

## ДОСЛІДЖЕННЯ ЗДАТНОСТІ МАЛОЇ МОВНОЇ МОДЕЛІ ДО МІРКУВАННЯ

<sup>1</sup>Вінницький національний технічний університет

<sup>2</sup>Вінницький державний педагогічний університет ім. М. Коцюбинського

### Анотація

*Перевірено і оцінено здатність малої мовної моделі розв'язувати міркувальні задачі. Для цього виконано експерименти з zero-shot та few-shot запитаннями, попередньо провівши тонке налаштування з учителем малої мовної моделі TinyLlama. Представлено і проаналізовано результати експериментів, а також запропоновано можливі шляхи підвищення точності моделі при розв'язуванні міркувальних задач.*

**Ключові слова:** велика мовна модель, мала мовна модель, TinyLlama, міркувальні задачі, тонке налаштування з учителем, TRL, LoRA, AQUA-RAT.

### Abstract

*The capability of the small language model to solve reasoning tasks was tested and evaluated. Experiments were conducted with zero-shot and few-shot prompting, after applying Supervised Fine-Tuning to TinyLlama small language model. The results of the experiments were presented and analyzed, along with proposed potential ways to improve the model's accuracy in solving reasoning tasks.*

**Keywords:** large language model, small language model, TinyLlama, reasoning tasks, supervised fine-tuning, TRL, LoRA, AQUA-RAT.

### Вступ

Незважаючи на вражаючі успіхи великих мовних моделей у таких завданнях як відповіді на запитання, машинний переклад, узагальнення тексту та інших, розв'язування завдань, що вимагають міркування, все ще залишається викликом для цих моделей, хоча спостерігається суттєвий прогрес в цьому напрямку. Великі мовні моделі вимагають значних обчислювальних ресурсів для навчання, використання їх для здійснення передбачень може бути неефективним в деяких завданнях. Актуальною проблемою є дослідження здатності малих мовних моделей міркувати. Вважатимемо малими мовними моделями, ті моделі, які мають менше 3 мільярдів параметрів.

Об'єктом дослідження служить мала мовна модель. Предметом даного дослідження є аналіз здатності малих мовних моделей до процесу міркування. Мета дослідження полягає в перевірці та оцінюванні здатності малої мовної моделі до розв'язування міркувальних задач.

### Експерименти

Автори дослідили ефективність малої мовної моделі на міркувальних задачах. Для експериментів обрано мовну модель TinyLlama з 1,1 млрд. параметрів [1]. Оскільки тонко налаштовані мовні моделі демонструють кращі результати в цілому, вибір зроблено на користь TinyLlama-1.1B-Chat-v1.0 [2], тобто модель, що вже налаштована для ведення бесіди з користувачами. Додатково здійснено тонке налаштування з учителем (Supervised Fine-Tuning (SFT)) для малої мовної моделі на міркувальних задачах з використанням бібліотеки Transformer Reinforcement Learning (TRL) [3] та методу адаптації мовних моделей до конкретних завдань - LoRA (Low-Rank Adaptation) [4]. Тонке налаштування, валідацію та тестування моделі проведено на наборі даних AQUA-RAT (Algebra Question Answering with Rationales) [5] від компанії Google DeepMind з приблизно 100 000 алгебраїчних текстових задач із вибором відповіді та покроковим обґрунтуванням розв'язку, що містить відповідно тренувальну, валідаційну та тестову підмножини даних. Розмір тестового датасету - 254

прикладі задач. Процес тонкого налаштування проводився в середовищі Google Colab на графічному процесорі NVIDIA Tesla T4 протягом 2 епох зі швидкістю навчання (learning rate) - 0.0001 і оптимізатором AdamW [6]. З налаштованою SFT-моделлю здійснено експерименти шляхом застосування zero-shot (без прикладів розв'язування задачі) та few-shot (з прикладами, що підказують спосіб розв'язування задачі) запитів-спонукань (prompting). Для оцінки якості результату роботи малої мовної моделі на міркувальних задачах використано метрику точність (accuracy).

### Результати дослідження

В табл. 1 наведено відомості щодо ефективності на тестовому датасеті міркувальних задач тонко налаштованої мовної моделі TinyLlama (TinyLlama-SFT). Для обох способів тестування (Zero-shot і Few-shot) досягнута точність становить 14%, що можна вважати низьким показником. Втім, даний результат є очікуваним, оскільки більші за розміром мовні моделі, наприклад, Llama 2 7B та 13B, після кроку тонкого налаштування з учителем демонструють точність меншу 50% [7].

Таблиця 1. Результати роботи на тестовому наборі даних міркувальних задач тонко налаштованої мовної моделі TinyLlama

Назва мовної моделі	Точність (accuracy), %		Кількість тестових прикладів
	Zero-shot спосіб	Few-shot спосіб	
TinyLlama-Chat	2.75	2.75	254
TinyLlama-SFT	14	14	254

### Висновки

Отже, на основі проведених експериментів та отримання результатів роботи TinyLlama-SFT у розв'язуванні міркувальних задач, помічено певний приріст точності даної малої мовної моделі, але, втім, він суттєво поступається більшим моделям у розв'язуванні даного класу задач. Ця проблема вимагає подальшого дослідження з застосуванням методів навчання з підкріпленням на основі зворотного зв'язку від людини (Reinforcement Learning through Human Feedback (RLHF)) або прямої оптимізації переваг (Direct Preference Optimization (DPO)) до малої мовної моделі з метою підвищити її точність у розв'язуванні міркувальних задач. Також додаткового дослідження потребує вивчення того, наскільки RLHF та DPO можуть бути ефективними у збільшенні точності.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. P. Zhang, G. Zeng, T. Wang, W. Lu, TinyLlama: An Open-Source Small Language Model, Jan 2024 [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2401.02385>. Accessed on: Mar 18, 2024
2. P. Zhang, TinyLlama, Jan 2024 [Online]. Available: <https://huggingface.co/TinyLlama/TinyLlama-1.1B-Chat-v1.0>. Accessed on: Mar 18, 2024
3. L. von Werra, Y. Belkada, L. Tunstall, E. Beeching, T. Thrush, N. Lambert, S. Huang, TRL: Transformer Reinforcement Learning, 2020 [Online]. Available: <https://huggingface.co/docs/trl/v0.7.11/en/index>. Accessed on: Mar 18, 2024
4. Edward J. Hu, Yelong Shen, Phillip Wallis, Zeyuan Allen-Zhu, Yuanzhi Li, Shean Wang, Lu Wang, Weizhu Chen. LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models, Oct. 2021 [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2106.09685>. Accessed on: Mar 18, 2024
5. W. Ling, D. Yogatama, Ch. Dyer, P. Blunsom Program Induction by Rationale Generation : Learning to Solve and Explain Algebraic Word Problems, 2017 [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1705.04146>. Accessed on: Mar 18, 2024
6. Ilya Loshchilov, Frank Hutter, Decoupled Weight Decay Regularization // International Conference on Learning Representations, 2019 [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1711.05101>. Accessed on: Mar 18, 2024

7. A. Havrilla, Y. Du, Sharath Ch. Raparthy, C. Nalmpantis, J. Dwivedi-Yu, M. Zhuravinskyi, E. Hambro, S. Sukhbaatar, R. Raileanu, Teaching Large Language Models to Reason with Reinforcement Learning, Mar 2024 [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2403.04642>. Accessed on: Mar 18, 2024

**Левіцький Сергій Мойсейович** — аспірант кафедри системного аналізу та інформаційних технологій; e-mail: levitsky.serhii@gmail.com.

**Панасенко Олексій Борисович** — старший викладач кафедри алгебри і методики навчання математики Вінницького державного педагогічного університету імені Михайла Коцюбинського, кандидат фізико-математичних наук; e-mail: oleksii.panasenko@vspu.edu.ua

**Levitskyi Serhii M.** — Post-graduate student of the Chair of System Analysis and Information Technology, e-mail: levitsky.serhii@gmail.com

**Panasenko Oleksii B.** — Senior Lecturer, Department of Algebra and Methods of Mathematics Teaching, Vinnytsia Mykhailo Kotsiubynskyi State Pedagogical University, Ph.D. in Mathematics; e-mail: oleksii.panasenko@vspu.edu.ua