

**Р.С. КУЗНЕЦОВ**

аспирант

ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный  
экономический университет»

**Т.Г. ТУМАРОВА**

кандидат экономических наук, профессор,  
директор института магистратуры

ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный  
экономический университет»

## **ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КОТИРОВОК АКЦИЙ ПАО ГАЗПРОМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ LSTM**

Искусственный интеллект и машинное обучение все чаще начинают использоваться в различных сферах экономики и финансов. Развитие технологий и повышение доступности вычислительных мощностей позволяет все шире использовать различные средства программирования. Для многих компаний, занимающихся торговлей акциями и иными деривативами, использование эффективного механизма прогнозирования котировок является важным конкурентным преимуществом, а усилить данное преимущество в настоящее время возможно с использованием моделей нейронных сетей, таких как LSTM. В статье приведены результаты апробирования модели LSTM на базе фактических данных (котировок акций ПАО Газпром на Московской бирже), были спрогнозированы значения котировок и выявлен тренд акций ПАО Газпром на Московской бирже, начиная с сентября 2019 г.

**Ключевые слова:** фондовая биржа, нейронные сети, LSTM, прогнозирование, акции ПАО Газпром.

УДК: 339.13.01

EDN: RTZFON

DOI: 10.52180/2073-6487\_2023\_3\_84\_98

## Введение

Фондовый рынок оказывает существенное влияние на различные сферы функционирования общества. Изменение цен акций может привести как к широкомасштабным экономическим проблемам и потерям, так и к высоким объемам прибыли отдельных рыночных игроков. За счет функционирования фондового рынка обеспечивается ликвидность, возможность диверсификации рисков и эффективного распределения ресурсов в экономике, снижение информационных и транзакционных издержек, что дает возможность участникам рынка более результативно инвестировать и перенаправлять капиталы между отраслями. Развитый фондовый рынок позволяет увеличить сбережения домохозяйств, играет существенную роль в перераспределении инвестиций и привлечении иностранного капитала.

Фундаментальный анализ включает в себя оценку стоимости компании, а также акций и других финансовых инструментов на основе финансовых и производственных показателей ее деятельности. В то же время он не обеспечивает требуемой точности при прогнозе котировок акций. Для прогнозирования движения котировок акций необходим большой объем данных, различающихся по видам и временным диапазонам. Современные технологии в области нейронных сетей позволяют разными способами анализировать собранные данные, выявлять закономерности между ними и определять лежащие в их основе тенденции.

Колебания цен акций часто носят нерациональный характер и их сложно прогнозировать. С целью более точного прогнозирования цен акций в настоящее время активно используются различные методы машинного обучения, такие как рекуррентные нейронные сети (RNN), долговременные нейронные сети (LSTM) и другие [2]. Искусственный интеллект и машинное обучение<sup>1</sup> играют важную роль в торговле, значительно облегчая ее. Машинное обучение является одной из областей искусственного интеллекта и предлагает исключительные инновации в мире торговли.

## Обзор литературы

Настоящая работа дополняет существующую литературу по использованию нейронной сети LSTM и других разновидностей нейронных сетей. Многие ученые в экономических и технологических

---

<sup>1</sup> Под машинным обучением понимается компьютерная система или программа, способная обучаться на существующих данных, распознавать закономерности из прошлых данных и прогнозировать будущий результат.

областях проводят научно-исследовательские работы, в которых описывается использование различных моделей машинного обучения для прогнозирования деривативов на фондовом рынке, котировок криптовалют и финансовых показателей компаний. Б. Бхандари и Н. Рима в своем исследовании на тему прогнозирования индексов фондового рынка [6] с использованием модели LSTM экспериментируют с прогнозированием ежедневной цены закрытия индекса S&P500 и приходят к выводу о высокой результативности использования многослойной LSTM-модели. В качестве инструментов для разработки модели используются язык программирования Python версии 3.6.0, библиотека Tensor Flow и Keras API. Стоит отметить, что и другие авторы, такие как П. Гош и А. Нойфилд в своем исследовании о прогнозировании внутридневных цен акций на базе LSTM [10], а также Гупта А. и Кумар Й. в исследовании о прогнозировании индекса Nifty50 (NSEI) [11] используют в своих исследованиях инструментарий языка программирования Python, как одного из наиболее подходящих для создания и обучения нейронных сетей языков программирования.

Стремительный рост популярности использования нейронных сетей приводит к необходимости сравнительного анализа использования различных моделей машинного обучения для прогнозирования данных, что нашло отражение в ряде научных работ [2; 13]. Как правило, сравниваются следующие модели:

- LSTM;
- random forest;
- дерево решений;
- линейная регрессия;
- рекуррентные нейронные сети;
- CNN;
- ARIMA.

В вышеуказанных работах авторы приходят к выводу, что рост популярности использования нейронных сетей обусловлен рядом причин:

- развитие интернета как инструмента передачи данных и обеспечения их доступности;
- рост объемов данных относительно факторов, влияющих на котировки;
- повышение доступности технологии нейронных сетей в связи с увеличением доступности мощных средств ЭВМ для исследователей;
- доступность образования в сфере информационных технологий.

Стоит отметить, что в изученных авторами работах внимание уделяется обработке собираемых для обучения модели данных. Необходимость обработки данных обусловлена различными требованиями моделей машинного обучения к формату входного массива данных,

на котором будет происходить обучение модели. Важной частью работы с нейронными сетями также является обработка выходных данных, содержащих уже спрогнозированные значения. Об обработке первичных входных данных и вспомогательных данных, основанных на значениях различных технических индикаторов, а также о разработке нейронной сети для торговли акциями с использованием технических индикаторов подробно пишет в своей работе [7] К. Чандар. Использование нескольких входных параметров (объем торгов, цену закрытия, цену открытия, максимальное и минимальное значения цены) при обучении модели LSTM описывают в своей работе С. Захир, Н. Анджум и А. Алграни [15].

В своих исследованиях ученые прогнозируют не только котировки деривативов, торгуемых на финансовых рынках, но и котировки криптовалют. Так, Н. Джафари, А. Лашгари, И. Раби в своем исследовании изучают эффективность использования нейронных сетей при прогнозировании котировок криптовалют, которые отличаются большей волатильностью, чем акции и иные деривативы на фондовом рынке [12]. В работе используются гибридные нейронные сети долговременной памяти, а размеры тестовых наборов данных составляют 200 и 400 котировок.

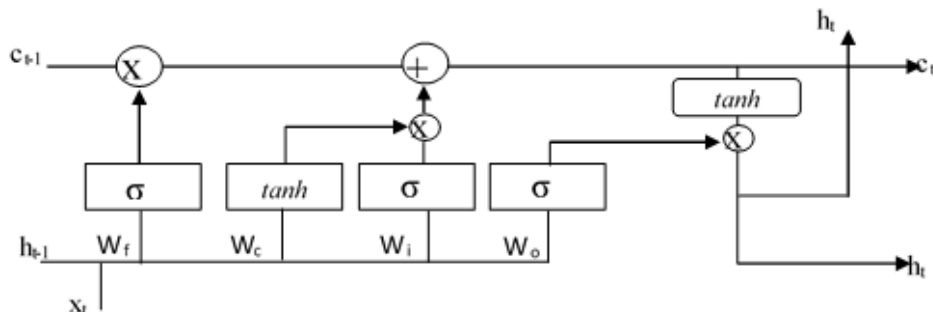
Таким образом, многие современные исследователи изучают применение различных нейронных сетей при прогнозировании биржевых котировок и несмотря на использование различных моделей машинного обучения, общий алгоритм проведения исследования включает одни и те же шаги: сбор и обработка данных об изменениях котировок во времени, обучение нейронных сетей и получение прогнозных значений, приведение прогнозных значений к удобному для исследователя формату, оценка качества прогноза обученной модели.

Высокая эффективность модели LSTM при прогнозировании данных, выявленная в приведенных выше исследованиях, побудила авторов использовать данную нейронную сеть для прогнозирования котировок акций ПАО Газпром. Обучение и сбор данных для модели проводится с использованием средств языка программирования Python. Для понимания базовых основ функционирования модели рассмотрим ее архитектуру и необходимые для обучения модели шаги.

## **LSTM в прогнозировании динамики цен акций**

Модель Long Short-Term Memory (LSTM) была создана Сеппом Хохрайтером в 1997 году для решения проблем долговременной памяти и исчезающего градиента в рекуррентных нейронных сетях. Модель использует механизм «ворот», позволяющих управлять потоками информации и тщательно выбирать какой объем входных данных дол-

жен быть сохранен на каждом временном шаге. Основной блок LSTM состоит из трех управляющих «ворот»: входные, выходные ворота и ворота забывания (см. рис. 1).



Источник: [15].

Рис. 1. Архитектура LSTM:  $\times$  – умножение входных значений;  $+$  – сумма входных значений;  $x_t$  – входные данные на этом временном шаге;  $\tanh$  – функция активации;  $\sigma$  – функция активации ворот (сигмоидальная);  $W_{f,c,i,o}$  – веса;  $c_t$  – значение функции состояния ячейки на данном временном шаге;  $c_{t-1}$  – значение функции состояния ячейки на предыдущем временном шаге;  $h_t$  – значение состояния на текущем временном шаге;  $h_{t-1}$  – последнее значение состояния на текущем временном шаге.

Ворота забывания служат для хранения важной информации и удаления ненужной. На вход принимаются два значения: текущее входное значение и последнее выходное значение предыдущего состояния, которые используются в сигмоидальной функции для получения результата забывания, которое принимает значения от 0 до 1 (см. уравнение (1) [4]):

$$FG_t = \sigma((W_{fg} * h_{t-1}) + (W_{fg} * x_t) + b_{fg}), \quad (1)$$

где  $x_t$  – входные данные на этом временном шаге;  $h_{t-1}$  – последнее значение состояния;  $W_{fg}$  – вес;  $b_{fg}$  – смещение;  $FG_t$  – выход из функции, активирующей ворота забывания.

Предыдущее состояние ячейки после умножается на выход функции активации «forget date», чтобы принять решение, следует ли хранить предыдущие данные в ячейке (см. уравнение (4)). Входные ворота используются для отправки свежих данных в состояние ячейки. В качестве начальных данных требуются текущий вход, а также последнее значение состояния. Вычисления производятся на входных значениях, а сигмоидная функция используется в качестве фильтра для получения выхода между 0 и 1 (см. уравнение (2)):

$$IG_t = \sigma((W_{ig} * h_{t-1}) + (W_{ig} * x_t) + b_{ig}), \quad (2)$$

где  $W_{ig}$  – вес;  $h_{t-1}$  – последнее значение состояния;  $x_t$  – вход на данном временном шаге;  $b_{ig}$  – смещение;  $IG_t$  – результат входных ворот.

Далее создается новая функция для получения всех возможных значений состояния ячейки. Эта функция также на входе принимает два значения – текущее входное значение и последнее значение состояния. Вычисления производятся над входными значениями, а активация  $\tanh$  применяется в качестве фильтра для получения выхода в диапазоне от  $-1$  до  $1$  (см. уравнение (3)):

$$\tilde{c}_t = \tanh((W_{ig} * h_{t-1}) + (W_{ig} * x_t) + b_{ig}), \quad (3)$$

где  $W_{ig}$  – вес;  $h_{t-1}$  – последнее значение состояния;  $x_t$  – вход на данном временном шаге;  $b_{ig}$  – смещение;  $\tilde{c}_t$  – вектор новых значений-кандидатов, которые должны быть обновлены в следующем состоянии;

Результат функции и выход входных ворот перемножаются и добавляются к состоянию ячейки (см. уравнение (4)):

$$C_t = C_{(t-1)} * FG_t + IG_t + (\tilde{c}_t), \quad (4)$$

где  $C_t$  – значение функции состояния ячейки на данном временном шаге;  $C_{t-1}$  – значение функции состояния ячейки на предыдущем временном шаге;  $FG_t$  – выход из функции, активирующей ворота забывания;  $IG_t$  – результат входных ворот;  $\tilde{c}_t$  – вектор новых значений-кандидатов, которые должны быть обновлены в следующем состоянии.

Основная цель выходных ворот – отобрать наиболее подходящее значение. Выходные ворота выполняют вычисления, используя два начальных объекта – текущее входное значение и последнее значение состояния на данный момент. Значение между  $0$  и  $1$  фильтруется с помощью сигмоидной функции активации, чтобы получить выходное значение (см. уравнение (5)):

$$O_t = \sigma(((W_{og} * h_{(t-1)}) + (W_{og} * x_t)) + bog) \quad (5)$$

где  $W_{og}$  – вес;  $h_{t-1}$  – последнее значение состояния;  $b_{og}$  – смещение;  $O_t$  – выходное значение на данном временном шаге.

Для фильтрации значений между  $-1$  и  $1$  была разработана новая функция состояния ячейки, которая применяет функцию активации  $\tanh$  к состоянию ячейки (см. уравнение (6)):

$$o\tilde{c}_t = \tanh(C_t), \quad (6)$$

где  $C_t$  – состояние ячейки;  $\tanh$  – функция активации;  $o\tilde{c}_t$  – выходное значение функции состояния ячейки.

Значение функции состояния клетки умножается на выходное значение, и результат передается в следующий скрытый слой (см. уравнение (7)):

$$O_{og} = O_t * (o\check{c}_t), \quad (7)$$

где  $O_{og}$  – результат перемножения, передающийся в следующий слой;  $O_t$  – выходное значение на данном временном шаге;  $o\check{c}_t$  – выходное значение функции состояния ячейки

Первой фазой работы с LSTM и иными моделями машинного обучения является сбор данных, после которого набор данных преобразуется в матрицу с использованием алгоритма скользящих окон, который использует диапазон из  $n-1$  торговых дней в качестве входа для алгоритма LSTM и выводит цену закрытия  $n$ -го дня. Это окно передвигается по одному дню за раз для разработки модели LSTM, используемой для расчета конечных значений. После обучения проводится прогнозирование на тестовом множестве, а затем оценка модели с помощью метрик производительности (см. рис. 2). Кроме того, модель обычно перестраивается путем добавления новых наборов данных о ценах акций [3].



Источник: [13]

Рис. 2. Блок-схема этапов использования LSTM для прогнозирования акций

Модель LSTM может быть использована на разных интервалах времени и объемах данных с разной эффективностью. В рамках данной статьи рассчитаны прогнозные значения котировок акций российской компании ПАО Газпром.

## Программное средство прогнозирования на базе LSTM

Для сбора, обработки и проведения других операций над данными, будут использованы следующие средства:

1. Язык программирования Python версии 3.9.6 – это ясный, простой в чтении и универсальный язык программирования, который отлично подходит для работы с экономическими и финансовыми данными и включает в себя полезные библиотеки по машинному обучению;

2. Keras – модуль библиотеки Tensorflow. Это API на языке Python, которые помогает разработчику ускорить проведение экспериментов с данными за счет использования готовых методов;

3. Pandas – библиотека Python с открытым исходным кодом, предназначенная для решения различных задач, связанных со сбором, обработкой и анализом данных. С помощью библиотеки можно отсортировать данные, привести к единому формату, нормализовать и визуализировать данные, сохранить собранные в интернете данные в удобном формате;

4. Numpy – библиотека Python с открытым исходным кодом, используемая для проведения математических операций над массивами данных;

5. Scikit-learn – библиотека Python с открытым исходным кодом, используемая для сложных математических расчетов и машинного обучения с использованием различных моделей, включая LSTM.

6. Matplotlib – библиотека Python с открытым исходным кодом, используемая для визуализации данных в двумерном и трехмерном отображении;

7. Requests – библиотека Python с открытым исходным кодом, используемая для сбора данных с веб-сайтов.

В качестве данных используются котировки акций ПАО Газпром на московской бирже. Интервал (таймфрейм) котировок составляет один день, период данных – с 23.01.2006 по 24.02.2023, количество торговых дней за исследуемый период составляет 4252, цена акции котируется в российских рублях (см. табл. 1).

Для прогноза будут использованы цены акций на момент закрытия торгов. В качестве тренировочного набора данных будет использоваться 80% от общего количества торговых дней, что составит 3402 дня. Тестовый набор данных будет составлять 20% или 850 торговых дней.

После создания набора данных отбираются значения цен закрытия акций ПАО Газпром из колонки «Цена закрытия», после чего отобранные данные делятся на два набора: тренировочный и тестовый. На тренировочном наборе данных будет обучаться модель LSTM, а на тестовом наборе данных будет проверяться эффективность обученной модели. Далее отобранные наборы данных преобразуются к значе-



Таблица 1

## Пример набора данных, используемых в исследовании

Дата	Цена открытия	Максимальная цена	Минимальная цена	Цена закрытия
23.01.2006	239,00	239,00	218,49	218,89
24.01.2006	220,50	224,68	219,66	224,00
25.01.2006	225,20	231,00	225,00	228,38
26.01.2006	228,90	229,41	223,51	224,47
27.01.2006	226,20	231,50	224,00	228,75
...	...	...	...	...
17.02.2023	153,40	155,08	152,83	153,62
20.02.2023	153,62	154,30	151,62	153,24
21.02.2023	153,61	156,43	153,61	154,97
22.02.2023	154,89	156,40	153,50	155,31
24.02.2023	155,53	156,98	153,72	154,22

Составлено авторами по: TradingView. <https://ru.tradingview.com/chart/jMHDra8v/?symbol=MOEX%3AGAZP>.

Таблица 2

## Пример набора данных, содержащий фактические и спрогнозированные значения

Дата	Цена открытия	Максимальная цена	Минимальная цена	Цена закрытия	Прогноз
24.09.2019	230,36	230,67	227,19	227,70	228,38
25.09.2019	227,03	228,70	225,75	228,42	227,81
26.09.2019	228,74	233,70	228,31	231,97	226,40
27.09.2019	231,92	232,14	229,00	229,00	225,95
...	...	...	...	...	...
17.02.2023	153,40	155,08	152,83	153,62	152,36
20.02.2023	153,62	154,30	151,62	153,24	151,95
21.02.2023	153,61	156,43	153,61	154,97	151,91
22.02.2023	154,89	156,40	153,50	155,31	152,838
24.02.2023	155,53	156,98	153,72	154,22	153,84

Составлено авторами на основании: TradingView. <https://ru.tradingview.com/chart/jMHDra8v/?symbol=MOEX%3AGAZP> и промежуточных результатов прогноза модели LSTM.

ниям от 0 до 1 и трансформируются в матрицу. Следующим этапом обучения нейронной системы является построение модели LSTM: формирование архитектуры и добавление слоев. После создания модели

запускается процесс ее компиляции и обучения на тренировочном наборе данных. По окончании процесса обучения модели передается созданный ранее тестовый набор данных и запускается процесс прогнозирования. Спрогнозированные значения сохраняются в колонку «predictions» и добавляются к таблице с фактическими данными для дальнейшей визуализации и проведения сравнительного анализа фактических и спрогнозированных данных (см. табл. 2).

## Анализ результатов работы модели LSTM

Для оценки эффективности модели используется показатель среднеквадратического отклонения (RMSE), который является стандартной статистической метрикой для оценки эффективности нейронных систем. Среднеквадратическое отклонение – это стандартное отклонение остатков (ошибок прогнозирования). Под остатками понимается то, насколько далеко от линии регрессии находятся координаты данных, а среднеквадратическое отклонение – это измерение того, насколько разбросаны остатки. Среднеквадратическое отклонение позволяет оценить сконцентрированность данных вокруг кривой фактических значений (см. уравнение (8)):

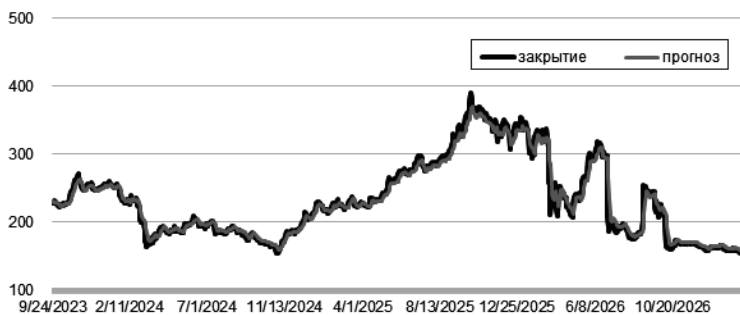
$$RMSE_{fo} = \left( \sum_{i=1}^N \frac{(z_{fi} - z_{oi})^2}{N} \right)^{1/2}, \quad (8)$$

где  $(z_{fi} - z_{oi})$  – разница между прогнозным и фактическим значением;  $N$  – размер набора данных.

Значение среднеквадратического отклонения, полученное в результате обучения модели LSTM в нашем случае составляет 1,938. С учетом того, что среднеарифметическое нашей базовой выборки составляет 232,96, а среднеквадратическое выборки составляет 56,44, значение среднеквадратического отклонения, равное 1,938, свидетельствует о незначительном отклонении прогнозных значений от фактических и сигнализирует о возможности использования модели LSTM для прогнозирования котировок акций (см. рис. 3).

Визуальный анализ рисунка выше также, как и значение RMSE, подтверждает, что модель LSTM эффективна и ее спрогнозированные значения близки к фактическим значениям. Также стоит отметить, что по предсказанным значениям можно с точностью определять тренд движения акций на различных временных отрезках (см. рис. 4).

С целью определения коридора движения котировок акций ПАО Газпром необходимо обучить модель LSTM на наборах данных с котировками по самым низким и высоким значениям цен акций ПАО Газпром (см. табл. 3).



Источник: составлено авторами по результатам расчетов.

Рис. 3. Прогнозные и фактические значения по ценам акций ПАО Газпром



Источник: составлено авторами.

Рис. 4. Выявленный тренд движения котировок на основе спрогнозированных моделью LSTM котировок

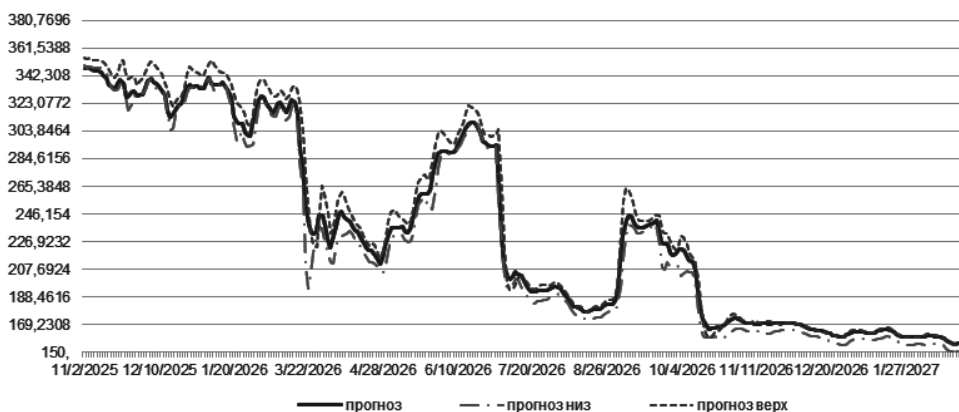
Таблица 3

**Фактические и спрогнозированные значения котировок ПАО Газпром**

Дата	Максимальная цена	Минимальная цена	Цена закрытия	Прогноз	Прогноз минимальной цены	Прогноз максимальной цены
24.09.2019	230,67	227,19	227,70	228,38	223,67	233,71
25.09.2019	228,70	225,75	228,42	227,81	222,86	232,73
26.09.2019	233,70	228,31	231,97	226,40	221,86	231,97
27.09.2019	232,14	229,00	229,00	225,95	220,67	230,81
...	...	...	...	...	...	...
17.02.2023	155,08	152,83	153,62	152,36	152,75	154,43
20.02.2023	154,30	151,62	153,24	151,95	152,41	153,42
21.02.2023	156,43	153,61	154,97	151,91	152,22	152,71
22.02.2023	156,40	153,50	155,31	152,83	152,93	153,05
24.02.2023	156,98	153,72	154,22	153,84	153,65	153,68

Источник: составлено авторами.

Спрогнозированные значения также отражаем графически (рис. 5).



Источник: составлено авторами.

Рис. 5. Спрогнозированные котировки цены закрытия, минимальной и максимальной цен

## Заключение

Развитие и усложнение технологий искусственного интеллекта оказывает значительное влияние на современные компании. Для использования моделей нейронных сетей в коммерческих масштабах необходимо проведение комплексного сравнительного анализа различных нейронных сетей, таких как LSTM, ARIMA, CNN, Hybrid LSTM, ChatGPT и других. Модель LSTM показывает свою эффективность на временных рядах и прогнозировании тренда движения акций, а также близких к фактическим значениям котировок. Модель LSTM можно использовать не только для прогнозирования тренда, но и для прогнозирования коридоров движения акций внутри анализируемого таймфрейма. Необходимо учитывать, что для обучения модели LSTM необходимо иметь значительный объем данных за более ранние периоды, так как модель показывает себя хорошо именно на больших и частых данных.

Внедрение нейронных сетей в бизнесы компаний, связанных с торговлей биржевыми деривативами и их анализом, является важным конкурентным преимуществом, которое позволит значительно повысить шансы компании на победу в технологической гонке. В рамках данного исследования был проведен прогноз дневных котировок акций ПАО Газпром с использованием модели LSTM и средств языка программирования Python. Обученная модель показала незначительные отклонения спрогнозированных значений от фактических на исследуемом временном периоде, что подтверждено значением показателя среднеквадратического отклонения, составляющего 1,938.

Модель может использоваться в реальной деятельности трейдинговых и/или брокерских компаний для формирования инвестиционных портфелей, определения тренда движения котировок и выстраивания стратегии поведения на рынке в отношении акций ПАО Газпром. Так же модель может быть адаптирована и переобучена для прогнозирования дневных минимальных и максимальных значений котировок с целью определения торгового коридора внутри дня, а также котировок других деривативов. Необходимо продолжить исследование возможностей модели LSTM и средств языка программирования Python с количеством слоев, различными таймфреймами и объемами данных, используемых при обучении нейронной сети. Внедрение использования данной модели и ее аналогов будет являться не только эффективным инструментом прогнозирования курса акций, но и важным конкурентным преимуществом для компаний на рынке.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Alkhatib K., Khazaleh H., Abualigah L. A new stock price forecasting method using active deep learning approach // ELSEVIER. 2022. No. 8. Pp. 117–134.
2. Alzahrani A., Aldhyani H. Framework for predicting and modelling stock market prices based on deep learning algorithms // Electronics. 2022. No. 11. Pp. 15–19.
3. Anand C. Comparison of stock price prediction models using pre-trained neural networks // Journal of ubiquitous computing and communication technologies (UCCT). 2021. Pp. 122–134.
4. Banik S., Sharma N., Mangla M. LSTM based decision support system for swing trading in stock market // ELSEVIER. 2022. No. 239. Pp. 10–27.
5. Bathla G., Rani R., Aggarwal H. Stock of year 2020: prediction of high variations in stock prices using LSTM // ELSEVIER. 2022. No. 97. Pp. 97–103.
6. Bhandari H.N., Rimal B., Pokhrel N.R. Predicting stock market index using LSTM // ELSEVIER. 2022. No. 9. Pp. 1–15.
7. Chandar K. Convolutional neural network for stock trading using technical indicators // ELSEVIER. 2022. No. 39. Pp. 29–35.
8. Chen Y., Wu J., Wu Z. China's commercial bank stock price prediction using a novel K-means-LSTM hybrid approach // ELSEVIER. 2022. No. 202. Pp. 103–117.
9. Dami S., Esterabi M. Predicting stock returns of Tehran exchange using LSTM neural network and feature engineering technique // ELSEVIER. 2021. No. 80. Pp. 1–17.
10. Ghosh P., Neufeld A., Sahoo J. Forecasting directional movements of stock prices for intraday trading using LSTM and random forest // ELSEVIER. 2022. No. 46. Pp. 47–65.
11. Gupta A., Kumar Y. Stock market analysis and prediction for Nifty50 using LSTM deep learning approach // International conference of innovative practices in technology and management (ICIPTM). 2022. Pp. 1–2.
12. Jafari H., Lashgari A., Rabiee E. Cryptocurrency price prediction with Neural Networks of LSTM and Bayesian optimization // European journal of business and management research. 2022. No. 7. Pp. 20–27.

13. *Shah J., Vaidya D., Shah M.* A comprehensive review on multiple hybrid deep learning approaches for stock prediction // ELSEVIER. 2022. No. 16. Pp. 1–14.
14. *Soni P., Tewari Y., Krishan D.* Machine learning approaches in stock price prediction: a systematic review // Journal of physics: conference series. 2022. No. 2161. Pp. 1–10.
15. *Zaheer S., Anjum N., Algarni A.* A multi parameter forecasting for stock time series data using LSTM and deep learning model // Mathematics. 2023. No. 11(3). Pp. 1–24.

## REFERENCES

1. *Alkhatib K., Khazaleh H., Abualigah L.* A new stock price forecasting method using active deep learning approach // ELSEVIER. 2022. No. 8. Pp. 117–134.
2. *Alzahrani A., Aldhyani H.* Framework for predicting and modelling stock market prices based on deep learning algorithms // Electronics. 2022. No. 11. Pp. 15–19.
3. *Anand C.* Comparison of stock price prediction models using pre-trained neural networks // Journal of ubiquitous computing and communication technologies (UCCT). 2021. Pp. 122–134.
4. *Banik S., Sharma N., Mangla M.* LSTM based decision support system for swing trading in stock market // ELSEVIER. 2022. No. 239. Pp. 10–27.
5. *Bathla G., Rani R., Aggarwal H.* Stock of year 2020: prediction of high variations in stock prices using LSTM // ELSEVIER. 2022. No. 97. Pp. 97–103.
6. *Bhandari H.N., Rimal B., Pokhrel N.R.* Predicting stock market index using LSTM // ELSEVIER. 2022. No. 9. Pp. 1–15.
7. *Chandar K.* Convolutional neural network for stock trading using technical indicators // ELSEVIER. 2022. No. 39. Pp. 29–35.
8. *Chen Y., Wu J., Wu Z.* China's commercial bank stock price prediction using a novel K-means-LSTM hybrid approach // ELSEVIER. 2022. No. 202. Pp. 103–117.
9. *Dami S., Esterabi M.* Predicting stock returns of Tehran exchange using LSTM neural network and feature engineering technique // ELSEVIER. 2021. No. 80. Pp. 1–17.
10. *Ghosh P., Neufeld A., Sahoo J.* Forecasting directional movements of stock prices for intraday trading using LSTM and random forest // ELSEVIER. 2022. No. 46. Pp. 47–65.
11. *Gupta A., Kumar Y.* Stock market analysis and prediction for Nifty50 using LSTM deep learning approach // International conference of innovative practices in technology and management (ICIPTM). 2022. Pp. 1–2.
12. *Jafari H., Lashgari A., Rabiee E.* Cryptocurrency price prediction with Neural Networks of LSTM and Bayesian optimization // European journal of business and management research. 2022. No. 7. Pp. 20–27.
13. *Shah J., Vaidya D., Shah M.* A comprehensive review on multiple hybrid deep learning approaches for stock prediction // ELSEVIER. 2022. No. 16. Pp. 1–14.
14. *Soni P., Tewari Y., Krishan D.* Machine learning approaches in stock price prediction: a systematic review // Journal of physics: conference series. 2022. No. 2161. Pp. 1–10.
15. *Zaheer S., Anjum N., Algarni A.* A multi parameter forecasting for stock time series data using LSTM and deep learning model // Mathematics. 2023. No. 11(3). Pp. 1–24.

Дата поступления рукописи: 22.03.2023 г.

#### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

**Кузнецов Роман Сергеевич** – аспирант ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный экономический университет», Санкт-Петербург, Россия  
romak2921@mail.ru

**Тумарова Татьяна Гельцевна** – кандидат экономических наук, профессор, директор института магистратуры ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный экономический университет», Санкт-Петербург, Россия  
tumarova@finec.ru

#### ABOUT THE AUTHORS

**Roman S. Kuznetsov** – postgraduate student, Saint Petersburg State University of Economics, Saint Petersburg, Russia  
romak2921@mail.ru

**Tatiana G. Tumarova** – Cand. Sci. (Econ.), Professor, Director of the Graduate Institute of Saint Petersburg State University of Economics, Saint Petersburg, Russia  
tumarova@finec.ru

#### PAO GAZPROM STOCK PRICE PREDICTION USING LSTM NEURAL NETWORKS

Artificial intelligence and machine learning are increasingly being used in many areas of economy and finance. Developments in technology and the increasing accessibility of computing facilities allow for the wider use of various programming tools. For many companies operating in the field of stock trading and other derivatives, availability of an effective forecasting mechanism is an important competitive advantage, and increasing this advantage is now possible by using neural network models such as LSTM. The authors present the results of testing the LSTM model on the basis of actual data (quotations of Gazprom shares at Moscow Exchange): quotation values were predicted and the trend of Gazprom stocks at Moscow Exchange, starting from September 2019, was revealed.

**Keywords:** *stock exchange, neural networks, LSTM, forecasting, PAO Gazprom shares.*

**JEL:** F21, F37, F47