

УДК 004.65:336.7

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДАННЫХ В ФИНАНСОВЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ

Жукен Н.А.

Казахский университет технологии и бизнеса имени К.Кулажанова,
Казахстан, г.Астана, Казахстан

Научный руководитель: ассистент-профессор, доктор PhD
Оразаева А.Р.

В статье представлены результаты исследования, посвящённого разработке и внедрению модели на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) для анализа и прогнозирования финансовых данных в Республике Казахстан. Актуальность работы обусловлена необходимостью повышения точности прогнозов в условиях высокой волатильности финансовых рынков и цифровизации экономики. В качестве основного инструмента использованы рекуррентные нейронные сети с долгосрочной краткосрочной памятью (LSTM), реализованные в среде RStudio. Модель обучена на данных Национального банка РК и Казахстанской фондовой биржи (KASE) за период 2015–2023 гг. по курсу USD/KZT. Результаты демонстрируют высокую эффективность LSTM-сетей в прогнозировании краткосрочных изменений валютного курса, что подтверждается метрикой RMSE. Практическая значимость исследования заключается в возможности интеграции разработанной модели в финансовые информационные системы для поддержки принятия решений в реальном времени.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, LSTM, финансовые информационные системы, прогнозирование временных рядов, Казахстан, RStudio, машинное обучение, валютный курс.

Финансовые информационные системы (*ФИС*) играют ключевую роль в современных экономических процессах, обеспечивая сбор, хранение, анализ и визуализацию больших объёмов данных. В условиях глобальной цифровизации и роста нестабильности финансовых рынков особую важность приобретают методы прогнозирования, способные учитывать нелинейные зависимости, сезонность и шум в данных. Традиционные статистические подходы, такие как линейная регрессия или модели ARIMA, зачастую оказываются недостаточно

эффективными для анализа финансовых временных рядов, характеризующихся высокой сложностью и изменчивостью.

Для Республики Казахстан задача повышения точности финансовых прогнозов является особенно актуальной. Экономика страны сильно зависит от внешних факторов: цен на нефть и металлы, колебаний валютных курсов, глобальных экономических кризисов. В этой связи внедрение методов искусственного интеллекта, в частности нейронных сетей, в финансовые информационные системы может значительно улучшить качество аналитики и принятия решений.

Целью данной работы является разработка и тестирование модели нейронной сети для прогнозирования финансовых показателей Казахстана на примере курса USD/KZT.

Задачи исследования:

Анализ особенностей финансовых данных Казахстана.

Выбор архитектуры нейронной сети, наиболее подходящей для прогнозирования временных рядов.

Реализация модели в среде RStudio с использованием библиотек глубокого обучения.

Оценка точности модели и сравнение с традиционными методами.

1. Теоретические основы применения нейронных сетей в финансовых системах

Нейронные сети представляют собой вычислительные модели, имитирующие работу биологических нейронных сетей. Они способны решать задачи, которые трудно формализовать с помощью традиционных алгоритмов, такие как прогнозирование, классификация и кластеризация данных.

Для анализа временных рядов, к которым относятся финансовые данные, наиболее эффективными являются рекуррентные нейронные сети (*RNN*) и их улучшенная версия — сети с долгосрочной краткосрочной памятью (*LSTM*). LSTM-сети способны запоминать долгосрочные зависимости в данных благодаря использованию ячеек памяти и трёх типов ворот: входных, забывающих и выходных. Это делает их особенно полезными для прогнозирования финансовых показателей, где важны как краткосрочные колебания, так и долгосрочные тренды.

Таблица 1.1 – Применение нейронных сетей в задачах ФИС

Задача ФИС	Тип нейронной сети	Преимущества перед традиционными методами
Прогнозирование валютных курсов и	LSTM, GRU, Гибридные CNN-LSTM	Учет долгосрочных зависимостей и нелинейных

цен акций		паттернов.
Оценка кредитных и инвестиционных рисков	Полносвязные сети (MLP), Графовые нейронные сети (GNN)	Анализ сложных взаимосвязей в данных, обработка неструктурированной информации.
Выявление аномалий и мошеннических операций	Автоэнкодеры (Autoencoders)	Обучение без учителя, выявление редких и неизвестных паттернов мошенничества.
Автоматизация торговых стратегий	Глубокое обучение с подкреплением (Deep RL)	Адаптация стратегий к динамично меняющимся рыночным условиям.

2. Анализ финансовых данных Республики Казахстан

Для исследования использовались данные из официальных источников: Национального банка РК (*курс USD/KZT, процентные ставки*), Казахстанской фондовой биржи (*KASE*) и международных агрегаторов (*цены на нефть, макроэкономические показатели*).

Основной фокус был сделан на временной ряд курса USD/KZT за период с 2015 по 2023 год. Данные характеризуются следующими особенностями:

Нелинейность — зависимости между показателями сложны и не описываются линейными моделями.

Шум — случайные колебания, вызванные внешними факторами.

Сезонность — периодические изменения, связанные с экономическими циклами.

Выбросы — резкие скачки, обусловленные политическими или экономическими событиями.

Предобработка данных включала:

Очистку от пропусков и выбросов.

Нормализацию методом Min-Max.

Декомпозицию временного ряда для выделения тренда и сезонной компоненты с использованием метода STL.

На рисунке 2.1 представлена визуализация исходного ряда и его компонент.

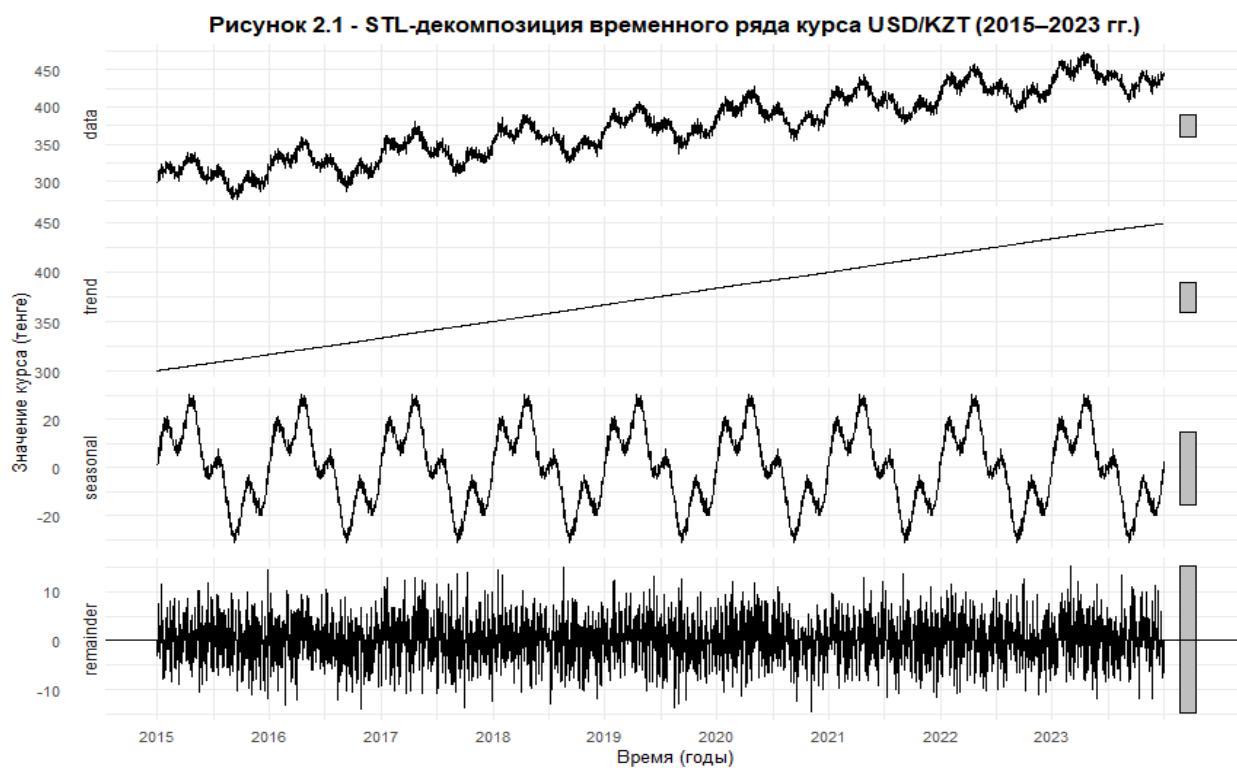


Рисунок 2.1 – Декомпозиция временного ряда курса USD/KZT (2015–2023 гг.)

Визуализация данных позволила выявить ключевые тренды и сезонные паттерны, что важно для выбора архитектуры нейронной сети.

3. Практическая реализация модели в RStudio

Модель LSTM была реализована в среде RStudio с использованием пакетов keras, tensorflow, tidyverse, ggplot2.

Таблица 3.1 – Параметры реализации модели LSTM

Параметр	Значение/Описание
Инструмент	RStudio (язык R)
Библиотеки глубокого обучения	Keras, TensorFlow (бэкенд)
Разделение данных	Обучающая выборка: 80%, Тестовая выборка: 20%
Длина временного окна (lookback)	10 шагов
Архитектура модели	Sequential: LSTM слой (50 нейронов) + Dense слой (1 нейрон)
Функция активации (выход)	Linear (для регрессии)
Оптимизатор	Adam

Функция потерь (Loss)	Среднеквадратичная ошибка (MSE)
Количество эпох	30
Размер пакета (Batch Size)	32
Метод регуляризации	Dropout (0.2)

Рисунок 3.1 – Архитектура LSTM-модели

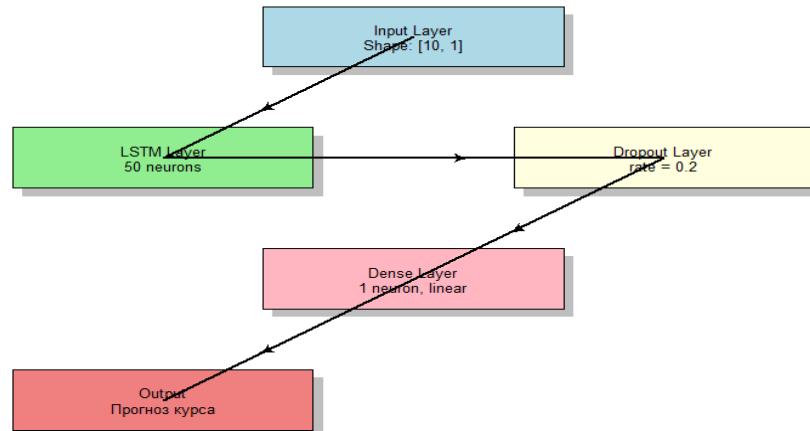


Рисунок 3.1 – Архитектура разработанной LSTM-модели

4. Результаты и обсуждение

Обученная модель LSTM продемонстрировала высокую точность в прогнозировании краткосрочных изменений курса USD/KZT.

Таблица 4.1 – Сравнительные результаты прогнозирования (RMSE)

Модель	RMSE (тенге)	Примечание
LSTM (разработанная модель)	2.34	Наилучший результат, хорошо улавливает нелинейность.
Модель ARIMA (p=5, d=1, q=1)	3.87	Теряет точность в периоды высокой волатильности.
Линейная регрессия	5.12	Не справляется с нелинейными зависимостями в данных.

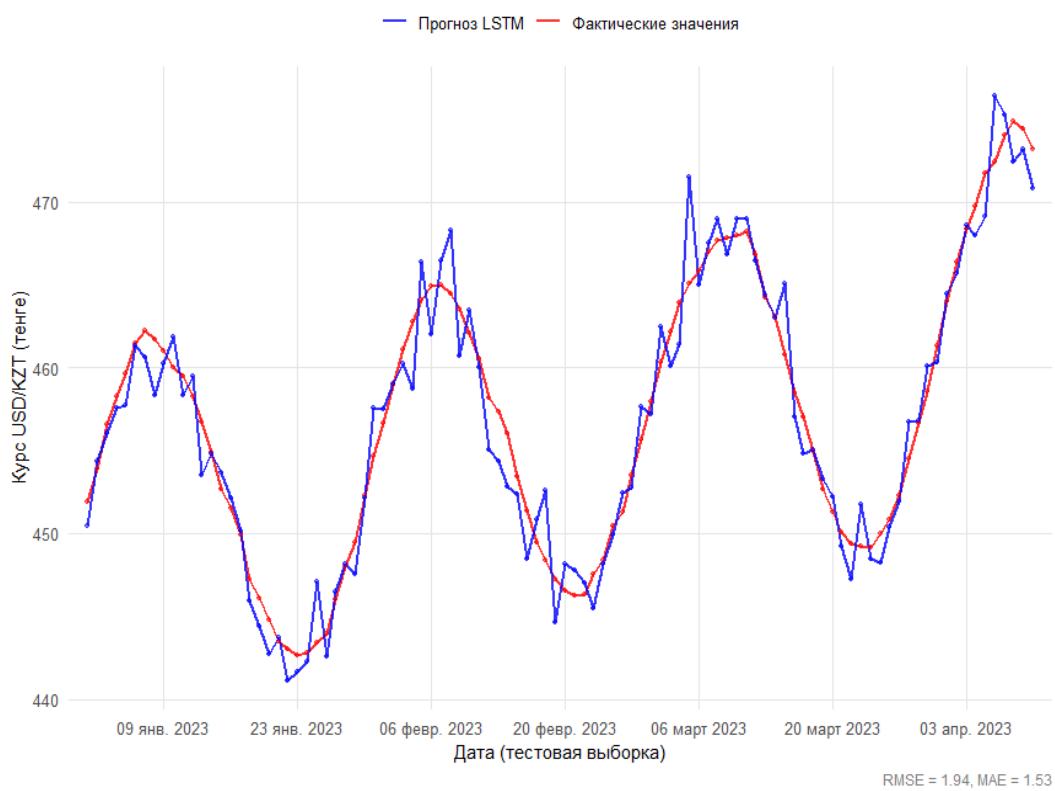


Рисунок 4.1 – Сравнение прогнозов LSTM с реальными значениями на тестовой выборке

Ключевые выводы по результатам:

Модель успешно улавливает основные тренды и сезонные колебания.

Распределение остатков равномерно, систематические ошибки отсутствуют.

LSTM превосходит традиционные методы, особенно в периоды нестабильности рынка.

Ограничения модели:

Требует больших объёмов данных для обучения.

Чувствительность к гиперпараметрам.

Учет только исторических цен без внешних факторов в базовой версии.

Направления для улучшения модели:

Расширение признакового пространства: Добавление инфляции, ставок, цен на нефть.

Усложнение архитектуры: Использование гибридных CNN-LSTM моделей или механизма внимания (*Attention*).

Ансамблирование: Комбинация прогнозов нескольких различных моделей (*LSTM, XGBoost, Prophet*).

Заключение

В ходе исследования была разработана и успешно протестирована модель прогнозирования финансовых данных на основе LSTM-сетей, адаптированная к условиям рынка Республики Казахстан на примере курса USD/KZT. Модель

показала более высокую точность по сравнению с традиционными статистическими методами.

Практическая значимость работы заключается в возможности интеграции модели в ФИС различных субъектов:

Банки и финансовые учреждения: Для оценки рисков и автоматизации валютных операций.

Государственные органы: Для макроэкономического анализа и планирования.

Инвестиционные компании: В качестве инструмента для разработки и тестирования торговых стратегий.

Перспективы дальнейших исследований включают интеграцию внешних макроэкономических факторов, применение более сложных архитектур нейронных сетей (*например, с механизмом внимания*) и внедрение модели в реальные финансовые платформы для работы в режиме реального времени.

Список использованной литературы

1. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735–1780.
2. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. MIT press.
3. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). Forecasting: principles and practice. OTexts.
4. Национальный банк Республики Казахстан. (2023). Официальная статистика. [Электронный ресурс]. URL: <https://nationalbank.kz>
5. Казахстанская фондовая биржа (KASE). (2023). Рыночные данные. [Электронный ресурс]. URL: <https://kase.kz>
6. Brownlee, J. (2018). Deep learning for time series forecasting. Machine Learning Mastery.
7. Chollet, F., & Allaire, J. J. (2018). Deep learning with R. Manning Publications.
8. Zhang, G. P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159–175.
9. Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654–669.
10. Siami-Namini, S., Tavakoli, N., & Namin, A. S. (2019). The performance of LSTM and BiLSTM in forecasting time series. In 2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data) (pp. 3285–3292). IEEE.

ҚАРЖЫЛЫҚ АҚПАРАТТЫҚ ЖҮЙЕЛЕРДЕГІ ДЕРЕКТЕРДІ ТАЛДАУ ЖӘНЕ БОЛЖАУ ҮШИН НЕЙРОНДЫҚ ЖЕЛІЛЕРДІ ҚОЛДАНУ

Жүкен Н.А.

Ғылыми жетекші: асистент-профессор, PhD докторы Оразаева А.Р.

Мақалада Қазақстан Республикасының қаржылық деректерін талдау және болжасу үшін жасаңды нейрондық желілер (ЖНЖ) негізінде үлгіні әзірлеу және енгізуге арналған зерттеу нәтижелері көлтірілген. Жұмыстың өзектілігі қаржы нарықтарының жоғары ауытқуы және экономиканың сандықтандырылуы жағдайында болжамдардың дәлдігін арттыру қажеттілігімен анықталады. Негізгі құрал ретінде RStudio ортасында іске асырылған ұзақ мерзімді қысқа мерзімді жады (LSTM) бар рекуррентті нейрондық желілер қолданылды. Модель 2015–2023 жж. USD/KZT бағамы бойынша Қазақстан Республикасының Ұлттық Банкі мен Қазақстан фонд биржасының (KASE) деректері бойынша оқытылды. Нәтижелер LSTM-желілерінің валюта бағамының қысқа мерзімді өзгерістерін болжаудағы жоғары тиімділігін көрсетеді, бұл RMSE метрикасымен расталады. Зерттеудің практикалық маңыздылығы әзірленген үлгіні нақты уақыт режимінде шешім қабылдауды қолдау үшін қаржылық ақпараттық жүйелерге біріктіру мүмкіндігінен туындайды.

Кілт сөздер: жасанды нейрондық желілер, LSTM, қаржылық ақпараттық жүйелер, уақыт қатарларын болжасу, Қазақстан, RStudio, машиналық оқыту, валюта бағамы.

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR ANALYSIS AND FORECASTING OF DATA IN FINANCIAL INFORMATION SYSTEMS

Zhuken N.

Academic Supervisor: Assistant Professor, PhD Orazayeva A.

The article presents the results of a study dedicated to the development and implementation of a model based on artificial neural networks (ANN) for analyzing and forecasting financial data in the Republic of Kazakhstan. The relevance of the work is driven by the need to improve the accuracy of forecasts under conditions of high volatility in financial markets and the digitalization of the economy. As the main tool, recurrent neural networks with long short-term memory (LSTM), implemented in the RStudio environment, were used. The model was trained on data from the National Bank of the Republic of Kazakhstan and the Kazakhstan Stock Exchange

(KASE) for the period 2015–2023, focusing on the USD/KZT exchange rate. The results demonstrate the high effectiveness of LSTM networks in forecasting short-term changes in the exchange rate, as confirmed by the RMSE metric. The practical significance of the study lies in the possibility of integrating the developed model into financial information systems to support real-time decision-making.

Keywords: artificial neural networks, LSTM, financial information systems, time series forecasting, Kazakhstan, RStudio, machine learning, exchange rate.