

ВИКОРИСТАННЯ MIXTURE OF EXPERTS З LLM-АГРЕГАТОРОМ ДЛЯ ТОРГОВЕЛЬНОГО БОТА / MIXTURE OF EXPERTS WITH LLM AGGREGATION FOR TRADING BOT

Салата К.В. / Salata K.

Національний університет “Києво-Могилянська Академія” / National University of Kyiv-Mohyla
Academy

04655, Київ, вул. Григорія Сковороди, 2, факультет інформатики, кафедра інформатики

E-mail: kirill.salata@ukma.edu.ua

This research focuses on the architecture of intelligent trading bot, based on the Mixture of Experts (MoE) combined with a large language model (LLM)- based aggregator. Within this system several specialized expert models generate forecasts regarding trading decisions, and the LLM aggregator analyzes the results of these experts' work and makes a final decision. The proposed architecture is expected to improve the accuracy and explainability of trading decisions through dynamic expert selection and multimodal analysis, providing better adaptation to complex market conditions compared to traditional approaches.

Традиційні моделі машинного навчання досить часто стикаються з проблемою перенавчання та неможливістю урахування ринкових умов, через те що фінансові ринки характеризуються високою волатильністю та великою кількістю шуму у даних. Останнім часом для вирішення цих проблем все більше уваги звертають на архітектуру Mixture of Experts (MoE), яка містить суміш експертів, які можуть підвищити узагальнюючу здатність за рахунок використання декількох спеціалізованих експертних підсистем[1]. В останні роки активно досліджуються різні методи прогнозування часових рядів фінансових ринків. Найпопулярнішими є методи рекурентних нейронних мереж (RNN) та навчання з підкріпленням (RL). Однак, як показано в дослідженнях [2], [3], методи RNN мають труднощі в адаптації до мінливих умов і погану інтерпретованість прогнозів, структура LSTM не може розпізнати всі зміни на ринку, і проблема високої волатильності залишається невирішеною[2]. Припускають, що проблему високої волатильності можна вирішити за допомогою різних рішень, але ці рішення не можуть бути використані для впровадження в торгові системи, оскільки точність прогнозів значно варіюється в часі[4]. Тому проблеми високої волатильності та інтерпретованості залишаються відкритими. Це вимагає подальших досліджень архітектур для фінансових ринків. Застосування MoE вже продемонстрував перевагу над такими моделями в задачах фінансового прогнозування та алгоритмічного трейдингу за рахунок різнорідних експертів[1].

Наприклад, робота Mixture of Experts with Group Aggregation (MIGA) показала, що динамічне перемикання експертів, які спеціалізуються на різних стилях, значно покращує точність прогнозування порівняно з одиночними моделями[5]. Було запропоновано механізм групової агрегації, де експерти розбиваються на групи, всередині яких реалізовано механізм спільної уваги для обміну інформацією між експертами однієї групи. На вході відносно простий нейромережевий роутер, який переключає між групами експертів. Після роботи експертів результати агрегуються та робиться прогноз.

Враховуючи успіхи описаних підходів, в роботі пропонується архітектура торговельного бота, який буде розроблено на базі MoE та LLM-агрегатору. Новизна такого підходу у використанні LLM у якості модуля, який аналізує сигнали від різних моделей та вирішує чи треба входити у позицію на ф'ючерсах. Нижче описується архітектура запропонованої моделі та принципи її функціонування:

1. Модуль обробки вхідних даних - з різних джерел проводиться збір різних даних, які можуть впливати на ціну ф'ючерсів таких, як технічні індикатори, новини, цінові ряди та інші фактори які можуть впливати. Для кожного типу даних проводиться обробка після чого дані передаються експертним моделям.
2. Набір моделей-експертів - набір різних моделей машинного навчання навчених для аналізу різних аспектів ринку. Таким чином можна поєднувати експертів, наприклад, один експерт може бути рекурентною нейронною мережею для виявлення патернів в цінових рядах, а інший експерт для сентимент-аналізу. Для того аби підвищити ефективність, можна розбити експертів на групи по типам

даних та стратегій. Велика кількість різномірних експертів забезпечує більше повне покриття можливих ринкових сценаріїв.

3. Агрегатор рішень - ключова частина запропонованої архітектури, пропонується що LLM буде отримувати на вхід результати роботи експертів, інтерпретувати результати їх роботи та приймати рішення чи потрібно виконувати торговельну операцію. LLM виступає у якості мета-експерта, який оцінює впевненість різних експертів в залежності від ситуації на ринку. Такий агрегатор може враховувати також додаткові фактори, як новини, аналізуючи їх, розпізнавати приховані залежності та ризики, які можуть не бути очевидними для числових моделей. Також важливим фактором є те, що агрегатор може створити пояснення для того чому він прийняв певне рішення, що підвищує прозорість роботи системи.
4. Модуль виконання операції - виконує операцію на біржі після прийняття рішення. Коли агрегатор приймає рішення про відкриття позиції він передає модулю виконання операції інформацію про тип позиції, стартову ціну та очікувану ціну закриття позиції. До цього модулю також входить модуль контролю ризику, за допомогою якого контролюється розмір позиції в залежності від впевненості агрегатора у позиції, стану рахунка та заданого рівня ризику. Таким чином розраховується співвідношення прибутку до ризику, на основі якого розраховується розмір позиції. Після чого модуль відправляє на біржу запит на відкриття позиції.

Запропонована архітектура торговельного бота поєднує сильні сторони спеціалізованих моделей-експертів та великих мовних моделей. Використання МоЕ забезпечує диверсифікацію аналізу за рахунок великої кількості експертів, кожна група з яких навчена на своєму типі даних для підзадачі, що підвищує стійкість системи до різних ринкових умов. Використання LLM як агрегатора дає можливість системі динамічно обирати найбільш релевантних експертів, обґрунтовувати прийняте рішення. Таким чином архітектура системи є більш адаптивною порівняно з традиційними ботами заснованими на алгоритмічних стратегіях. Очікується, що така система матиме кращі результати в дохідності та пояснюваності рішень. В майбутньому планується провести експериментальну оцінку запропонованого підходу на історичних даних ф'ючерсного ринку та порівняти їх з результатами існуючих моделей. Така архітектура поєднує методи машинного навчання з елементами міркування природною мовою, що робить торгові рішення більш надійними та пояснювальними.

Список джерел:

1. Liu K. M., Lo M. C. LLM-Based Routing in Mixture of Experts: A Novel Framework for Trading //arXiv preprint arXiv:2501.09636. – 2025.
2. Chaudhary R. Advanced Stock Market Prediction Using Long Short-Term Memory Networks: A Comprehensive Deep Learning Framework //arXiv preprint arXiv:2505.05325. – 2025.
3. Bhuiyan M. S. M., Al Rafi M. D., Rodrigues G. N., Hossain Mir M. N., Ishaq A., Mridha M. F., Shin J. Deep learning for algorithmic trading: A systematic review of predictive models and optimization strategies // Array. – 2025. – № 100390. – ISSN 2590-0056. – DOI: 10.1016/j.array.2025.100390
4. Bai Y., Zhang X., Li Y., Wang J. A review of reinforcement learning in financial applications // Annual Review of Statistics and Its Application. – 2025. – Т. 12, № 1. – С. 209–232
5. Yu Z. et al. MIGA: Mixture-of-Experts with Group Aggregation for Stock Market Prediction //arXiv preprint arXiv:2410.02241. – 2024.

КОНТРОЛЬ ІНТЕНСИВНОСТІ ЕМОЦІЙ В УКРАЇНСЬКОМУ СИНТЕЗИ МОВЛЕННЯ ЧЕРЕЗ КРОС-МОВНЕ ПЕРЕНЕСЕННЯ ЗНАТЬ ТА АДАПТЕРИ LORA / EMOTION INTENSITY CONTROL IN UKRAINIAN TTS THROUGH CROSS-LINGUAL TRANSFER KNOWLEDGE AND LORA ADAPTERS

Іващенко Д.С. / Ivashchenko D.S.

*Національний університет «Києво-Могилянська академія» /
National University of "Kyiv-Mohyla Academy" (NaUKMA)*

*04655, м. Київ, вулиця Григорія Сковороди, 2, НаУКМА, Факультет інформатики
d.ivashchenko@ukma.edu.ua*

This paper presents a novel approach to controllable emotional text-to-speech synthesis for the Ukrainian language using cross-lingual emotion transfer and Low-Rank Adaptation (LoRA) adapters.