

РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ КОРОТКОТЕРМІНОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІНОВИХ РУХІВ НА ФІНАНСОВИХ РИНКАХ

Роман Павленко¹, Юлія Павленко²

IMPLEMENTATION OF NEURAL NETWORK METHODS FOR SHORT-TERM FORECASTING OF PRICE MOVEMENTS IN FINANCIAL MARKETS

Roman Pavlenko¹, Yuliia Pavlenko²

¹Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”, Берестейський проспект, 37, м. Київ-56, 03056, Україна

²Волинський національний університет імені Лесі Українки, просп. Волі, 13, Луцьк, 43025, Україна

Abstract. *This study addresses the problem of short-term forecasting of order book dynamics for a financial instrument using full L2 data. Instead of traditional time series with simple numerical features, the approach relies on sequences of structured order book snapshots, each capturing market depth across 100 price levels. To facilitate this, a custom data collection tool was developed based on the BookmapAPI, enabling automatic generation of training samples with corresponding target variables, including maximum, minimum, and final bid and ask prices over a defined prediction horizon.*

У сучасних умовах розвитку фінансових ринків та зростання електронної торгівлі зростає потреба в точних інструментах короткотермінового прогнозування цін. Одним із найцінніших джерел даних є книга ордерів (L2-дані), що містить повну інформацію про заявки на купівлю та продаж на різних рівнях. Незважаючи на високу інформативність, ці дані рідко використовуються в прогнозуванні через їхню складність, великі обсяги та відсутність доступних інструментів обробки. Це актуалізує необхідність розробки моделей, які працюють зі структурованими часовими послідовностями снапшотів книги ордерів.

Традиційно для цінових прогнозів використовують історичні котирування або технічні індикатори, однак такі підходи часто ігнорують ліквідність, приховану на глибших рівнях книги ордерів, яка може передбачати рухи ринку.

L2-дані (повна глибина книги ордерів) відображають детальну структуру попиту й пропозиції на різних цінових рівнях у вигляді пар «ціна–обсяг» для заявок на купівлю (bids) і продаж (asks). Вони дають глибший аналітичний зріз ринку порівняно з L1-даними, які містять лише найкращі ціни. Однак повний доступ до L2-даних мають переважно професійні платформи (Bookmap, Quantower, ATAS тощо), через що вони рідко використовуються в академічних або аматорських дослідженнях, попри значний прогностичний потенціал.[1]

Ліквідність в книзі ордерів є важливим джерелом інформації для прогнозування. Наприклад, велика заявка на купівлю або продаж на певному рівні ціни може сигналізувати про потенційний рівень підтримки або опору. Зміни у ліквідності, зокрема поява або зникнення великих обсягів, можуть вказувати на наміри великих учасників ринку або навпаки – на спроби створити хибне враження щодо попиту чи пропозиції. Людина, що володіє досвідом у роботі з книгою ордерів, може розпізнати в цих змінах патерни – наприклад, появу агресивної підтримки, утворення зони інтересу тощо. Усі ці явища мають прогностичну цінність і можуть свідчити про майбутній напрям ціни [2].

У класичних задачах прогнозування часових рядів кожне спостереження представляється у вигляді числового значення або вектора ознак. Це можуть бути ціни, обсяги,

індикатори або інші скаляри, які змінюються у часі. Такий підхід дозволяє моделі бачити тренд або коливання значень, але часто ігнорує глибшу структуру, яка стоїть за самими змінами.[3]

У роботі розглядається суттєво інший підхід. Кожне спостереження в часі – це не окреме число, а снапшот книги ордерів, тобто структурований зріз ринку в конкретний момент. Один снапшот включає в себе повну картину стану попиту та пропозиції: масив заявок на купівлю (bids) та продаж (asks), де кожна заявка має свою ціну та обсяг. Окрім того, снапшот може містити додаткові характеристики ринку: миттєві обсяги торгів, дисбаланс між попитом і пропозицією тощо.

Фактично, замість одного значення в певний момент часу, ми маємо структуру даних, яка сама по собі є багатовимірною. І таких структур – 300 підряд, по одній на кожную секунду. Тобто вхід в модель – це не просто часовий ряд, а послідовність складних об'єктів, які несуть набагато більше інформації, ніж звичайні числові ряди.

Для реалізації моделей було обрано три основні типи рекурентних архітектур:

- RNN – базовий варіант із найпростішою логікою пам'яті;
- LSTM – архітектура, орієнтована на довготривалі залежності;
- GRU – спрощена версія LSTM, що швидше навчається і менш ресурсоемна.

Реалізація всіх моделей була здійснена за допомогою бібліотек TensorFlow та Keras, які є одними з найпопулярніших інструментів у сфері глибинного навчання. [4]

Окрему роль у роботі відіграв Bookmap API [5] – програмний інтерфейс для інтеграції з торговельною платформою Bookmap. За допомогою нього було реалізовано програму збору снапшотів книги ордерів з високою частотою (один снапшот на секунду). Це дозволило створити повноцінний датасет із реальних біржових даних, що відповідає задачі аналізу ліквідності та прогнозування ринкових рухів. Таким чином, Bookmap API став центральним засобом для формування навчальних послідовностей, на яких базується вся побудова моделі.

Завдяки поєднанню інструментів TensorFlow, Keras, NumPy та Bookmap API було забезпечено як гнучкість моделювання, так і практичну інтеграцію з реальними даними – що є критично важливим для задач прогнозування на фінансових ринках.

У рамках дослідження було зібрано спеціалізований датасет із повною глибиною книги ордерів, сформований за допомогою аддону до Bookmap, що фіксував снапшоти щосекунди. Кожен снапшот включав 100 рівнів (50 bid та 50 ask) з нормалізованими цінами й обсягами, а також додаткові параметри, такі як обсяги торгів та імбаланс. Датасет складався з 1277 прикладів, що поєднували навчальні послідовності тривалістю 4-10 хвилин і цільові змінні для прогнозу. На його основі були навчені три моделі: базова RNN, покращена LSTM та оптимізована GRU, кожна з яких тестувалась із різними гіперпараметрами та функціями втрат. RNN виявила обмежену здатність до узагальнення, тоді як LSTM краще відстежувала довготривалі часові залежності. Модель GRU показала найкращу швидкість збіжності та стабільну реакцію на динамічні зміни ринку.

Бібліографія

1. Harris L. Trading and Exchanges: Market Microstructure for Practitioners. New York, NY : Oxford University Press, 2003. 656 p.
2. Cont R., Kukanov A. Optimal Order Placement in Limit Order Markets. Taylor & Francis. 2017.
3. Субботін С. Нейронні мережі: теорія та практика : навч. посіб. Житомир : О.О. Євенок, 2020. 184 с.
4. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. 2nd ed. Sebastopol, CA : O'Reilly Media, 2019. 856 p.
5. Bookmap API | Bookmap Knowledge Base. *Bookmap: Online-Plattform für Live-Trading von Aktien und Futures*. URL: <https://bookmap.com/knowledgebase/docs/API>.