

# ПРЕДСКАЗАНИЕ УРОВНЕЙ ПОДДЕРЖКИ И СОПРОТИВЛЕНИЯ ЦЕНЫ НА ФОНДОВОМ РЫНКЕ ПРИ ПОМОЩИ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

Хайров М.А.<sup>1</sup>, Спицын В.Г.<sup>2</sup>

<sup>1</sup> НИ ТПУ, ИШИТР, А2-39, e-mail: mah9@tpu.ru:

<sup>2</sup> НИ ТПУ, ИШИТР, профессор ОИТ, e-mail: spvg@tpu.ru

## Введение

В академической литературе широко представлена тема прогнозирования динамики фондового рынка на основе исторических данных при помощи машинного обучения. Как правило, рассматриваются модели, позволяющие предсказывать положительное или отрицательное изменение цены. В данной работе предлагается прогнозирование поведения цен с использованием уровней сопротивления и поддержки.

Целью работы являлась разработка алгоритма для предсказания уровней поддержки и сопротивления активов на фондовом рынке на основе высокочастотных данных.

## Подготовка данных

Выборка была сформирована из данных по активам AAPL, NVDA, GE, MSFT с 20.01.2023 по 17.02.2023 в часы торговли биржи по лучшим ценам купли и продажи со всех доступных бирж NBBO (National Best Bid and Offer).

В среднем наблюдения представлены с точностью до наносекунд, в общем в датасете содержится 83 миллиона наблюдений. В качестве признаков для обучения моделей использовались значения цен и объёмов покупки и продажи активов.

Для нормализации данных использовалась стандартизованная оценка (1). Средние значения  $\mu$  и стандартные отклонения  $\sigma$  признаков для каждого дня рассчитывались отдельно по пяти предыдущим дням [1, 2].

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}. \quad (1)$$

Уровни поддержки и сопротивления высчитывались по (2) и (3) соответственно, по цене средней между покупкой и продажей (4).

$$R(t) = \max(m(t - n), m(t - n + 1), \dots, m(t)), \quad (2)$$

$$S(t) = \min(m(t - n), m(t - n + 1), \dots, m(t)), \quad (3)$$

$$m(t) = \frac{a(t) - b(t)}{2}. \quad (4)$$

где  $a(t)$  – наиболее низкая цена продажи;  $b(t)$  – наиболее высокая цена покупки.

Предсказания производились на фиксированный интервал в 10 наблюдений (наблюдения находятся на интервалах неравных по времени). Задача предсказания сводилась к классификации будущих наблюдений. Всего рассматривалось три класса:

- 1) уровень поддержки;
- 2) уровень сопротивления;
- 3) наблюдения, которое не является ни уровнем поддержки, ни уровнем сопротивления.

Ввиду значительного объёма исходных данных необходимо было разработать алгоритм, который бы позволил подготовить данные для обучения и обойти технические ограничения сервиса Google Colaboratory.

Разработанный алгоритм подготовки данных имел следующий вид:

- 1) загрузка данных с биржи и сохранение в формате parquet;
- 2) загрузка данных за 5 дней, предшествующих выбранному дню для расчёта средних значений признаков и стандартных отклонений;
- 3) освобождение памяти от данных предыдущих 5 дней и загрузка в память текущего дня;
- 4) определение уровней поддержки и сопротивления;
- 5) нормализация признаков с использованием значений, полученных в (2);
- 6) сохранение примеров в векторном виде в формате hdf5.

На рисунке 1 представлена схема алгоритма по подготовке данных.

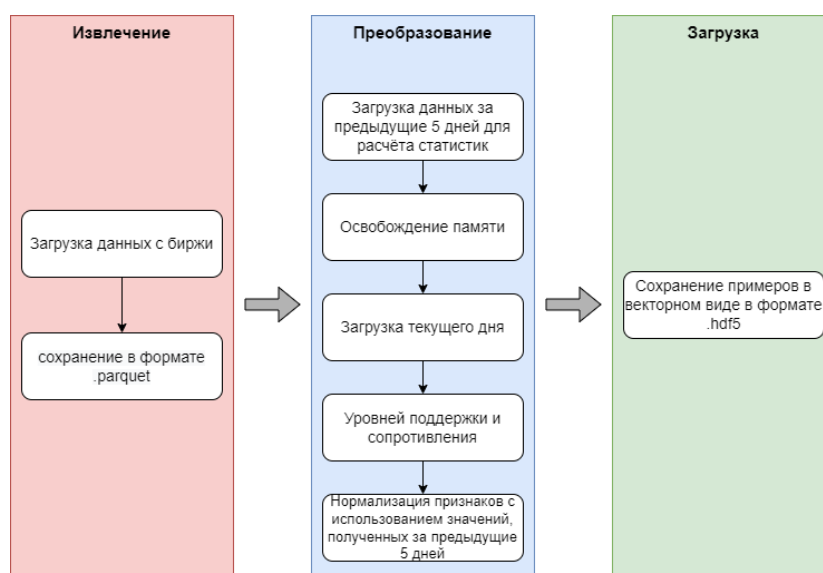


Рис. 1. Алгоритм подготовки данных для обучения моделей

### Обучение моделей

В качестве предсказательных алгоритмов были рассмотрены классификаторы на основе искусственной нейронной сети (ИНС) прямого распространения, состоящей из трёх полносвязных слоёв, и также ИНС на основе LSTM-блока. Обучение моделей производилось при помощи стохастического градиентного спуска с применением техники dropout [3].

Средняя точность на тестовой выборке для полносвязной ИНС составила 56,8% и для LSTM-классификатора 50,5%.

На данном этапе производится поиск повышения качества данных и алгоритмов обучения, так как первые показывают результаты незначительно лучше полученных случайным классификатором.

В дальнейшей работе планируется:

- доработать определения уровней поддержки и сопротивления;
- повысить объём датасета;
- сгенерировать дополнительные признаки;
- провести эксперименты с предсказанием на различные периоды времени;
- когда удастся получить классификатор удовлетворительного качества, то подготовить симуляцию торговли для него.

### Заключение

В работе была рассмотрена постановка эксперимента по предсказанию уровней поддержки и сопротивления цен на фондовом рынке.

Был разработан алгоритм предварительной подготовки данных для обучения моделей глубокого обучения.

Результаты экспериментов показали невысокую точность, что могло стать следствием малой выборки для обучения. Ожидается, что использование дополнительных признаков может повысить результаты классификации. Также целесообразно исследовать на какой период можно успешно предсказывать уровни сопротивления и поддержки.

### Список использованных источников

1. Zhang Z., Zohren S., Roberts S. DeepLOB: Deep Convolutional Neural Networks for Limit Order Books // IEEE Transactions on Signal Processing. – 2019. – Vol., 67, № 11 – P. 3001-3012.
2. Ntakaris A., Magris M., Kannianen J., Gabbouj M., Iosifidis A. Benchmark dataset for mid-price forecasting of limit order book data with machine learning methods // Journal of Forecasting. – 2018. – Vol. 37, №. 8 – P. 852–866.
3. Hinton G.E., Srivastava N., Krizhevsky A., Sutskever I., Salakhutdinov R.R. Improving Neural Networks by Preventing Co-Adaptation of Feature Detectors // arXiv. – 2012. – P. 1207.0580.