

## АНАЛІЗ МОЖЛИВОСТЕЙ LLMS ЩОДО ДОПОМОГИ У ВИВЧЕННІ МОВИ SQL

Науменко В.В.

e-mail: vadym.naumenko@nure.ua

Науковий керівник – к.т.н., доц. Яковлева О.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ  
м. Харків, Україна

This study analyzes the potential of Large Language Models (LLMs) in assisting SQL learning. A web application was developed to test students' SQL knowledge, integrating an automated assessment method that combines heuristic-based evaluation and GPT-based analysis. The results indicate that the GPT-based approach provides more accurate and fair assessments compared to heuristic rules, though challenges remain with complex SQL queries. Future research aims to refine the model by incorporating a cascading LLM framework to enhance evaluation accuracy and minimize inconsistencies.

Сучасні технології штучного інтелекту (ШІ), зокрема великі мовні моделі (LLMs – Large Language Models), знаходять широке застосування у сфері освіти [1], зокрема для вивчення мов програмування, таких як SQL [2]. Серед популярних онлайн-платформ для навчання SQL варто виділити:

- W3Schools SQL Tutorial – надає структуровані уроки з SQL, включаючи теоретичний матеріал і практичні завдання;
- LeetCode SQL – містить складні завдання з SQL, які користувачі можуть виконувати в інтерактивному середовищі.

Незважаючи на корисність цих платформ, вони здебільшого не використовують можливості LLMs. Проте деякі новітні рішення інтегрують GPT-моделі та інші LLMs:

- AI SQL Coach – система, що використовує GPT-4 для генерації пояснень до SQL-запитів;
- DataCamp Workspace AI Assistant – вбудований помічник на базі ШІ для навчання та роботи з SQL-запитами.

Використання LLMs розширює можливості навчальних платформ, забезпечуючи адаптивне навчання, автоматичне виправлення помилок та персоналізовані пояснення. У контексті вивчення SQL, LLM дозволяють адаптувати навчання до рівня знань студента та пропонувати індивідуальні навчальні плани, автоматично генерувати унікальні завдання, що відповідають рівню студента, покращувати аналіз помилок та пояснення SQL-запитів, пропонувати різні варіанти відповідей на одне завдання, розширюючи розуміння та гнучкість синтаксису SQL. Ці можливості LLM зменшують потребу в постійному контролі з боку викладача та сприяють автоматизації його роботи.

Метою даної роботи є аналіз можливостей LLMs щодо допомоги у вивченні мови SQL. Для проведення аналізу було створено вебзастосунок для тестування знань з мови SQL з використанням LLM в рамках запропонованого методу автоматичного оцінювання відповідей студентів. Серверна частина нашого застосунку написана на .NET з використанням мікросервісної архітектури. Мікросервіси спілкуються один з одним за допомогою протоколу RPC, клієнт же в свою чергу написаний на фреймворку Angular. Застосунок дозволяє викладачу створювати тести, що мають завдання з мови SQL, які студенти зможуть пройти та отримати оцінку. Для автоматичного оцінювання було розглянуто два алгоритми оцінювання, а саме:

- алгоритм оцінювання на основі евристичних правил;
- використання моделей GPT для оцінювання відповідей.

Евристичний алгоритм порівнює набори даних після виконання SQL запитів на основі еталонного скрипту та скрипту студента, а саме перевіряються співпадіння кількості стовпців та рядків, зміст комірок, використання необхідних операторів. Через те, що такий алгоритм не проводить перевірку на те, чи виконує реально студентський скрипт необхідні завдання. Можлива ситуація, коли результати від еталонного скрипту та скрипту студента співпадають, але це може бути випадковістю, і при інших умовах співпадіння може не відбутися, що свідчить про те, що скрипт студента не виконує поставлене завдання. Тому для того, щоб переконатися у оцінці, яку було отримано за допомогою алгоритму на основі евристичних правил, було прийнято рішення підключити модель GPT, котра буде паралельно з алгоритмом на основі евристичних правил оцінювати відповідь студента та надавати йому оцінку з коментарем. Після завершення роботи обох алгоритмів, результати їх робіт перевіряються на наявність викидів (коли оцінка від мовної моделі відрізняється від оцінки алгоритму на основі евристичних правил на 20%). Якщо викидів присутній, то система помічає оцінку, що при оцінюванні цієї відповіді є невпевненість, про яку буде повідомлено викладачу, для подальшої перевірки цієї оцінки. Приклад оцінювання відповіді студента зображено на рисунку 1.

Для визначення якості оцінювання відповідей студента розглянутими підходами в роботі запропоновано використати суму нормованих модулів різниці відхилення отриманої оцінки від оцінки вчителя (еталонної оцінки)  $\rho(X_{\text{оцін}}, X_{\text{еталон}})$  та відсоток викидів  $C_{\text{outlier}}(X_{\text{оцін}}, X_{\text{етал}})$  значень оцінок запропонованими підходами від оцінки вчителя. В результаті підрахунку  $\rho$  для 1100 відповідей студентів отримано такі значення:  $\rho(X_{\text{оцін\_евр}}, X_{\text{етал}}) = 0,27$ ,  $\rho(X_{\text{оцін\_GPT}}, X_{\text{етал}}) = 0,18$ . Підрахунки показали, що підхід отримання оцінки на базі евристичних правил має більше викидів, а саме  $C_{\text{outlier}}(X_{\text{оцін\_евр}}, X_{\text{етал}}) = 11\%$ , коли як підхід на основі GPT моделі

мав менш викидів  $C_{outlier}(X_{оцін\_GPT}, X_{етал}) = 6\%$ . Тобто за двома показниками  $\rho$ ,  $C_{outlier}$  підхід на базі GPT моделі мав перевагу перед підходом на основі евристичних правил.

Це свідчить про те, що алгоритм автоматичного оцінювання з використанням мовної моделі допомагає автоматизувати роботу викладача та надає справедливо оцінювання та коментарі на рахунок відповіді студента, які є наближені до реальних оцінок та коментарів від викладача, проте мовна модель не дуже добро показує себе при оцінюванні складних SQL-запитів, в яких використовуються великі підзапити, або велика кількість різних перевірок, що свідчить про можливі викидення від мовної моделі та несправедливе оцінювання.



Рисунок 1 – Приклад оцінювання відповіді студента

Через це у майбутньому планується провести більше досліджень та розробити каскадну модель на основі великих мовних моделей, для того, щоб одна модель могла виправити іншу у разі несправедливої оцінки, що у майбутньому зможе призвести до можливої повної автоматизації процесу оцінювання відповідей студенті.

#### Список використаних джерел:

1. Yakovleva O., Matúšová S., Tancošová J. Investigation of LLMs for generating answers based on user-provided content to support educational and organizational processes. *Modern and new technical trends that help humanity : Abstracts of XVI International Scientific and Practical*. December 16-18, 2024. Thessaloniki, Greece, 2024. P. 289-295.

2. Naumenko V., Shelest V., Yakovleva O. Combination of .Net technology and Angular framework to develop application for testing SQL language knowledge. *Free And Open Source Software : Proceedings of the XVth International Scientific and Practical Conference*, February 13-14, 2024, Ukraine, Kharkiv, P.63-66.