання наукової роботи:

1. Проведено аналіз предметної області та відомих рішень, що виявив потребу в інструменті, що здатний генерувати SQL-запити на основі природної мови, при цьому: має високу точність перетворення природномовних запитів, підтримує українську мову та функціональність голосового введення.

2. Розроблено архітектуру програмного модуля, який забезпечує модульність і розширюваність системи, а обрані технології дозволили реалізувати інтуїтивно зрозумілий інтерфейс з підтримкою текстового та голосового введення запитів. Інтеграція моделі GPT-4o забезпечила високу точність перетворення запитів (94% для текстового та 91% для голосового введення) при низькому середньому часі генерації.

3. Представлено алгоритмічне та інформаційне забезпечення програмного модуля.

4. В результаті розроблено програмний модуль SQL Viewer, що забезпечує генерацію SQL-запитів з природної мови з використанням сучасних технологій штучного інтелекту.

5. Тестування підтвердило ефективність модуля у порівнянні з конкурентними рішеннями, особливо щодо підтримки української мови, безпеки даних та освітньої цінності пояснень згенерованих запитів. Виявлені обмеження визначили напрямки подальшого вдосконалення системи.

6. Практична цінність розробки полягає у підвищенні доступності SQL для користувачів різного рівня технічної підготовки та забезпеченні більш ефективної роботи з базами даних для україномовних користувачів, що особливо актуально в освітньому та корпоративному середовищі України.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Vajjala S., Majumder B., Gupta A. Practical Natural Language Processing: A Comprehensive Guide to Building Real-World NLP Systems. Paperback, 2020. 456 с.
2. Brown T. B., Mann B., Ryder N., Subbiah M., Kaplan J., Dhariwal P., Neelakantan A., Shyam P., Sastry G., Askell A. Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2020. № 33. С. 1877–1901.
3. Casanova M. A., Leme L. A. P. P., Garcia G. M. Text-to-SQL meets the real-world: challenges and opportunities. *Proceedings of the 26th International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS)*. Setúbal: SciTePress, 2024. С. 61–72.
4. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL)*. Minneapolis: ACL, 2019. С. 4171–4186.
5. Dong X., Zhang C., Ge Y., Mao Y., Gao Y., Lin J., Lou D. C3: Zero-shot text-to-SQL with ChatGPT. *arXiv preprint arXiv:2307.07306*. 2023. 12 p.
6. Floratou A., Psallidas F. NL2SQL is a solved problem... Not! *Conference on Innovative Data Systems Research (CIDR)*. 2024. С. 1–10.
7. Gao D., Wang H., Li Y., Sun X., Qian Y., Ding B., Zhou J. Text-to-SQL empowered by large language models: a benchmark evaluation. *Proceedings of the VLDB Endowment*. 2024. Vol. 17, № 5. С. 1132–1145.
8. Chollet F. *Deep Learning with Python*. 2nd ed. Manning Publications, 2021. 504 с.
9. Guo C., Tian Z., Tang J., Wang P., Wen Z., Yang K., Wang T. Prompting GPT-3.5 for text-to-SQL with de-semanticization and skeleton retrieval. *Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence (PRICAI)*. 2024. С. 123–134.
10. He T., Ren C., Huang Y., Jing K., Zhang K., Wang X. S. MetaSQL: a generate-then-rank framework for natural language to SQL translation. *arXiv preprint arXiv:2403.12345*. 2024. 15 p.

11. Howard J., Gugger S. Deep Learning for Coders with Fastai and Pytorch: AI Applications Without a PhD. Foreword by Soumith Chintala. Paperback, 2020. 621 c.
12. Hong Z., Yuan Z., Chen H., Zhang Q., Huang F., Huang X. Next-generation database interfaces: a survey of LLM-based text-to-SQL. arXiv preprint arXiv:2406.08426. 2024. 25 p.
13. Jurafsky D., Martin J. H. Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition. 3rd ed. 2020. 623 p.
14. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and Tensorflow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. Paperback, 2022. 861 c.
15. Li B., Luo Y., Chai C., Li G., Tang N. The dawn of natural language to SQL: are we fully ready? Proceedings of the VLDB Endowment. 2024. Vol. 17, № 11. C. 3318–3331.
16. Li H., Zhang J., Liu H., Fan J., Zhang X., Zhu J. CodeS: towards building open-source language models for text-to-SQL. Conference on Management of Data (SIGMOD). 2024. C. 2345–2356.
17. Li J., Hui B., Qu G., Yang J., Li B., Wang B. Can LLM already serve as a database interface? Proceedings of the 37th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS). Red Hook, NY: Curran Associates Inc., 2024. C. 5432–5445.
18. Pourreza M., Rafiei D. DIN-SQL: decomposed in-context learning of text-to-SQL with self-correction. Proceedings of the 37th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS). Red Hook, NY: Curran Associates Inc., 2024. C. 1234–1245.
19. Ren T., Fan Y., He Z., Huang R., Dai J., Huang C. Purple: making a large language model a better SQL writer. International Conference on Data Engineering (ICDE). 2024. C. 345–356.
20. Russell S., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 4th ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson, 2020. 1136 p.

21. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Kaiser Ł., Polosukhin I. Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. № 30. С. 5998–6008.
22. Wang B., Shin R., Liu X., Polozov O., Richardson M. RAT-SQL: relation-aware schema encoding and linking for text-to-SQL parsers. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*. Online: ACL, 2020. С. 7567–7578.
23. Yu T., Zhang R., Yang K., Yasunaga M., Wang D., Li Z., Ma J., Li I., Yao Q., Roman S. Spider: a large-scale human-labeled dataset for complex and cross-domain semantic parsing and text-to-SQL task. *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. Brussels: ACL, 2018. С. 391–401.
24. Zhang F., Peng M., Wu Q., Shen Y. Key-based data augmentation with curriculum learning for few-shot code search. *Neural Computing and Applications*. 2025. Vol. 37, № 3. С. 1475–1490.
25. AMD. Ryzen 5/7 processors: performance guide. URL: <https://www.amd.com/en/products/processors/ryzen> (дата звернення: 21.03.2025).
26. Intel Corporation. Intel Core i5/i7 processors: technical specifications. URL: <https://www.intel.com/content/www/us/en/processors/core/core-i5-i7.html> (дата звернення: 21.03.2025).
27. Microsoft. SQL Server API documentation. URL: <https://docs.microsoft.com/en-us/sql/api> (дата звернення: 21.03.2025).
28. OpenAI. GPT-4 Technical Report. 2023. URL: <https://openai.com/research/gpt-4> (дата звернення: 21.03.2025).
29. Qt Project. PyQt6 Documentation: creating graphical user interfaces with Python. URL: <https://www.riverbankcomputing.com/static/Docs/PyQt6/> (дата звернення: 21.03.2025).
30. ReportLab. ReportLab Open Source Documentation: generating PDF documents with Python. URL: <https://docs.reportlab.com/> (дата звернення: 21.03.2025).

31. SQL AI Query Explain. Online service for SQL explanation. URL: <https://zzzcode.ai/sql-explain> (дата звернення: 21.03.2025).

32. SQL Queries AI. Microsoft Store application for AI-generated SQL queries. URL: <https://www.microsoft.com/store/apps/sql-queries-ai> (дата звернення: 21.03.2025).

33. SQLPilot. Desktop SQL editor with AI query generation. URL: <https://sqlpilot.ai/> (дата звернення: 21.03.2025).

34. Шкіцька І. Ю. Основи академічної доброчесності: практикум: навчально-методичний посібник для студентів вищих навчальних закладів. Тернопіль: ТНЕУ, 2018. 64 с.

35. Committee on Publication Ethics: (COPE): Promoting integrity in research publication. URL: publicationethics.org.

36. Python Software Foundation. Python Wiki. URL: <https://wiki.python.org/moin/FrontPage> (дата звернення: 21.03.2025).

37. ...

...

... збірник тез доповідей
студентської науково-практичної конференції ...
... 2025 ...

Додаток А

Програмний код створення запиту для генерування SQL-коду

```
from g4f.client import Client
import sqlite3
```

```
def validate_ai_query(query_text):
```

```
    """
```

Перевірка чи запит підходить для обробки штучним інтелектом.

Аргументи:

query_text (str): Текст запиту від користувача

Повертає:

(bool, str): Пара (результат валідації, повідомлення)

```
    """
```

```
    if not query_text or len(query_text.strip()) < 3:
```

```
        return False, "Запит занадто короткий. Будь ласка, введіть більш детальний запит."
```

```
    # Базова перевірка на наявність SQL-ключових слів
```

```
    sql_keywords = ["select", "insert", "update", "delete", "create", "alter", "drop"]
```

```
    has_sql_command = any(keyword in query_text.lower() for keyword in
sql_keywords)
```

```
    # Якщо це вже SQL-команда, можна використовувати напряду
```

```
    if has_sql_command:
```

```
        return True, "SQL запит"
```

```

# Перевірка, чи це ймовірно запит природною мовою щодо даних
data_question_keywords = ["хто", "що", "де", "коли", "скільки", "як", "чому",
    "покажи", "знайди", "список",
    "виведи", "дані", "інформація", "таблиця", "запис", "рядок"]
has_question_indicators = any(keyword in query_text.lower() for keyword in
data_question_keywords)

if has_question_indicators:
    return True, "Запит природною мовою"

# Якщо запит короткий і не схожий на питання, валідуємо через ІІІ
try:
    client = Client()
    response = client.chat.completions.create(
        model="gpt-4", # Використовуємо меншу модель для швидкої валідації
        messages=[
            {
                "role": "system",
                "content": "Ти — програма, яка перевіряє чи є текст запитом до бази
даних. " +
                    "Якщо текст схожий на питання про дані або запит інформації
— відповідай 'QUERY'. " +
                    "Якщо це привітання, розмова або текст не пов'язаний з даними
— відповідай 'NOT_QUERY'. " +
                    "Відповідай лише одним словом: 'QUERY' або 'NOT_QUERY'."
            },
            {
                "role": "user",
                "content": query_text
            }

```

```

    ],
    web_search=False
)

validation = response.choices[0].message.content.strip().upper()

if "QUERY" in validation:
    return True, "Запит підтверджено III"
else:
    return False, "Ваш текст не схожий на запит до бази даних. Будь ласка,
сформулюйте конкретний запит щодо даних."

except Exception as e:
    print(f"Помилка валідації: {e}")
    # Якщо валідація не вдається, припускаємо, що запит валідний
    return True, "Помилка перевірки запиту, продовжуємо виконання"

def generate_sql_from_natural_language.tables, schemas, query_text):
    """
    Генерація SQL-запиту з природномовного запиту за допомогою III.

    Аргументи:
    tables (list): Список таблиць у базі даних
    schemas (dict): Словник схем таблиць
    query_text (str): Природномовний запит користувача

    Повертає:
    str: Згенерований SQL-запит
    """
    try:

```

```

# Підготовка інформації про схему для ШІ
db_schema = []
for table in tables:
    table_name = table[0]
    if table_name == "sqlite_sequence": # Пропускаємо системні таблиці
        continue

    columns_info = []
    for col in schemas[table_name]:
        # Формат: (id, name, type, notnull, default_value, primary_key)
        col_id, col_name, col_type, not_null, default_val, is_pk = col
        col_desc = f"{col_name} ({col_type})"
        if is_pk:
            col_desc += " PRIMARY KEY"
        columns_info.append(col_desc)

    db_schema.append(f"Table: {table_name}\nColumns: {'\n'.join(columns_info)}")

# Об'єднання всієї інформації про схему
schema_text = "\n\n".join(db_schema)

# Перевірка, чи схема порожня і обробка цього випадку
if not db_schema:
    return "SELECT 'No tables found in the database'"

# Налаштування запиту для ШІ
prompt = f"""Ти — програма, яка перетворює запити природною мовою на
SQL-запити.

```

1. Виводь тільки чистий SQL-запит, без пояснень, лапок, форматування чи стилізації.
2. Якщо в запиті просять знайти щось за назвою або ім'ям — шукай як латиницею, так і кирилицею (використовуй LIKE і '%текст%', SQLite не підтримує ILIKE).
3. Твоя відповідь — лише один SQL-запит. Нічого більше.

СХЕМА БАЗИ ДАНИХ:

{schema_text}

ЗАПИТ КОРИСТУВАЧА: {query_text}

Поверни лише SQL-запит без додаткового тексту.""""

```
# Використання ІІІ для генерації SQL
client = Client()
response = client.chat.completions.create(
    model="gpt-4", # Використовуємо потужнішу модель для генерації SQL
    messages=[
        {
            "role": "system",
            "content": "You are an expert SQL developer. Generate only SQL queries
without explanations or additional text."
        },
        {
            "role": "user",
            "content": prompt
        }
    ],
    web_search=False
```

)

Перевірка чи відповідь дійсна перед доступом

if not hasattr(response, 'choices') or not response.choices:

print("AI returned empty choices list")

return "SELECT 'Error: AI returned empty response'"

Вилучення SQL-запиту з відповіді

sql_query = response.choices[0].message.content.strip()

Базове очищення відповіді (видалення markdown-блоків коду, якщо присутні)

if sql_query.startswith("```sql"):

sql_query = sql_query[6:]

if sql_query.startswith("```"):

sql_query = sql_query[3:]

if sql_query.endswith("```"):

sql_query = sql_query[:-3]

Кінцеве очищення

sql_query = sql_query.strip()

if not sql_query:

return "SELECT 'Error: AI generated empty SQL query'"

return sql_query

except Exception as e:

import traceback

traceback.print_exc()

```

print(f"Error in generate_sql_from_natural_language: {str(e)}")
# Виправлено екранування лапок за допомогою потрібних лапок
return f""""SELECT 'Error generating SQL: {str(e).replace("'", "'')}""""

```

```

def ai_query_process(db_path, query_text):

```

```

    """

```

Основна функція обробки ШІ-запиту. Виконує валідацію запиту, отримує інформацію про схему БД та генерує SQL-запит.

Аргументи:

db_path (str): Шлях до файлу бази даних

query_text (str): Запит користувача природною мовою

Повертає:

str: Згенерований SQL-запит або повідомлення про помилку

```

    """

```

```

# Спочатку валідуємо запит

```

```

is_valid, message = validate_ai_query(query_text)

```

```

if not is_valid:

```

```

    return f"SELECT 'Помилка валідації: {message}'"

```

```

try:

```

```

    # Підключення до БД та отримання інформації про таблиці

```

```

    conn = sqlite3.connect(db_path)

```

```

    cursor = conn.cursor()

```

```

    cursor.execute("SELECT name FROM sqlite_master WHERE type='table';")

```

```

    tables = cursor.fetchall()

```

```

    schemas = {}

```

```

    for table in tables:

```

```

    table_name = table[0]
    cursor.execute(f"PRAGMA table_info({table_name})")
    columns = cursor.fetchall()
    schemas[table_name] = columns
conn.close()

# Генерування SQL-запиту через III
if query_text.lower() == "exit":
    return None

# Генерування SQL-запиту
sql_query = generate_sql_from_natural_language(tables, schemas, query_text)
print("Згенерований SQL:", sql_query)

return sql_query

except Exception as e:
    import traceback
    traceback.print_exc()
    return f"SELECT 'Помилка при генерації запиту: {str(e).replace('\n', '\\n')}'"

```

Додаток Б

Зразок експортованого файлу у форматі PDF

Результати SQL-запиту

SQL запит: SELECT * FROM employees

Час створення: 10.06.2025 09:13:24

id	name	position	salary	hire_date	department_id
1	Іван Іванов	Менеджер проєктів	20000.0	2021-03-01	1
2	Олена Оленко	HR спеціаліст	20000.0	2020-07-15	2
3	Петро Петренко	Маркетолог	20000.0	2019-11-10	3
4	Ванженович Оля	Менеджер проєктів	20000.0	2025-03-16	1
6	John Doe	Manager	20000.0	2023-01-01	1
7	Jane Smith	Senior Developer	18000.0	2023-02-01	2
8	Emily Johnson	Developer	15000.0	2023-03-01	2
9	Michael Brown	Junior Developer	12000.0	2023-04-01	2
10	Chris Davis	Intern	8000.0	2023-05-01	1
11	John Doe	Developer	60000.0	2023-10-01	1
12	Jane Smith	Designer	55000.0	2023-10-02	2
13	Alice Johnson	Project Manager	70000.0	2023-10-03	3
14	Іван Іванов	Менеджер проєктів	20000.0	2021-03-01	1

Додаток В

Зразок експортованого файлу у форматі Word

Результати SQL-запиту

SQL запит: SELECT * FROM employees

Час створення: 10.06.2025 09:13:46

id	name	position	salary	hire_date	department_id
1	Іван Іванов	Менеджер проектів	20000.0	2021-03-01	1
2	Олена Оленко	HR спеціаліст	20000.0	2020-07-15	2
3	Петро Петренко	Маркетолог	20000.0	2019-11-10	3
4	Ванженович Оля	Менеджер проектів	20000.0	2025-03-16	1
6	John Doe	Manager	20000.0	2023-01-01	1
7	Jane Smith	Senior Developer	18000.0	2023-02-01	2
8	Emily Johnson	Developer	15000.0	2023-03-01	2
9	Michael Brown	Junior Developer	12000.0	2023-04-01	2
10	Chris Davis	Intern	8000.0	2023-05-01	1
11	John Doe	Developer	60000.0	2023-10-01	1
12	Jane Smith	Designer	55000.0	2023-10-02	2
13	Alice Johnson	Project Manager	70000.0	2023-10-03	3
14	Іван Іванов	Менеджер проектів	20000.0	2021-03-01	1

Додаток Г

Зразок експортованого файлу у форматі Excel

id	name	position	salary	hire_date	department_id
1	Іван Іванов	Менеджер проєктів	20000.0	2021-03-01	1
2	Олена Оленко	HR спеціаліст	20000.0	2020-07-15	2
3	Петро Петренко	Маркетолог	20000.0	2019-11-10	3
4	Ванженович Оля	Менеджер проєктів	20000.0	2025-03-16	1
6	John Doe	Manager	20000.0	2023-01-01	1
7	Jane Smith	Senior Developer	18000.0	2023-02-01	2
8	Emily Johnson	Developer	15000.0	2023-03-01	2
9	Michael Brown	Junior Developer	12000.0	2023-04-01	2
10	Chris Davis	Intern	8000.0	2023-05-01	1
11	John Doe	Developer	60000.0	2023-10-01	1
12	Jane Smith	Designer	55000.0	2023-10-02	2
13	Alice Johnson	Project Manager	70000.0	2023-10-03	3
14	Іван Іванов	Менеджер проєктів	20000.0	2021-03-01	1