

УДК 004.8:336

НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІНИ РИНКОВИХ АКТИВІВ ДЛЯ ЗАДАНИХ ЧАСОВИХ ФРЕЙМІВ

Родіонов І.О., Чала Л.Е.

e-mail: igor.rodionov03@gmail.ua, larysa.chala@nure.ua

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

Modern computational methods and artificial intelligence play a crucial role in personal finance and financial market trading. The main challenge is developing intelligent systems capable of real-time data processing, risk assessment, and personalized financial recommendations. The relevance of this issue is driven by market volatility, increasing data complexity, and the need for automation in decision-making. Existing solutions include algorithmic trading, robo-advisors, and AI-driven risk management. However, these approaches face limitations in adaptability and transparency. Our proposed solution focuses on enhancing AI models with explainability, real-time analytics, and adaptive learning to improve financial decision-making.

Перспективним напрямом практичного використання методів штучного інтелекту є розробка інтелектуальних трейдингових систем, здатних у режимі реального часу обробляти фінансові дані та прогнозувати динаміку ціни фінансових активів за сукупністю технічних індикаторів. Такі системи набувають все більшої актуальності з огляду на зростаючу волатильність фінансових ринків та необхідність швидкого прийняття інвестиційних рішень в умовах високої невизначеності. Застосування методів штучного інтелекту дозволяє виявляти приховані закономірності у ціновій динаміці, які часто залишаються непоміченими при використанні класичних статистичних підходів.

В доповіді розглядається задача передбачення руху ціни ринкового активу в наступному часовому фреймі на основі попередніх відомих даних. Для вирішення даної задачі було розроблено модель на базі ансамблю рекурентних нейронних мереж довгої короткочасної пам'яті (LSTM) з коригуючим повнозв'язним шаром (FCNN). У якості вхідних параметрів використовуються не абсолютні значення цін, а їх відносні зміни, що дозволяє моделі краще адаптуватися до різних цінових діапазонів та ринкових умов, ігноруючи абсолютні, необмежені значення. Використання відносних змін замість абсолютних значень також значно покращує узагальнюючу здатність моделі, оскільки нейронна мережа фокусується на характері зміни ціни, а не на її конкретних значеннях, що робить модель стійкою до різких змін масштабу цін та спрощує процес нормалізації вхідних даних.

Вибір архітектури LSTM обумовлений її здатністю ефективно працювати з послідовними даними, зберігаючи контекст попередніх

значень завдяки механізму внутрішньої пам'яті та воротцям, що дозволяє мережі визначати, яка історична інформація є релевантною для поточного передбачення. Особливістю реалізації є використання ансамблю з п'яти LSTM моделей, кожна з яких навчається на даних різних часових масштабів, що дозволяє враховувати як короткострокові коливання, так і довгострокові (відносно розглянутого таймфрейму) тренди ринку. Загальну архітектуру мережі LSTM наведено на рисунку 1.

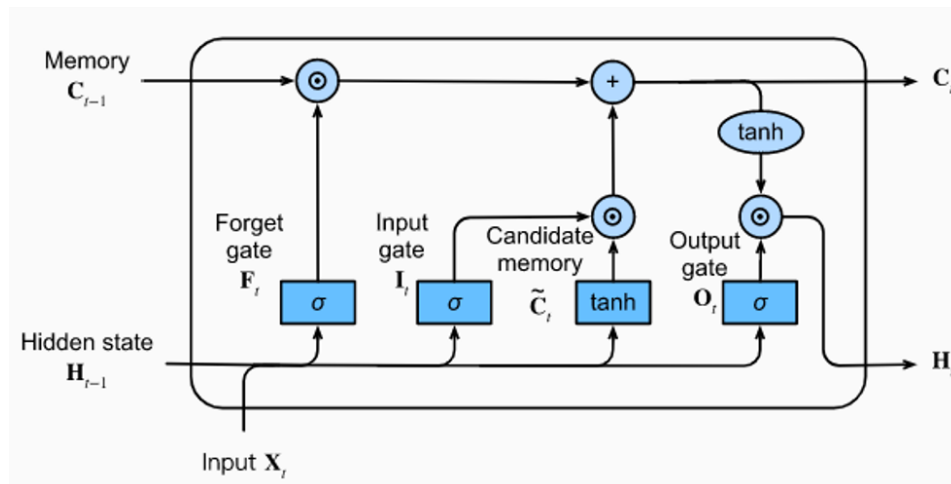


Рисунок 1 – Узагальнена архітектура мережі LSTM

Додатковий FCNN шар використовується для коригування та агрегації результатів LSTM моделей, що дозволяє враховувати нелінійні залежності між різними часовими масштабами. Цей шар також обробляє додаткові технічні індикатори, такі як RSI, KAMA, ATR та VWAP, які надають важливу інформацію про поточний стан ринку та його динаміку. Архітектура FCNN шару побудована таким чином, щоб надавати більшу вагу тим LSTM моделям, які демонструють кращу точність у конкретних ринкових умовах, що забезпечує адаптивність загальної системи до мінливих умов фінансового ринку.

Для реалізації і тестування запропонованої моделі використовувалися дані часових фреймів тривалістю 1 хвилина, 3 хвилини, 5 хвилин, 30 хвилин та 2 години, що дозволяє системі враховувати як мікроструктуру ринку, так і більш довгострокові тенденції. Цільовим періодом для прогнозування обрано 5-хвилинний інтервал. Кожна LSTM модель отримує на вхід відносні зміни цін та об'ємів торгів, а також набір технічних індикаторів з періодом розрахунку 24 години. Використання багатьох часових масштабів дозволяє системі виявляти та враховувати взаємозв'язки між короткостроковими та довгостроковими трендами, що особливо важливо для точного прогнозування в умовах підвищеної ринкової волатильності.

Основними технічними індикаторами, що використовуються в моделі, є: RSI (Relative Strength Index), який дозволяє визначити силу тренду та

ймовірні точки розвороту; VWAP (Volume Weighted Average Price), що враховує об'єми торгів при розрахунку середньої ціни і є важливим індикатором інституційної активності; а також КАМА (Kaufman Adaptive Moving Average) для визначення тренду з адаптивною швидкістю реакції на зміни ціни та ATR (Average True Range) для оцінки волатильності. Комбінація цих індикаторів забезпечує всебічний аналіз ринкової ситуації, враховуючи як цінову динаміку, так і активність учасників ринку.

Коригуючий FCNN шар приймає на вхід результати передбачень усіх LSTM моделей та поточні значення технічних індикаторів. Це дозволяє системі зважувати прогнози різних часових масштабів та корегувати їх з урахуванням поточної ринкової ситуації. Для нормалізації вхідних даних використовується мінмакс скейлер, що забезпечує стабільність навчання та роботи мережі. FCNN шар реалізований у вигляді багат шарового перцептронну з трьома прихованими шарами, що забезпечує достатню гнучкість для моделювання складних взаємозв'язків між різними прогнозами та ринковими індикаторами.

У результаті експериментальних досліджень було виявлено, що модель демонструє різну ефективність залежно від ринкових умов. При аналізі роботи системи на тренувальних даних за період з вересня 2017 по травень 2023 року найкращі результати досягаються в умовах «коридорного» руху ціни, коли ринок не демонструє різких змін та маніпуляцій. У таких умовах модель здатна з високою точністю передбачати напрямок руху ціни та потенційний діапазон її зміни, що дозволяє ефективно використовувати скальпінгові та короткострокові торгові стратегії.

На рисунках 2 та 3 наведено результати аналізу поведінки моделі на тестувальній виборці та результати коридорної торгівлі відповідно.



Рисунок 2 – Аномалії на тестовій виборці, реальна ціна у певний проміжок часу та прогнозована ціна



Рисунок 3 – Коридорна торгівля на тестувальній вибірці

Аналіз поведінки моделі на тестовій вибірці показав, що основні складнощі виникають при різких змінах тренду, особливо в ситуаціях "пробою", коли ціна швидко змінює свій напрямок. У таких випадках середньоквадратичне відхилення прогнозу від реального значення суттєво зростає. Це пояснюється тим, що подібні ситуації часто супроводжуються аномальними об'ємами торгів та потребують врахування додаткових ринкових факторів.

Цікавим спостереженням є те, що в періоди стабільного руху ціни модель може втрачати точність при появі великих торгових об'ємів, що може свідчити про потенційні ринкові маніпуляції. Це вказує на необхідність подальшого вдосконалення системи для кращого врахування об'ємних показників та можливих маніпулятивних дій на ринку. Для цього можуть бути впроваджені додаткові індикатори, які зможуть згладжувати вибірку, зміна архітектури нейронної мережі, або можливість «пропускати» певні ситуації, де модель вирішить, що ймовірність правильного передбачення руху занадто мала.

Список використаних джерел:

1. Olah C. Understanding LSTM Networks. 2015. URL : <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (дата звернення: 03.05.2025).

2. Удовенко С., Чала Л., Шергін В. Адаптивне нейромережеве прогнозування часових рядів у трейдингових системах. 2018. Тези доповідей ІХ Міжнародної науково-практичної конференції «Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій» (03–05 жовтня 2018 р., м. Запоріжжя) Запоріжжя: ЗНТУ, 2018. С. 159-160.