



## ЭКОНОМИЧЕСКИЕ НАУКИ

## ECONOMICS

УДК 330.4

DOI 10.30914/2411-9687-2023-9-4-433-442

### ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КОТИРОВОК ФИНАНСОВЫХ ИНСТРУМЕНТОВ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

*М. В. Казаковцева, Е. В. Конакова*

*Марийский государственный университет, г. Йошкар-Ола, Российская Федерация*

**Аннотация. Введение.** Важным аспектом для инвесторов и трейдеров являются точные прогнозы, имеющие огромное значение для принятия решений о покупке, продаже или держании акций, а также для определения оптимальной стратегии инвестирования и управления рисками. На сегодняшний день нейронные сети и методы машинного обучения становятся все более популярными и эффективными в различных областях, включая прогнозирование. Одним из важнейших направлений практического использования нейронных сетей являются задачи прогнозирования, а именно задачи прогнозирования временных рядов на фондовом рынке, предсказание курса валют, построение прогноза потребления электроэнергии, прогнозирование платежеспособности кредиторов, нагрузок энергетических систем и пр. Нейронные сети могут применяться для решения практически любого рода задач, в том числе и при отсутствии явной математической модели или недостатке данных для эффективного применения статистических методов. В работе рассматривается применение метода экспоненциального сглаживания и нейронных сетей в задачах прогнозирования. **Цель работы заключается** в изучении и оценке эффективности метода экспоненциального сглаживания и нейронных сетей для прогнозирования временных рядов на примере котировок акций компании «ФосАгро». **Материалы и методы.** В работе использован метод экспоненциального сглаживания для предварительного прогнозирования исторических данных, а также для улучшения точности прогнозирования применены нейронные сети. **Результаты исследования, обсуждения.** Экспоненциальное сглаживание и нейронных сетей приводит к улучшению точности прогнозирования для котировок акций компании «ФосАгро». **Заключение.** Применение экспоненциального сглаживания и нейронных сетей в задачах прогнозирования может помочь улучшить точность прогнозов котировок акций и других финансовых временных рядов.

**Ключевые слова:** экспоненциальное сглаживание, нейронные сети, прогнозирование, временной ряд, модель, сеть

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Для цитирования:** Казаковцева М. В., Конакова Е. В. Прогнозирование котировок финансовых инструментов с помощью нейронных сетей // Вестник Марийского государственного университета. Серия «Сельскохозяйственные науки. Экономические науки». 2023. Т. 9. № 4. С. 433–442. DOI: <https://doi.org/10.30914/2411-9687-2023-9-4-433-442>

### FORECASTING FINANCIAL INSTRUMENT QUOTATIONS USING NEURAL NETWORKS

*M. V. Kazakovtseva, E. V. Konakova*

*Mari State University, Yoshkar-Ola, Russian Federation*

**Abstract. Introduction.** An important aspect for investors and traders is accurate forecasts, which are of great importance for making decisions about buying, selling or holding shares, as well as for determining the optimal

investment strategy and risk management. To date, neural networks and machine learning techniques have become increasingly popular and effective in a variety of fields, including forecasting. One of the most important areas of practical use of neural networks are forecasting tasks, namely, forecasting time series on the stock market, predicting the exchange rate, building a forecast of electricity consumption, predicting the solvency of creditors, loads of energy systems, etc. Neural networks can be used to solve almost any kind of problem, including in the absence of an obvious mathematical model or a lack of data for the effective use of statistical methods. The paper discusses the use of the exponential smoothing method and neural networks in forecasting problems. **The purpose** of the work is to study and evaluate the effectiveness of the exponential smoothing method and neural networks for forecasting time series using the example of PhosAgro stock quotes. **Materials and methods.** The method of exponential smoothing is used for preliminary prediction of historical data, and neural networks are used to improve the forecasting accuracy. **Research results, discussion.** Exponential smoothing and neural networks lead to improved forecasting accuracy for PhosAgro stock quotes. **Conclusion.** Applying exponential smoothing and neural networks to forecasting tasks can help improve the accuracy of stock price forecasts and other financial time series.

**Keywords:** exponential smoothing, neural networks, forecasting, time series, model, network

The authors declare no conflict of interest.

**For citation:** Kazakovtseva M. V., Konakova E. V. Forecasting financial instrument quotations using neural networks. *Vestnik of the Mari State University. Chapter "Agriculture. Economics"*, 2023, vol. 9, no. 4, pp. 433–442. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.30914/2411-9687-2023-9-4-433-442>

## Введение

Существенную роль в различных областях, таких как финансы, экономика, климатология и другие, играет прогнозирование временных рядов. Прогнозирование – это процесс предсказания будущих значений на основе исторических данных. Точные прогнозы позволяют принимать обоснованные решения, оптимизировать стратегии и управлять рисками. В последние годы нейронные сети и методы машинного обучения получили распространение в прогнозировании временных рядов [4]. Однако в определенных случаях, таких как ограниченность данных или сложные структуры временного ряда, применение исключительно нейронных сетей может быть недостаточно [3]. В таких ситуациях применение различных подходов может помочь достичь более точных и надежных прогнозов [2].

Нетривиальной задачей является прогноз поведения сложных динамических систем. Как правило, такой прогноз основывается на обнаружении скрытых закономерностей в накопленных данных. Коллективная психология участников торгов имеет непосредственное влияние на формирование биржевой цены, усложняя данный процесс, зато имеются накопленные данные в виде финансового временного ряда.

Актуальность данной работы заключается в использовании нейронных сетей для решения трудноформализуемой задачи прогнозирования

финансовых временных рядов, а также важностью получения качественных прогнозов основных финансовых индикаторов в условиях рыночной экономики [1].

В данной работе для решения задачи прогнозирования финансовых временных рядов рассмотрены нейросетевые методы, которые отличаются от других моделей своей способностью устанавливать нелинейные связи между будущими и фактически значениями и хорошей масштабируемостью.

**Цель исследования** – изучение и оценка эффективности метода экспоненциального сглаживания и нейронных сетей для прогнозирования временных рядов на примере котировок акций компании «ФосАгро».

## Материалы и методы исследования

Для проведения анализа использован метод экспоненциального сглаживания и нейронные сети с применением программного пакета Statistica [8]. Экспоненциальное сглаживание помогает улавливать общие тенденции и сезонные колебания, тогда как нейронная сеть может изучить сложные паттерны, которые могут быть недоступны для экспоненциального сглаживания<sup>1</sup>. Применение данных методов рассмотрены во многих исследованиях [6].

<sup>1</sup> Нейронные сети. Statistica Neural Networks: Пер. с англ. М. : Горячая линия – Телеком, 2000. 182 с.

### Результаты исследования, обсуждения

Выявление и анализ тенденции динамического ряда часто производится с помощью его выравнивания или сглаживания. Экспоненциальное сглаживание – один из простейших и распространенных приемов выравнивания ряда. В его основе лежит расчет экспоненциальных средних [5].

Главное достоинство прогнозной модели, основанной на экспоненциальных средних, состоит в том, что она способна последовательно адаптироваться к новому уровню процесса без значительного реагирования на случайные отклонения. Предполагая, что в исследуемых данных присутствует демпфированный возрастающий тренд и сезонная аддитивная составляющая, период сезонных колебаний равен 4. Следовательно, ряд не

стационарен. Признаком стационарности можно считать нормальность распределения остатков данного временного ряда.

Гистограмма распределения остатков исходного ряда не подчиняется графику нормального распределения (рис. 1). Следовательно, можно предположить, что исходный ряд не является стационарным, и на данном этапе анализа необходимо привести временной ряд к стационарному виду.

С помощью экспоненциального сглаживания по модели демпфированного тренда и аддитивной сезонности с параметрами Альфа = 0,629, Дельта = 0,000, Фи = 0,189 построен прогноз с 1 января 2023 г. по 10 января 2023 г. включительно, проанализированы стандартные ошибки построенной модели (рис. 2).

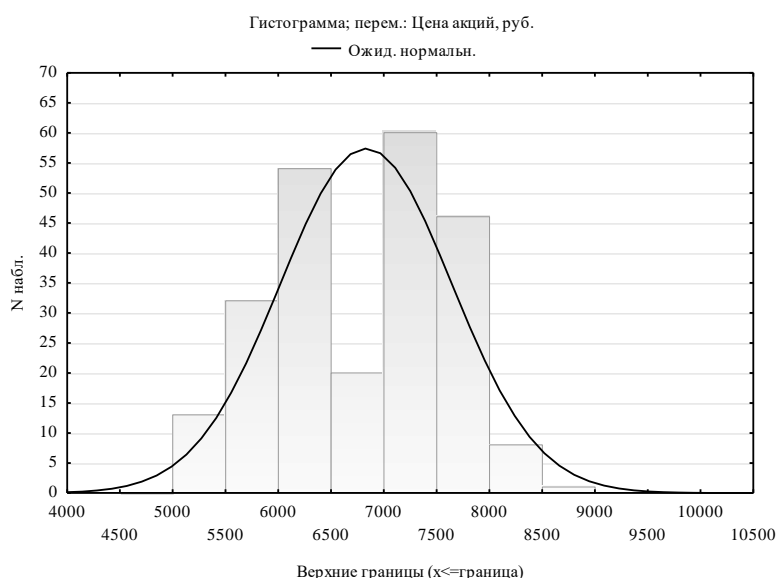


Рис. 1. Гистограмма распределения остатков исходного временного ряда /  
Fig. 1. Histogram of the distribution of residues of the original time series

	Эксп. сглажив.: Аддитивн. сезон. (4) S0=5797, T0=11,02 (Данные ФосАгро.sta) Демпф. тренда, адд. сезон.; Альфа=,629 Дельта=0,00 Фи=,189 Цена акций, руб.
Итоговая ошибка	Ошибка
Средн. ош.	2,4663730
Ср. абсол. ошибка	134,7405322
Суммы квадратов	11502511,9141264
Ср. квадрат	49156,0338211
Средн. относ. ошибка	-0,0066328
Ср. абс. отн. ошибка	1,9551821

Рис. 2. Стандартные ошибки построенной модели /  
Fig. 2. Standard errors of the constructed model

В рассмотренном случае, процент средней абсолютной ошибки составляет 1,95 %, что меньше

13 %, это говорит о достаточной точности предложенной модели.

Сглаженные значения ряда повторяют контуры наблюдаемого временного ряда, поскольку значения прогнозной линии достаточно близки по структуре к динамике исходного временного ряда, что позволяет сделать вывод об адекватности построенного прогноза реальным данным [7].

Гистограмма распределения остатков сглаженного ряда подобна графику нормального рас-

пределения, что свидетельствует об адекватности отражения наблюдаемого процесса динамики стоимости акции, и построенный на ее основе прогноз можно считать точным (рис. 3).

Для проверки адекватности выбранной модели необходимо оценить независимость распределения остатков друг от друга с помощью автокорреляции функции, частной автокорреляции и плотности распределения остатков.

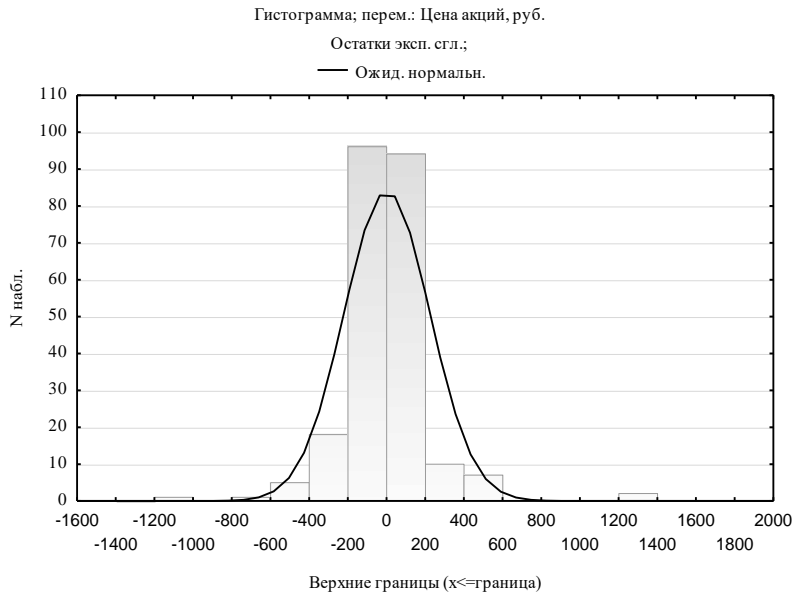


Рис. 3. Гистограмма распределения остатков сглаженного ряда /  
 Fig. 3. Histogram of distribution of smoothed series residues

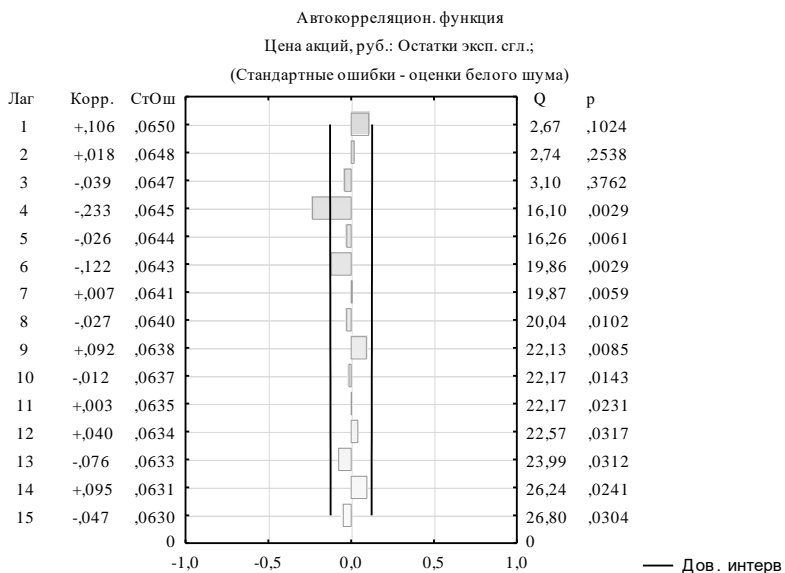


Рис. 4. График автокорреляционной функции остатков /  
 Fig. 4. Autocorrelation plot of residues

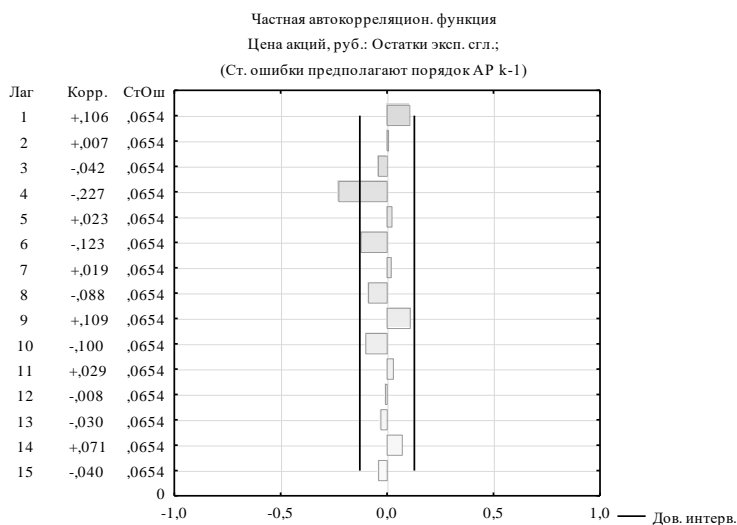


Рис. 5. График частной автокорреляционной функции остатков /  
Fig. 5. Partial autocorrelation plot of residues

Анализ автокорреляции показывает отсутствие сильных взаимосвязей уровней остаточного ряда, так же как и анализ частной автокорреляционной функции (рис. 4 и 5).

Так как процент ошибки равен 1,95 %, что меньше допустимого равного 13 %, анализ автокорреляционной и частной автокорреляционной функции доказывает отсутствие сильных взаимосвязей уровней остаточного ряда, плотность распределения остатков близка к плотности нормального распределения, то можно сказать о хорошем выборе подбора прогнозной модели. Следовательно, используя полученную модель, можно строить прогноз.

Комбинирование экспоненциального сглаживания и нейронных сетей в задачах прогнозирования позволяет применить преимущества обоих методов. Экспоненциальное сглаживание учиты-

вает последние изменения и тренды в данных, а нейронные сети способны выявить более сложные зависимости и предсказывать наиболее точные результаты [9].

В построении нейронных сетей участвуют 991 значение цен закрытия акций ФосАгро, из которых 70 % значений используется для обучающей выборки, остальные 30 % составляют контрольную выборку. На вход подана выборка из 10 значений. Из 20 обученных сетей программа предложила 5 наилучших для сохранения и последующего анализа (рис. 6).

Наилучшими она признала их ввиду того, что они имели наибольшую производительность на обучающей и контрольной выборке. Также выбор наилучшей сети основывается на нормальности распределения остатков сетей и прогнозировании исходного ряда.

Итоги моделей (Таблица данных) Включенные наблюдения: 1:981									
N	Архитектура	Производительность обуч.	Контр. производительность.	Ошибка обучения	Контр. ошибка	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Ф-я актив. скрытых нейр.	Ф-я актив. выходных нейр.
1	MLP 10-8-1	0,999045	0,997075	3011,654	10127,56	BFGS 176	Сум. квадр.	Гиперб.	Тождеств.
2	MLP 10-3-1	0,998505	0,996849	4743,450	10945,84	BFGS 30	Сум. квадр.	Гиперб.	Тождеств.
3	MLP 10-2-1	0,998528	0,996843	4661,668	11119,73	BFGS 48	Сум. квадр.	Логист.	Тождеств.
4	MLP 10-2-1	0,998477	0,996850	4829,543	11074,97	BFGS 43	Сум. квадр.	Логист.	Тождеств.
5	MLP 10-2-1	0,998470	0,996869	4846,501	10998,01	BFGS 32	Сум. квадр.	Гиперб.	Тождеств.

Рис. 6. Итоги модели / Fig. 6. Model results

Из диаграммы рассеивания (рис. 7) видно, что точки находятся на прямой. Сильных выбросов не наблюдается. Это говорит о хорошем качестве построенных моделей нейронных сетей.

По результатам сравнения проекций временного ряда наилучшей признана сеть следующей архитектуры: MLP 10-3-1 с гиперболической функцией активации для скрытых нейронов

(рис. 8). Данная сеть содержит 3 нейрона в скрытом слое, 10 входов и один выход.

Об адекватности построенной модели свидетельствует нормальность распределения остатков и точность описания реальных данных (рис. 9).

Для всех сетей, построенных аналогично представленным выше, ошибка прогноза на прогнозных значениях компании варьируется от 0,14 % до 0,42 %, что говорит о хорошем качестве прогнозирования.

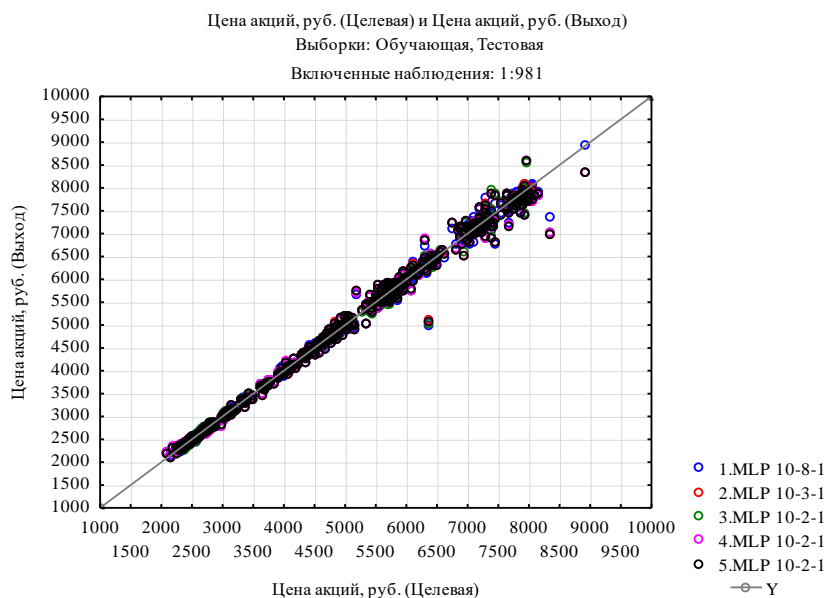


Рис. 7. Диаграмма рассеивания для большей выборки /  
 Fig. 7. Scattering chart for a larger sample

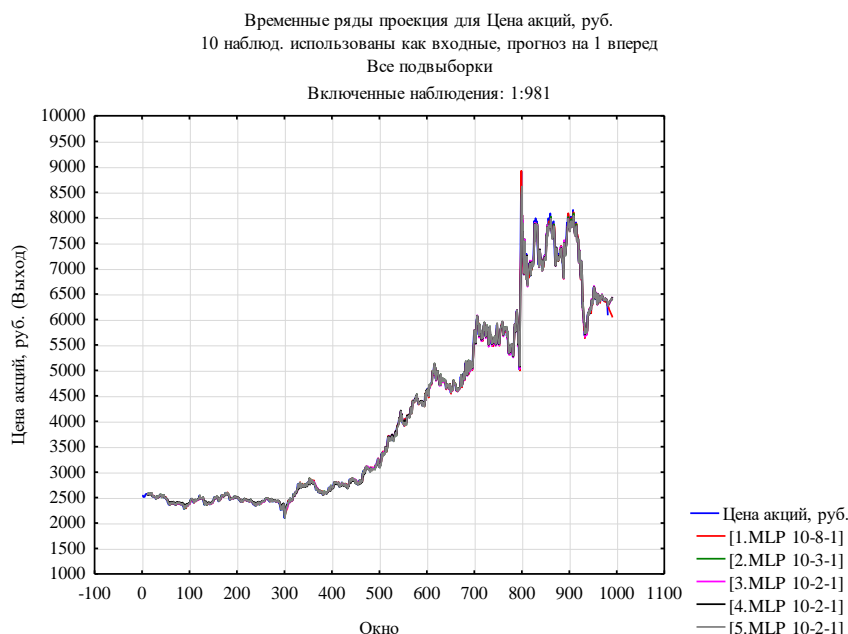


Рис. 8. График проекции временного ряда /  
 Fig. 8. Time series projection plot

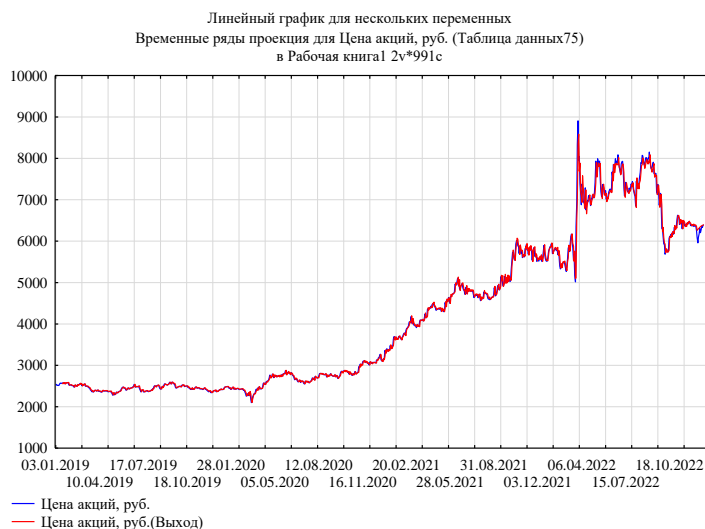


Рис. 9. Описание реальных данных сетью MLP 10-3-1 /  
Fig. 9. Description of real data by MLP network 10-3-1

На следующем шаге был построен прогноз с 1 января 2023 года по 10 января 2023 года по выбранным моделям для малой и большей выборки.

Прогнозные значения сети практически повторяют динамику временного ряда, что позволя-

ет сказать о достаточной точности выбранных моделей (рис. 10).

На завершающем этапе проведен сравнительный анализ наилучших моделей для прогнозирования временного ряда (табл. 1).

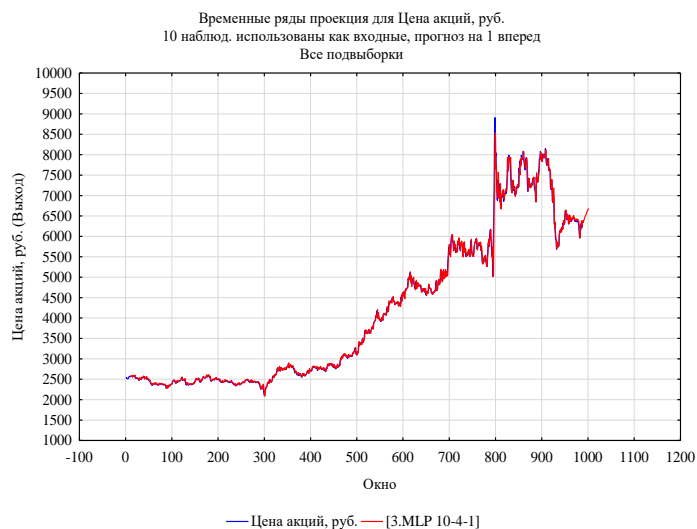


Рис. 10. График временного ряда и прогноза стоимости акций компании ФосАгро /  
Fig. 10. Schedule of time series and forecast of PhosAgro shares value

Таблица 1 / Table 1

Сравнительная таблица наилучших моделей / Best models comparison table

Дата / Date	Модель / Model	
	Экспоненциальное сглаживание / Exponential smoothing	Модель MLP 10-3-1, нейронные сети / Model MLP 10-3-1, neural networks
1	2	3
01.01.2023	6410,013	6419,385
02.01.2023	6441,755	6455,183

Окончание табл. 1

Дата / Date	Модель / Model	
	Экспоненциальное сглаживание / Exponential smoothing	Модель MLP 10-3-1, нейронные сети / Model MLP 10-3-1, neural networks
1	2	3
03.01.2023	6429,015	6486,074
04.01.2023	6395,008	6508,212
05.01.2023	6411,935	6536,146
06.01.2023	6442,118	6572,815
07.01.2023	6429,084	6597,898
08.01.2023	6395,021	6628,388
09.01.2023	6411,937	6656,209
10.01.2023	6442,118	6684,714

Исходя из вышерассмотренных моделей для прогнозирования цен закрытия акций компании ФосАгро, наилучшим по прогнозным значениям следует выделить модель MLP 10-3-1 для большей выборки, построенной по нейронной сети, так как она с наибольшей точностью описывает данный временной ряд.

### Заключение

Сравнение результатов позволяет определить эффективность использования экспоненциального сглаживания и нейронных сетей в данной ра-

боте [9]. Для достижения наилучших результатов необходимо учитывать следующие факторы: качество данных, выбор модели и архитектуры, обучение и настройка модели, оценка и проверка модели. В целом применение нейронных сетей и экспоненциального сглаживания в задачах прогнозирования способствует улучшению точности прогнозов котировок акций и других финансовых временных рядов, а принятие решений на основе этих прогнозов становится более информированным и основанным на надежных данных [10].

1. Алжеев А. В., Кочкарков Р. А. Сравнительный анализ прогнозных моделей ARIMA и LSTM на примере акций российских компаний // *Финансы: теория и практика*. 2020. Т. 24. № 1. С. 14–23. DOI: <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2020-24-1-14-23>

2. Андриянов Н. А. Обзор методов прогнозирования временных рядов // *Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем*. 2018. № 11. С. 147–151. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=36648031> (дата обращения: 05.11.2023).

3. Барбашова Е. В., Гайдамакина И. В., Польшакова Н. В. Прогнозирование в коротких временных рядах: методологические и методические аспекты // *Вестник ОперГТУ*. 2020. № 2 (83). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-v-korotkih-vremennyh-ryadah-metodologicheskie-i-metodicheskie-aspekty> (дата обращения: 14.11.2023).

4. Исследование метода прогнозирования временных рядов на транспорте с помощью рекуррентных нейронных сетей / Г. М. Лысов, Ф. Н. Приходько, А. А. Коновалова, К. А. Тимошенко // *Дневник науки*. 2023. № 1 (73). URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=50437580> (дата обращения: 05.11.2023).

5. Новиков А. А., Будзинская Е. О., Канева О. Н. Анализ методов прогнозирования временных рядов. // *Информационный бюллетень Омского научно-образовательного центра ОмГТУ и ИМ СО РАН в области математики и информатики*. 2020. Том 4. № 1. С. 37–43. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=44063546> (дата обращения: 05.11.2023).

6. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польского И. Д. Рудинского. Москва : Финансы и статистика, 2002. 344 с

7. Позолотин В. Е., Султанова Е. А. Применение алгоритмов экспоненциального сглаживания к обработке временных рядов // *Информационные технологии. Проблемы и решения*. 2019. № 4 (9). С. 45–50. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=39138954> (дата обращения: 05.11.2023).

8. Ращупкина О. С. Анализ временных рядов с помощью системы Statistica. // *Фундаментальные и прикладные исследования в области управления, экономики и торговли: сб. трудов научно-практической и учебной конференции (г. Санкт-Петербург, 04–06 июня 2019 г.)*. Том Ч. 1. Санкт-Петербург : Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, 2019. С. 58–61. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=39820384> (дата обращения: 05.11.2023).

9. Сунчалин А. М., Сунчалина А. Л. Обзор методов и моделей прогнозирования финансовых временных рядов. // *Хроноэкономика*. 2020. № 1 (22). С. 25–29. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=42584516> (дата обращения: 05.11.2023).



10. Сравнительный анализ методов построения объединенного прогноза / А. А. Френкель, Н. Н. Волкова, А. А. Сурков, Э. И. Романюк // Вопросы статистики. 2017. № 7. С. 17–27. URL: <https://voprstat.elpub.ru/jour/article/view/535> (дата обращения: 05.11.2023).

*Статья поступила в редакцию 18.11.2023 г.; одобрена после рецензирования 13.11.2023 г.; принята к публикации 16.11.2023 г.*

### Об авторах

#### Казаковцева Марина Вадимовна

кандидат экономических наук, доцент, кафедра прикладной статистики и цифровых технологий, Марийский государственный университет (424000, Российская Федерация, г. Йошкар-Ола, пл. Ленина, д. 1), ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5031-1681>, [marina290576@mail.ru](mailto:marina290576@mail.ru)

#### Конакова Екатерина Витальевна

магистрант, кафедра прикладной статистики и цифровых технологий, Марийский государственный университет (424000, Российская Федерация, г. Йошкар-Ола, пл. Ленина, д. 1), [katya.konakova0229@mail.ru](mailto:katya.konakova0229@mail.ru)

*Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.*

1. Alzheev A. V., Kochkarov R. A. Sravnitel'nyi analiz prognoznykh modelei ARIMA i LSTM na primere aktsii rossiiskikh kompanii [Comparative analysis of ARIMA and LSTM predictive models: evidence from Russian stocks]. *Finansy: teoriya i praktika* = Finance: Theory and Practice, 2020, vol. 24, no. 1, pp. 14–23. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2020-24-1-14-23>

2. Andriyanov N. A. Obzor metodov prognozirovaniya vremennykh ryadov [Overview of time series forecasting methods]. *Sovremennye problemy proektirovaniya, proizvodstva i ekspluatatsii radiotekhnicheskikh sistem* = Modern problems of design, production and operation of radio engineering systems, 2018, no. 11, pp. 147–151. Available at: <https://elibrary.ru/item.asp?id=36648031> (accessed 05.11.2023). (In Russ.).

3. Barbashova E. V., Gaydamakina I. V., Polshakova N. V. Prognozirovaniye v korotkikh vremennykh ryadakh: metodologicheskie i metodicheskie aspekty [Forecasting in short time series: methodological and methodical aspects]. *Vestnik OrelGAU* = Bulletin of Agrarian Science, 2020, no. 2 (83). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovaniye-v-korotkih-vremennykh-ryadah-metodologicheskie-i-metodicheskie-aspekty> (accessed 15.11.2023). (In Russ.).

4. Lysov G. M., Prikhodko F. N., Konovalova A. A., Timoshenko K. A. Issledovanie metoda prognozirovaniya vremennykh ryadov na transporte s pomoshch'yu rekurrentnykh neuronnykh setei [Research on methods of forecasting time series in transport using recurrent neural networks]. *Dnevnik nauki* = Diary of Science, 2023, no. 1 (73). Available at: <https://elibrary.ru/item.asp?id=50437580> (accessed 05.11.2023). (In Russ.).

5. Novikov A. A., Budzinskaya E. O., Kaneva O. N. Analiz metodov prognozirovaniya vremennykh ryadov [Analysis of time series forecasting methods]. *Informatsionnyi byulleten' Omskogo nauchno-obrazovatel'nogo tsentra OmGTU i IM SO RAN v oblasti matematiki i informatiki* = Information bulletin of the Omsk Scientific and Educational Center of OmSTU and IM SB RAS in the field of mathematics and informatics, 2020, vol. 4, no. 1, pp. 37–43. Available at: <https://elibrary.ru/item.asp?id=44063546> (accessed 05.11.2023). (In Russ.).

6. Osovsky S. Neironnye seti dlya obrabotki informatsii [Neural networks for information processing]. Transl. from Polish by I. D. Rudinsky, M., Finance and Statistics Publ., 2002, 344 p. (In Russ.).

7. Pozolotin V. Y., Sultanova E. A. Primeneniye algoritmov eksponentsial'nogo sglazhivaniya k obrabotke vremennykh ryadov [Application of algorithms of exponential smoothing to processing of time series]. *Informatsionnye tekhnologii. Problemy i resheniya* = Information Technology. Problems and Solutions, 2019, no. 4 (9), pp. 45–50. Available at: <https://elibrary.ru/item.asp?id=39138954> (accessed 05.11.2023). (In Russ.).

8. Rashchupkina O. S. Analiz vremennykh ryadov s pomoshch'yu sistemy Statistica [Time series analysis using the STATISTICA system]. *Fundamental'nye i prikladnye issledovaniya v oblasti upravleniya, ekonomiki i trgovli: sb. trudov nauchno-prakticheskoi i uchebnoi konferentsii (g. Sankt-Peterburg, 04–06 iyunya 2019 g.)* = Fundamental and Applied Research in the Field of Management, Economics and Trade: collection of works of a scientific, practical and educational conference (St. Petersburg, June 04–06, 2019), SPb.: Publ. house of Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, 2019, pp. 58–61. Available at: <https://elibrary.ru/item.asp?id=39820384> (accessed 05.11.2023). (In Russ.).

9. Sunchalin A. M., Sunchalina A. L. Obzor metodov i modelei prognozirovaniya finansovykh vremennykh ryadov [Overview of methods and models for forecasting financial time series]. *Khronoekonomika* = Chronoeconomics, 2020, no. 1 (22), pp. 25–29. Available at: <https://elibrary.ru/item.asp?id=42584516> (accessed 05.11.2023). (In Russ.).

10. Frenkel A. A., Volkova N. N., Surkov A. A., Romanyuk E. I. Sravnitel'nyi analiz metodov postroeniya ob"edinennogo prognoza [Comparative analysis of methods for constructing a combined forecast]. *Voprosy statistiki* = Issues of Statistics, 2017, no. 7, pp. 17–27. Available at: <https://voprstat.elpub.ru/jour/article/view/535> (accessed 05.11.2023). (In Russ.).

*The article was submitted 18.11.2023; approved after reviewing 13.11.2023; accepted for publication 16.11.2023.*

#### **About the authors**

##### **Marina V. Kazakovtseva**

Ph. D. (Economics), Associate Professor, Department of Applied Statistics and Digital Technologies, Mari State University (1 Lenin Sq., Yoshkar-Ola 424000, Russian Federation), ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5031-1681>, [marina290576@mail.ru](mailto:marina290576@mail.ru)

##### **Ekaterina V. Konakova**

Graduate student, Department of Applied Statistics and Digital Technologies, Mari State University (1 Lenin Sq., Yoshkar-Ola 424000, Russian Federation), [katya.konakova0229@mail.ru](mailto:katya.konakova0229@mail.ru)

*All authors have read and approved the final manuscript.*