FuzzyLSTM и представления финансовых временных рядов

М. И. Кумсков*, А. Г. Махова‡, П. А. Медведев§, Г. В. Журавлёв¶

Исследуется влияние представления финансового временного ряда на качество прогноза. Рассматривается FuzzyLSTM с вычисляемым по ценовой истории дополнительным признаком, параметрическими сигмоидами вентилей LSTM и смешиванием прогноза сети с последней наблюдаемой ценой. Для рекуррентной части сформулированы достаточные условия ISS-устойчивости и указаны предпосылки ограниченности итогового прогноза. На минутных, часовых и дневных данных BTC–USD отношение RMSE стандартной LSTM к RMSE FuzzyLSTM составило 1,24, 1,45 и 1,54. Добавление выбранных технических индикаторов не обеспечило систематического улучшения FuzzyLSTM, а в отдельном сравнении символьный вход Transformer не показал устойчивого преимущества над численным.

Ключевые слова: финансовые временные ряды, прогнозирование, LSTM, нечёткая логика, FuzzyLSTM, технические индикаторы, символьное представление.

* *Кумсков Михаил Иванович* — д.ф.-м.н., зав. лабораторией вычислительных методов, профессор кафедры вычислительной математики мех.-мат. факультета МГУ имени М. В. Ломоносова, e-mail: mikhail.kumskov@math.msu.ru.

Kumskov Mikhail Ivanovich — DSc, Head of the Laboratory of Computational Methods, Professor, Department of Computational Mathematics, Faculty of Mechanics and Mathematics, Lomonosov Moscow State University.

‡ *Махова Анастасия Геннадьевна* — аспирант кафедры вычислительной математики мех.-мат. факультета МГУ имени М. В. Ломоносова, e-mail: anastasiia.makhova@math.msu.ru.

Makhova Anastasia Gennadievna — PhD Student, Department of Computational Mathematics, Faculty of Mechanics and Mathematics, Lomonosov Moscow State University.

§ *Медведев Пётр Алексеевич* — студент кафедры вычислительной математики мех.-мат. факультета МГУ имени М. В. Ломоносова, e-mail: petr.medvedev@math.msu.ru.

Medvedev Petr Alekseevich — Student, Department of Computational Mathematics, Faculty of Mechanics and Mathematics, Lomonosov Moscow State University.

¶ *Журавлёв Георгий Валерьевич* — студент кафедры вычислительной математики мех.-мат. факультета МГУ имени М. В. Ломоносова, e-mail: georgii.zhuravlev@math.msu.ru.

Zhuravlev Georgy Valerievich — Student, Department of Computational Mathematics, Faculty of Mechanics and Mathematics, Lomonosov Moscow State University.

Опубликовано на условиях лицензии CC-BY 4.0
Published under CC-BY 4.0

1. Введение

В работе исследуется FuzzyLSTM с нечётким признаком и параметрическими функциями активации. Дополнительно проверяется, приводит ли расширение её входа техническими индикаторами и, в отдельном эксперименте, переход от численного к символьному описанию свечей к повышению качества прогноза.

2. Модель FuzzyLSTM

Пусть по нормированному окну истории цен $X_i = (x_{i-l}, \ldots, x_i)$ требуется спрогнозировать x_{i+1}. Текущему значению x_i сопоставляется нечеткое множество, задаваемое гауссовской функцией принадлежности $m_i(x) = \exp[-(x - x_i)^2/(2\sigma_{i-1}^2)]$, где σ_{i-1} — локальная волатильность окна. Вход дополняется величиной $m_i(x_{i-1}) \in [0, 1]$, характеризующей принадлежность предыдущей цены нечёткому множеству с центром в x_i.

В вентилях LSTM стандартная сигмоида заменяется функцией $\sigma_{\theta_1,\theta_2}(z) = [1 + \exp(-\theta_1(z - \theta_2))]^{-1}$, обучаемые параметры которой задают ее крутизну и смещение. Прогноз $\hat{x}_{i+1}$ смешивается с последней ценой: $y_{i+1} = \hat{m}_{i+1}x_i + (1 - \hat{m}_{i+1})\hat{x}_{i+1}$, где $\hat{m}_{i+1} \in [0, 1]$. Результат представляет собой адаптивную комбинацию последнего наблюдения и выхода сети [1].

2.1. Теоретические свойства

Рекуррентная часть рассматривается как дискретная система с состоянием (c_t, h_t), ISS-устойчивость которой исключает неограниченный рост состояний при ограниченном входе и ограниченном смещении кандидата ячейки $\bar{b}_c$. Здесь ρ_f, ρ_i, ρ_o — верхние оценки выходов вентилей забывания, входа и выхода LSTM, вычисленные по преобразованным параметрами θ весам и смещениям, а $\bar{U}_c$ — матрица рекуррентных весов кандидата состояния ячейки. Достаточными условиями служат $(1 + \rho_o)\rho_f < 1$ и $(1 + \rho_o)\rho_i\|\bar{U}_c\|_1 < 1$. Дополнительный признак лежит в $[0, 1]$, а выход смешивает ограниченные величины, поэтому при этих предпосылках прогноз FuzzyLSTM также ограничен [2]. Проверка обученной модели подтвердила выполнение достаточных условий ISS-устойчивости.

3. Вычислительные эксперименты

Сравнение с базовой LSTM и статистические свойства рядов. Данные BTC–USD получены из Yahoo Finance; использовано хронологическое разбиение на обучающую и тестовую выборки (75/25), обучение

Adam (MSE, 100 эпох, batch size 32). Подробности экспериментального протокола приведены в [2].

На минутных, часовых и дневных данных BTC–USD FuzzyLSTM превосходит стандартную LSTM по RMSE в 1,24, 1,45 и 1,54 раза соответственно. На десяти инструментах пяти классов улучшение составляло 1,0–1,5 раза. Множественная линейная регрессия выявила связь выигрыша со статистическими характеристиками рядов ($R^2 = 0{,}78$ для 1m и $R^2 = 0{,}99$ для 1d). На дневных данных значимым фактором оказался эксцесс распределения ($p = 0{,}010$).

Технические индикаторы. В 125 тестах на дневных данных 25 активов пяти классов базовая FuzzyLSTM сравнивалась с импульсными, трендовыми, волатильностными и всеми индикаторами. Базовая модель была лучшей в четырёх классах, а полный набор — наиболее нестабильным. Значимые различия обнаружены только для индексов, где тест Немени подтвердил превосходство базовой FuzzyLSTM над вариантом со всеми индикаторами. Следовательно, значительную часть информации индикаторов FuzzyLSTM извлекает непосредственно из ценового ряда [3].

Символьное представление. В BTC-бенчмарке FuzzyLSTM сравнивалась с другими моделями, а численный и символьный входы отдельно исследовались при одной архитектуре Transformer. Символы кодировали направление, тело и тени свечи, а в отдельных вариантах и объём. Устойчивого преимущества не получено; исключением стала часовая классификация при $h = 1$ с balanced accuracy 0,538 против 0,524 [4]. На рядах UCR метод BOSS вошёл в группу лучших, что подтверждает зависимость эффекта от задачи и свойств данных.

Выводы. FuzzyLSTM превзошла стандартную LSTM по RMSE, особенно на изменчивых рядах с тяжёлыми хвостами. Технические индикаторы не дали систематического улучшения, а символьный вход Transformer — устойчивого преимущества; поэтому усложнение входа следует проверять для каждой модели и временного ряда.

Список литературы

[1] A. Makhova, M. Kumskov, “A Study of Recurrent Neural Network Architectures Based on Fuzzy Logic for Financial Time Series Forecasting”, *Mathematical Modeling and Supercomputer Technologies*, MMST 2025, Communications in Computer and Information Science, **2815**, Springer, Cham, 2026, 48–62. DOI: 10.1007/978-3-032-15761-4_4.

[2] А. Г. Махова, *Исследование архитектуры рекуррентной нейронной сети с долгой краткосрочной памятью на основе нечеткой логики в задаче прогнозирования финансовых временных рядов*, дипломная работа специалиста, МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, 2026 (Рукопись).

[3] П. А. Медведев, *Исследование влияния индикаторов временных финансовых рядов на качество прогноза для нейронных систем с памятью*, курсовая работа, МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, 2026 (Рукопись).

[4] Г. В. Журавлёв, *Прогнозирование временных рядов: символьное и численное представление*, курсовая работа, МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, 2026 (Рукопись).

Статья поступила 10 октября 2026 г.

FuzzyLSTM and Financial Time Series Representations

M. I. Kumskov, A. G. Makhova, P. A. Medvedev, G. V. Zhuravlev

The effect of financial time series representation on forecast quality is investigated. FuzzyLSTM is considered with an additional feature computed from price history, parametric sigmoid functions in the LSTM gates, and blending of the network forecast with the latest observed price. Sufficient conditions for the ISS stability of the recurrent component are formulated, and assumptions ensuring boundedness of the final forecast are specified. On minute, hourly, and daily BTC–USD data, the ratio of the standard LSTM RMSE to the FuzzyLSTM RMSE was 1.24, 1.45, and 1.54, respectively. Adding the selected technical indicators did not provide a systematic improvement in FuzzyLSTM, while, in a separate comparison, symbolic Transformer input showed no consistent advantage over numerical input.

Keywords: financial time series, forecasting, FuzzyLSTM, technical indicators, symbolic representation.

References

[1] A. Makhova, M. Kumskov, "A Study of Recurrent Neural Network Architectures Based on Fuzzy Logic for Financial Time Series Forecasting", *Mathematical Modeling and Supercomputer Technologies*, MMST 2025, Communications in Computer and Information Science, **2815**, Springer, Cham, 2026, 48–62. DOI: 10.1007/978-3-032-15761-4_4.

[2] A. G. Makhova, *Long short-term memory recurrent neural network architecture based on fuzzy logic for financial time series forecasting*, Specialist diploma thesis, Lomonosov MSU, Moscow, 2026 (In Russian).

[3] P. A. Medvedev, *A Study of the Influence of Financial Time Series Indicators on Forecast Quality for Neural Systems with Memory*, Course paper, Lomonosov MSU, Moscow, 2026 (In Russian).

[4] G. V. Zhuravlev, *Time Series Forecasting: Symbolic and Numerical Representation*, Course paper, Lomonosov MSU, Moscow, 2026 (In Russian).

Received on October 10, 2026