

РЕКУРРЕНТНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ КАК СРЕДСТВО ПРЕДИКТИВНОГО АНАЛИЗА ДВИЖЕНИЯ ЦЕН НА ФИНАНСОВЫХ РЫНКАХ

RECURRENT NEURAL NETWORKS AS A MEANS OF PREDICTIVE ANALYSIS OF PRICE MOVEMENTS IN FINANCIAL MARKETS

*N. Suchev
L. Panteleeva*

Summary. The article explores the use of recurrent neural networks as assistants to inverters and traders for making trading decisions. To test the hypothesis, a neural network with long-term short-term memory (LSTM) was selected, and gold commodity futures Gold Aug 23 was selected as the analyzed asset. The study demonstrates the analysis and development of a methodology for building and training an LSTM model using the Python programming language and libraries for data analysis. The development plan and methodology include four main stages. At the first stage, data is being prepared on the basis of which the LSTM model will be trained: the movement of asset prices and technical indicators RSI, EMAF, EMAM, EMAS. After that, the stages begin: creating the architecture of the neural network model and training it on a test sample of data. The model is trained using the Adam optimization algorithm, which adjusts the accuracy of the model based on a sample of data for training. The final stages in the development of a neural network are to evaluate the accuracy of the model prediction on a test sample using such coefficient metrics as MSE, R2 and MAE.

The results of the study demonstrate the high accuracy of the created LSTM model for predicting asset price movements in financial markets. The methodology provided in the paper can be useful in developing trading strategies and making decisions based on them.

Keywords: forecasting financial asset prices, recurrent neural networks (RNN), neural networks with long-term short-term memory (LSTM), model training, TensorFlow and Keras machine learning libraries, python, calculation of technical indicators, Adam optimization algorithm, estimation of model accuracy, coefficient metrics.

Актуальность

Рекуррентные нейронные сети (RNN) представляют собой класс глубоких нейронных сетей (Deep learning), позволяющих моделировать последовательности данных, учитывая контекст информации из предыдущих шагов [1]. Они широко применяются в областях, где важно учитывать зависимости между элементами последовательности, таких как обработка естественного языка, анализ временных рядов, распознавание речи, создание музыки, распознавание жестов.

Сучёв Николай Евгеньевич

УВО «Университет управления «ТИСБИ», г. Казань
kolxz2001@gmail.com

Пантелеева Лейсан Ренатовна

канд. техн. наук, доцент,
УВО «Университет управления «ТИСБИ», г. Казань
leys.kaz@mail.ru

Аннотация. В статье исследуется применение рекуррентных нейронных сетей в качестве ассистентов инверторов и трейдеров для принятия торговых решений. Для проверки гипотезы была выбрана нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью (LSTM), в качестве анализируемого актива — товарный фьючерс золота Gold Aug 23. Исследование демонстрирует анализ и разработку методики построения и обучения модели LSTM, используя язык программирования Python и библиотеки для анализа данных.

План и методика разработки включают четыре основных этапа. Сначала подготавливаются данные, на основе которых происходит обучение модели LSTM: движение цен актива и технические индикаторы RSI, EMAF, EMAM, EMAS. После чего следуют этапы по созданию архитектуры модели нейронной сети и её обучению на тестовой выборке данных. Обучение модели осуществляется с использованием алгоритма оптимизации Adam, который настраивает точность модели на основе выборки данных для обучения. Заключительным этапом в разработке нейронной сети является оценка точности прогноза модели на тестовой выборке с использованием таких коэффициентных метрик, как MSE, R2 и MAE.

Результаты исследования демонстрируют высокую точность созданной LSTM модели для предсказания движения цен активов на финансовых рынках. Представленная в работе методика может быть полезна при разработке торговых стратегий и принятии решений на их основе.

Ключевые слова: прогнозирование цен финансовых активов, рекуррентные нейронные сети (RNN), нейронные сети с долгой краткосрочной памятью (LSTM), обучение модели, библиотеки для машинного обучения TensorFlow и Keras, python, расчет технических индикаторов, алгоритм оптимизации Adam, оценка точности модели, коэффициентные метрики.

Одной из наиболее популярных разновидностей RNN являются нейронные сети с долгой краткосрочной памятью (LSTM). LSTM — это особый вид RNN, который был разработан для решения возникающей при обучении глубоких нейронных сетей проблемы исчезающего градиента [2].

Основная идея LSTM заключается в создании специальных блоков памяти, которые могут хранить информацию на протяжении длительных временных интервалов. Эти блоки состоят из трех основных компонентов:

входного шлюза (input gate), забывающего шлюза (forget gate) и выходного шлюза (output gate) (рис. 1). Шлюзы регулируют поток информации, позволяя LSTM «забыть» ненужную информацию и «запомнить» важные зависимости между данными [3].

LSTM имеют большой потенциал для применения в анализе финансовых рынков и трейдинге. Они могут обрабатывать временные ряды цен активов, объема торгов и другие финансовые данные, чтобы помочь в прогнозировании будущих движений и принятии финансовых решений на основе прогноза. В этой области LSTM модели имеют наибольшее преимущество перед другими нейронными сетями ввиду своей особенности. Как и большинство индикаторов, применяемых в трейдинговых стратегиях, LSTM использует исторические данные и строит свой прогноз, опираясь на последнее движение цен [4]. Сеть способна обнаруживать сложные паттерны и зависимости, которые могут быть незаметны для традиционных статистических методов.

Для обучения LSTM могут быть использованы такие данные об активах, как исторические цены закрытия, объемы торговли и технические индикаторы [5]. Нейронная сеть будет анализировать эти данные и выявлять скрытые зависимости, которые позволят предсказать будущие тренды рынка [6–7]. После обучения LSTM модель может быть использована для прогнозирования цен активов на основе новых входных данных. Это позволяет трейдерам и инвесторам принимать решения в торговле и управлении портфелем. LSTM также могут быть применены для создания стратегий автоматической торговли, которые основываются на предсказанных трендах и сигналах.

Цель и задачи исследования

Целью работы является построение нейронной сети LSTM для анализа и прогнозирования движения цен активов на основе их исторических данных и технических индикаторов. В качестве анализируемого актива рассмотрен товарный фьючерс золота Gold Aug 23 с использованием его исторических данных о ценах открытия, закрытия, объеме торговли и других параметрах. Для достижения цели необходимо разработать методику построения и обучения модели LSTM и оценить построенную модель по метрикам MSE, R2 и MAE.

Методология

Построение LSTM с использованием инструментов языка программирования Python состоит из следующих шагов:

1. Подготовка данных для обучения и тестирования модели. Это включает загрузку и предварительную обработку входных данных, таких как исторические цены актива, объем торгов и расчёт индикаторов. Данные разделяются на обучающую и тестовую выборки. Эти данные необходимо также масштабировать, что поможет модели лучше улавливать маленькие изменения и, тем самым, приведет к более точным прогнозам [8].
2. Создание архитектуры LSTM модели, используя библиотеки для машинного обучения TensorFlow и Keras. В зависимости от поставленной задачи выбирается необходимое количество скрытых слоев, количество временных шагов и эпох [9].
3. Обучение модели на выборке данных. На этом шаге модель будет подстраиваться под данные, чтобы наилучшим образом предсказывать движение исследуемого актива. Обучение производится путем подачи данных в модель и минимизации

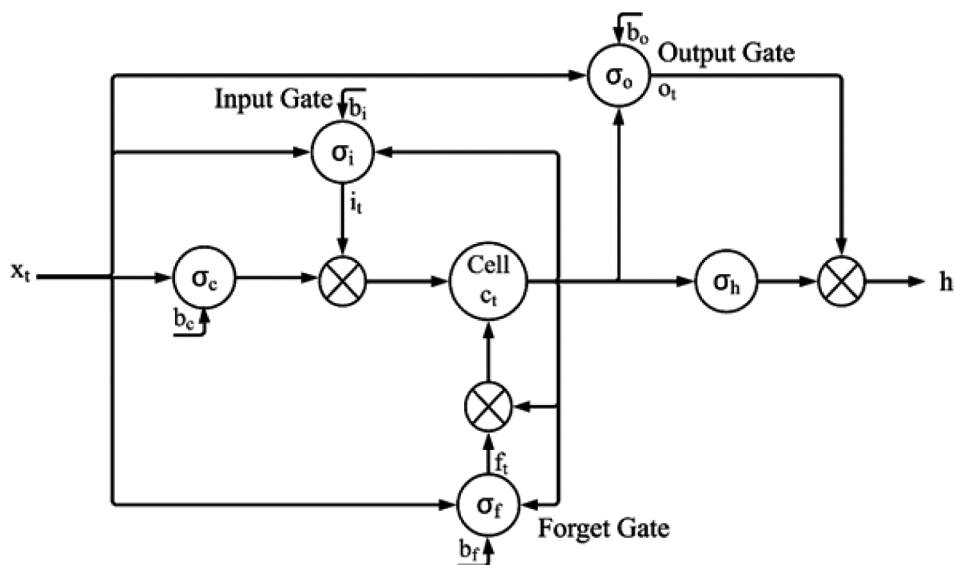


Рис. 1. Схема LSTM

выбранной функции потерь с помощью оптимизатора.

- Оценка модели после завершения обучения. Необходимо проверить производительность и точность расчётов на тестовой выборке. Для оценки точности предсказаний модели используются такие метрики, как средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя квадратичная ошибка (MSE) или коэффициент детерминации (R2).

Для реализации начального шага загружаются исторические данные о ценах товарного фьючерса на золото Gold Aug 23 (GC=F). Эти данные содержат информацию о цене открытия, цене закрытия, объеме торговли, минимальной и максимальной цене актива за сутки. Для обучения модели были взяты данные с марта 2012 г. по май 2023 г.

Для анализа и прогнозирования цен золота рассчитываются такие технические индикаторы, как RSI (Индекс относительной силы), позволяющий оценить перекупленность или перепроданность актива [10], EMAF (экспоненциальное скользящее среднее с коротким периодом), EMAM (экспоненциальное скользящее среднее с средним периодом) и EMAS (экспоненциальное скользящее среднее с длинным периодом), использующиеся для определения тренда и сглаживания ценовых данных [11].

Следующим подготовительным шагом является создание целевых переменных для обучения модели (рис. 2). Столбец Target вычисляет разницу между ценой закрытия на следующий день и ценой открытия текущего дня. Столбец TargetClass определяет, является ли изменение цены положительным (прибыльным) или отрицательным (убыточным), устанавливая значение 1 или 0 соответственно. Столбец TargetNextClose содержит цены закрытия на следующий день.

Для лучшей работы модели и предотвращения проблем с различными масштабами данных, исходные данные масштабируются с использованием библиотеки sklearn. Это приводит все значения к диапазону от 0 до 1. Масштабирование данных поможет модели лучше

улавливать малые изменения и позволить провести стабильное обучение, что в итоге приведет к более точным прогнозам.

Масштабированные данные разделяются на обучающую и тестовую выборки. Это необходимо для оценки эффективности модели на новых, ранее не встречавшихся данных. Для этого используем разделение в пропорции 80/20, где 80 % данных используется для обучения модели, а 20 % — для тестирования [12]. График движения цен тестового множества показан на рис. 3.

После подготовительных работ начинается этап создания и обучения LSTM сети. В модели определены восемь временных шагов, при этом скрытый слой имеет 150 нейронов, выходной слой применяет линейную активацию к выходам из скрытого слоя. Для обучения модели используется Adam — алгоритм оптимизации, настраивающий точность модели путем обновления весов модели в процессе обучения [13]. Эмпирические результаты демонстрируют, что Adam хорошо работает на практике и выгодно отличается от других методов стохастической оптимизации.

После обучения модели задействуем тестовую выборку, чтобы спрогнозировать цену актива на следующий день после дня закрытия. На выходе получим массив предсказанных цен, который необходимо проверить на соответствие с тестовой выборкой.

Результаты исследования, их теоретическая и практическая значимость

На основе полученных данных построим график и рассчитаем показатели точности спрогнозированных цен.

График на рис. 4 представляет сравнение фактических значений «Тестовая выборка» и прогнозных значений «Предсказанная цена», полученных с помощью обученной модели. Он помогает оценить точность модели и увидеть, насколько близки прогнозы модели к фактическим значениям.

	Open	High	Low	Adj Close	RSI	EMAF	EMAM	EMAS	Target	TargetClass	TargetNextClose
0	791.440002	795.679993	789.760010	789.760010	46.877256	795.406526	775.179523	762.677734	-2.690002	0	787.179993
1	789.869995	792.669983	785.640015	787.179993	44.575540	794.623046	775.417156	763.002267	6.260010	1	793.440002
2	787.179993	794.020020	786.260010	793.440002	50.849388	794.510376	775.774044	763.405416	7.019958	1	801.599976
3	794.580017	801.859985	794.580017	801.599976	57.558969	795.185576	776.285448	763.911304	4.369995	1	805.039978
4	800.669983	805.770020	800.669983	805.039978	60.023875	796.124090	776.854845	764.456055	-0.809998	0	803.330017
5	804.140015	806.770020	800.780029	803.330017	58.222935	796.810369	777.379106	764.970942	-12.209961	0	790.340027
6	802.549988	802.549988	788.549988	790.340027	46.795154	796.194146	777.635758	765.306956	0.830017	1	790.429993
7	789.599976	791.450012	784.169983	790.429993	46.872532	795.645179	777.889109	765.639712	-8.400024	0	779.619995
8	788.020020	788.020020	775.929993	779.619995	39.480532	794.118971	777.923384	765.824881	-4.059998	0	777.270020

Рис. 2. Исходные данные следования



Рис. 3. График масштабированных цен тестовой выборки

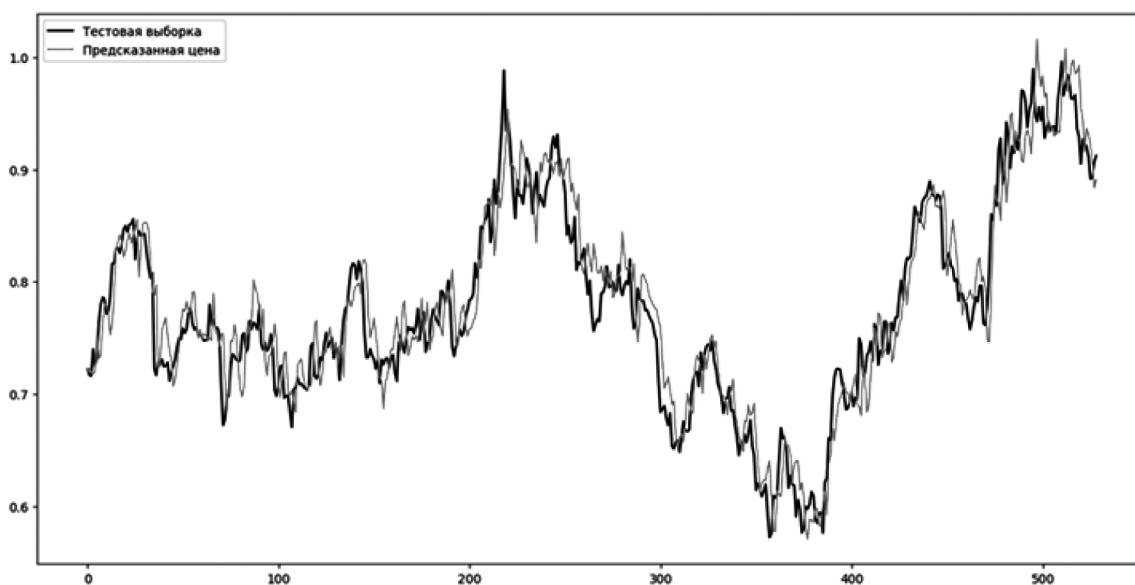


Рис. 4. Графики цен тестовой выборки и предсказанной цены

Коэффициент корреляции имеет значение 0.949, что указывает на сильную положительную связь между фактическими и прогнозными значениями. Это означает, что модель демонстрирует высокую точность в предсказании целевой переменной.

MSE (среднеквадратичная ошибка) является метрикой, которая измеряет среднее значение квадратов разностей между фактическими значениями и прогнозными значениями. В данном случае MSE равно 0.00139, что указывает на низкую среднеквадратичную ошибку модели [14].

R-квадрат (R^2) является метрикой, представляющей собой коэффициент детерминации и измеряющей объясненную дисперсию модели. Значение R^2 в диапазоне от 0 до 1, где 1 означает идеальное соответствие между моделью и данными [15]. В данном случае значение R^2 равно 0.8306, что указывает на хорошую объясняющую способность модели, где модель объясняет около 83 % дисперсии в данных.

MAE (средняя абсолютная ошибка) является метрикой, измеряющей среднюю абсолютную разницу между фактическими значениями и прогнозными значениями

[16]. Здесь MAE равно 0.0303, что указывает на низкую среднюю абсолютную ошибку модели.

Результаты метрик указывают на хорошую точность модели и относительно низкую погрешность. Она достаточно точно прогнозирует значения с низкой среднеквадратичной и средней абсолютной ошибкой, а также имеет хорошую предсказательную способность, на что указывает значение R2.

Заключение

Результаты работы подтверждают, что модели LSTM, благодаря своим особенностям фиксировать долгосрочные зависимости и выявлять сложные закономерности, являются хорошим решением для предиктивного анализа цен активов на финансовых рынках. Применение моделей в торговле может помочь трейдерам и инвесторам принимать обоснованные решения в управле-

нии портфелем ценных бумаг. Модели, построенные на основе LSTM, могут быть использованы для создания автоматических торговых стратегий, основанных на прогнозируемых трендах и сигналах.

Поставленная цель в совокупности с методологией разработки средствами языка программирования Python были успешно применены для анализа и прогнозирования цен товарного фьючерса на золото Gold Aug 23. В результате чего была создана модель LSTM, которая продемонстрировала высокую точность прогнозирования целевой переменной.

Результаты этой работы подтверждают эффективность моделей LSTM при анализе и прогнозировании цен активов на финансовых рынках, что делает их ценными инструментами для трейдеров, инвесторов и исследователей в финансовой области.

ЛИТЕРАТУРА

1. Hu Z., Zhao Y., Khushi M. A survey of forex and stock price prediction using deep learning // *Applied System Innovation*. — 2021. — Т. 4. — №. 1. — С. 9.
2. Wu J.M.T. et al. A graph-based CNN-LSTM stock price prediction algorithm with leading indicators // *Multimedia Systems*. — 2021. — С. 1–20.
3. Hansun S., Young J.C. Predicting LQ45 financial sector indices using RNN-LSTM // *Journal of Big Data*. — 2021. — Т. 8. — №. 1. — С. 1–13.
4. Ding G., Qin L. Study on the prediction of stock price based on the associated network model of LSTM // *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*. — 2020. — Т. 11. — С. 1307–1317.
5. Casado-Vara R. et al. Web traffic time series forecasting using LSTM neural networks with distributed asynchronous training // *Mathematics*. — 2021. — Т. 9. — №. 4. — С. 421.
6. Сучев, Н.Е. Реализация метода Монте-Карло для оценки рисков инвестирования в акции / Н.Е. Сучев, Л.П. Пантелеева // *Общество, государство, личность: влияние цифровых технологий: Материалы XXII Международной научно-практической конференции студентов, магистрантов, аспирантов и молодых ученых. В 2-х частях, Казань, 29 апреля 2022 года / Под редакцией А.М. Найда. Том Часть 2. — Казань: Университет управления «ТИСБИ», 2022. — С. 223–228. — EDN XBDDGS*
7. Долгов, А.С. Прогнозирование ценовых тенденций криптовалюты на основе нейронных сетей / А. С. Долгов, Л. П. Пантелеева // *Вестник Университета управления «ТИСБИ»*. — 2023. — № 1. — С. 62–70. — EDN QWBXIA
8. Ghosh A. et al. Stock price prediction using LSTM on Indian Share Market // *Proceedings of 32nd international conference on*. — 2019. — Т. 63. — С. 101–110.
9. Yadav A., Jha C.K., Sharan A. Optimizing LSTM for time series prediction in Indian stock market // *Procedia Computer Science*. — 2020. — Т. 167. — С. 2091–2100.
10. Sami H.M. et al. Evaluating the Prediction Accuracy of MACD and RSI for Different Stocks in Terms of Standard Market Suggestions // *Canadian Journal of Business and Information Studies*. — 2022. — Т. 7820. — С. 137–143.
11. Sulistiawan D., Rudiawarni F.A., Feliana Y.K. Examining trading strategies using trend following indicators for Indonesian stock market // *International Journal of Trade and Global Markets*. — 2020. — Т. 13. — №. 1. — С. 52–60.
12. Abdulrazzaq S.T., Omar F.S., Mustafa M.A. Decentralized security and data integrity of blockchain using deep learning techniques // *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*. — 2020. — Т. 8. — №. 3. — С. 1911–1923.
13. Sim H.S. et al. Is deep learning for image recognition applicable to stock market prediction? // *Complexity*. — 2019. — Т. 2019.
14. Pérez-Rodríguez A. et al. Evaluation of harvest control rules for a group of interacting commercial stocks using a multispecies MSE framework // *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*. — 2022. — Т. 79. — №. 8. — С. 1302–1320.
15. Purwanti T. The effect of profitability, capital structure, company size, and dividend policy on company value on the indonesia stock exchange // *International Journal of Seecology*. — 2020. — С. 060–066.
16. Jia M. et al. Analysis and research on stock price of LSTM and bidirectional LSTM neural network // *3rd International Conference on Computer Engineering, Information Science & Application Technology (ICCIA 2019)*. — Atlantis Press, 2019. — С. 467–473.

© Сучёв Николай Евгеньевич (kolxz2001@gmail.com); Пантелеева Лейсан Ренатовна (leys.kaz@mail.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»