УДК 004.8:796

ПРОГРАМНА СИСТЕМА ДЛЯ ФОРМУВАННЯ ІНДИВІДУАЛЬНИХ ПЛАНІВ СПОРТИВНИХ ТРЕНУВАНЬ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ПЕРСОНАЛІЗОВАНОЇ МОВНОЇ МОДЕЛІ

Лойшин Д.О.
Національний університет «Одеська політехніка»
Україна, Одеса
7907657@stud.op.edu.ua

Анотація. *У роботі досліджено спосіб персоналізації великої мовної моделі для формування індивідуальних планів спортивних тренувань шляхом параметр-ефективного донавчання на накопичених даних користувача. Проведено порівняльне тестування базової моделі з передаванням персональних даних у контексті та моделі з персональним LoRA-адаптером. Результати тестування показали підвищення якості сформованих тренувальних планів при використанні донавчання.*
Ключові слова: *великі мовні моделі; машинне навчання; персоналізація; штучний інтелект.*

Вступна частина. У сучасному цифровому середовищі використання великих мовних моделей дає змогу автоматизувати формування індивідуальних рекомендацій для кожної окремої людини, зокрема планів спортивних тренувань. Для врахування особливостей конкретного користувача до запиту можуть додаватися дані його профілю, попередні результати тренувань та інша накопичена інформація, однак такий підхід не змінює саму мовну модель, тому її поведінка не адаптується до користувача в довгостроковій перспективі.

Одним зі способів персоналізації великих мовних моделей є їх донавчання на даних конкретного користувача. Повне донавчання LLM потребує значних обчислювальних ресурсів, тому для практичного застосування використовуються параметр-ефективні методи, зокрема LoRA та QLoRA [1, 2]. Вони дають змогу адаптувати модель шляхом навчання відносно невеликої кількості додаткових параметрів [3].

Метою дослідження є розробка та практична реалізація способу персоналізації великої мовної моделі для формування індивідуальних планів спортивних тренувань шляхом її періодичного донавчання.

Основна частина. Для формування індивідуальних тренувальних планів велика мовна модель повинна враховувати не лише поточний запит користувача, а й інформацію про його фізичну підготовку, цілі, доступне обладнання, попередні тренування та отримані результати. Передавання цих даних у контексті запиту дає змогу формувати персоналізовані відповіді, однак при цьому сама модель залишається незмінною та не накопичує досвід взаємодії з конкретним користувачем.

Для забезпечення довготривалої персоналізації запропоновано використовувати параметр-ефективне донавчання великої мовної моделі із застосуванням методів LoRA та QLoRA. Метод LoRA передбачає створення для кожного користувача окремого LoRA-адаптера без змін основних параметрів моделі, а також навчання додаткових низькорангових матриць, що значно зменшує кількість параметрів, які необхідно оновлювати [1]. Розширенням цього підходу є метод QLoRA, який поєднує LoRA з 4-бітною квантизацією

базової мовної моделі та дає змогу суттєво зменшити обсяг пам’яті та обчислювальні ресурси, необхідні для її донавчання [2].

Для тестування сформовано 20 тестових сценаріїв та 5 модельних профілів користувачів із різними цілями, рівнем підготовки, доступним обладнанням, обмеженнями та історією тренувань. Кожен сформований план оцінювався за чотирма критеріями: відповідність меті користувача, дотримання заданих обмежень, урахування історії попередніх тренувань та адаптація навантаження відповідно до результатів користувача. Для ілюстрації результатів порівняння розглянуто один із тестових сценаріїв. Користувач віком 20 років, зростом 185 см і вагою 120 кг, має на меті зниження ваги та має початковий рівень фізичної підготовки. У попередніх тренуваннях користувач повідомив про дискомфорт під час виконання присідань та зазначив, що тренування тривалістю 30 хвилин було для нього занадто складним. Для обох варіантів моделі сформовано однаковий запит: «Привіт, хочу схуднути. Яке тренування і план активності зробити сьогодні?». Отримані результати наведено в таблиці 1.

Таблиця 1

Результати одного з тестових запитів

Варіант моделі	**Фрагмент сформованої відповіді**	**Оцінка**
Базова LLM	8 000–10 000 кроків протягом дня. Тренування 30–35 хвилин: присідання 3×12, випади 3×10, віджимання 3×10 та планка 3×30 с.	2/4
LLM з персональним LoRA-адаптером	7 000–8 000 кроків протягом дня. Тренування 20–25 хвилин: сідничний міст 3×12, віджимання від опори 3×10, вправа «bird-dog» 3×10 та планка 3×20 с. Присідання виключено з урахуванням попереднього дискомфорту.	4/4

Персоналізована модель врахувала всі чотири критерії, замінивши небажану вправу та скоригувавши навантаження відповідно до попередніх результатів, що підтверджує ефективність використання персонального донавчання для підвищення точності та відповідності тренувальних рекомендацій індивідуальним характеристикам користувача. За результатами всіх тестових сценаріїв середня відповідність заданим критеріям для базової моделі з передаванням персональних даних у контексті становила 74 %, тоді як для моделі з персональним LoRA-адаптером – 82 %. Таким чином, використання донавчання забезпечило підвищення показника на 8 відсоткових пунктів. Середній час формування відповіді становив 2,1 с для базової моделі та 2,4 с для персоналізованої.

Висновки. Розроблено та реалізовано підхід до персоналізації великої мовної моделі шляхом автоматичного періодичного донавчання на накопичених даних користувача. Проведене тестування показало вищу якість персоналізації при використанні великої мовної моделі з донавчанням: середня відповідність сформованих тренувальних планів заданим критеріям зросла з 74 % до 82 %, що підтвердило доцільність використання донавчання LLM для довготривалої персоналізації тренувальних планів.

Використання інструментів ШІ. З метою точнішого перекладу англійською мовою анотації, а також для перевірки орфографії й граматики основного тексту використано ChatGPT-4o.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Hu, E. J., Shen, Y., Wallis, P., Allen-Zhu, Z., Li, Y., Wang, S., Wang, L., & Chen, W. (2022). LoRA: Low-rank adaptation of large language models. *International Conference on Learning Representations.*

[2] Dettmers, T., Pagnoni, A., Holtzman, A., & Zettlemoyer, L. (2023). QLoRA: Efficient finetuning of quantized LLMs. *Advances in Neural Information Processing Systems, 36*, 10088–10115.

[3] Tan, Z., Liu, Z., & Jiang, M. (2024). Personalized pieces: Efficient personalized large language models through collaborative efforts. *In Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing* (pp. 6459–6475). Association for Computational Linguistics.

Loishyn D.O.

Personalization of a Large Language Model for Generating Individual Sports Training Plans

Abstract. *This paper investigates an approach to personalizing a large language model for generating individual sports training plans through parameter-efficient fine-tuning on accumulated user data. A comparative evaluation was conducted between a base model receiving personal data in the prompt context and a model using a personalized LoRA adapter. The results showed an improvement in the compliance of generated training plans with the defined criteria when fine-tuning was applied.*

Keywords: *large language models; machine learning; personalization; artificial intelligence.*