

Научная статья  
УДК 336.763:519.86  
doi: 10.17223/19988648/72/8

## Прогнозирование объема цифровых финансовых активов в России с использованием инструментальных методов

Людмила Петровна Бакуменко<sup>1</sup>, Надежда Сергеевна Васильева<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> *Марийский государственный университет, Йошкар-Ола, Россия*

<sup>1</sup> *lpbakum@mail.ru*

<sup>2</sup> *klek.ek@mail.ru*

**Аннотация.** Рассмотрены методологические подходы к прогнозированию объёма цифровых финансовых активов в России на основе инструментальных временных моделей. Проведено сравнение прогностической эффективности моделей ARIMA, SARIMA с интервенционными переменными и Prophet с учётом сезонных и структурных факторов. Результаты анализа выявили значительное преимущество нелинейных и адаптивных алгоритмов в условиях высокой волатильности и институциональной нестабильности рынка ЦФА. Установлено, что точность прогнозов существенно возрастает при включении в модель информации о структурных сдвигах, обусловленных регуляторными изменениями и технологическими инновациями. Представленные выводы формируют основание для применения ансамблевых методов и сценарного планирования в целях стратегического анализа цифровых финансовых рынков.

**Ключевые слова:** цифровые финансовые активы, прогнозирование, временные ряды, эконометрическое моделирование, цифровая экономика

**Для цитирования:** Бакуменко Л.П., Васильева Н.С. Прогнозирование объема цифровых финансовых активов в России с использованием инструментальных методов // Вестник Томского государственного университета. Экономика. 2025. № 72. С. 162–178. doi: 10.17223/19988648/72/8

Original article

## Forecasting the volume of digital financial assets in Russia using instrumental methods

Lyudmila P. Bakumenko<sup>1</sup>, Nadezhda S. Vasilyeva<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> *Mari State University, Yoshkar-Ola, Russian Federation*

<sup>1</sup> *lpbakum@mail.ru*

<sup>2</sup> *klek.ek@mail.ru*

**Abstract.** The article addresses methodological approaches to forecasting the volume of digital financial assets (DFAs) in the Russian Federation, focusing on the application of instrumental time series models under conditions of high volatility and institutional uncertainty. The empirical analysis relies on monthly data on the Russian DFA market

for the period 2022–2025, collected from official publications of the Bank of Russia, sectoral reviews, and specialized statistical platforms. Descriptive statistics revealed a high variability of the series, right-skewed distribution, bimodal character, and multiple regime shifts. Structural breaks were identified in June 2023 and August 2024, corresponding to regulatory interventions and technological advancements. A log-transformation and differencing procedures were applied to stabilize variance and achieve stationarity, while step and ramp intervention variables were introduced to capture the long-term effects of structural changes. The study compares the predictive performance of three forecasting techniques: ARIMA, SARIMA with intervention variables, and Prophet. The highest accuracy was achieved by the Prophet model, which proved most adaptive to nonlinear patterns and seasonal structures. Prophet effectively captured the August 2024 surge, modeled annual cycles, and forecasted a peak in August 2025 followed by a sharp correction, reflecting cyclical investment behavior. Accuracy metrics confirmed its superiority: Prophet recorded the lowest error levels, residual diagnostics further demonstrated proximity to white noise, absence of autocorrelation, and only moderate deviations in extreme values, underscoring the model's resilience in volatile environments. The comparative evaluation of forecasting results highlights the critical importance of model selection in volatile financial markets. While ARIMA proved insufficient for regime-shifting data, SARIMA's explicit inclusion of structural interventions improved performance, and Prophet's nonlinear adaptability yielded the most reliable forecasts. The findings confirm that DFA markets exhibit phase-dependent and discontinuous behavior that cannot be effectively captured by traditional linear tools alone. This underscores the need for flexible, adaptive, and ensemble approaches that integrate regime shifts, seasonal cycles, and exogenous shocks into forecasting strategies. The study's contribution lies in providing empirical evidence on the predictive capabilities of alternative time series models for the DFA market in Russia and demonstrating the role of adaptive algorithms in capturing structural and cyclical transformations. The results have direct implications for regulators, market participants, and researchers seeking to design evidence-based policies, manage investment risks, and develop strategic planning frameworks in the digital economy. Future research directions include hybrid forecasting architectures, integration of machine learning techniques, and scenario-based simulations to further enhance predictive reliability in the context of rapidly evolving digital financial ecosystems.

**Keywords:** digital financial assets, forecasting, time series analysis, ARIMA, SARIMA, Prophet, structural breaks, digital economy, econometric modeling

**For citation:** Bakumenko, L.P. & Vasilyeva, N.S. (2025) Forecasting the volume of digital financial assets in Russia using instrumental methods. *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta. Ekonomika – Tomsk State University Journal of Economics*. 72. pp. 162–178. (In Russian). doi: 10.17223/19988648/72/8

## Введение

Цифровые финансовые активы (ЦФА) в России получили нормативную базу с принятием Федерального закона № 259-ФЗ от 31 июля 2020 г. «О цифровых финансовых активах, цифровой валюте и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации», который закрепил понятия «цифровой финансовый актив» и «цифровая валюта», определил условия эмиссии и обращения, а также требования к операторам информационных систем и обмена ЦФА [1]. В соответствии с данным законом, ЦФА представляют собой цифровые права, включающие денежные

требования, возможность участия в капитале непубличного акционерного общества, право требовать передачи эмиссионных ценных бумаг, что создало правовую основу для развития отечественного рынка цифровых активов.

Регуляторная повестка Банка России фокусируется на балансировании инноваций и рисков через консультационные документы по развитию цифрового финансового рынка, стратегические направления развития финансового рынка и тематические материалы по токенизации [2–5]. Банк России в своих стратегических документах определяет развитие цифрового финансового рынка как один из приоритетных векторов модернизации российской финансовой системы, подчеркивая необходимость создания эффективных механизмов управления рисками и развития методов оценки новых финансовых инструментов.

На фоне институционализации сегмента исследовательские и прикладные обзоры фиксируют расширение сфер применения ЦФА как инструмента финансирования бизнеса и трансформации инфраструктуры рынка [6–9]. Д.Р. Ахматова и Е.В. Шавина отмечают, что развитие рынка цифровых финансовых активов в России характеризуется формированием новых механизмов привлечения капитала и создания стоимости [6]. Ю.В. Брехова и С.А. Севостьянова подчеркивают потенциал ЦФА как эффективного инструмента финансирования бизнеса, особенно для малых и средних предприятий [7].

Важным аспектом развития рынка является классификация и оценка цифровых активов. О.В. Лосева предлагает комплексную систему классификации цифровых активов для целей стоимостной оценки, выделяя различные категории в зависимости от их экономической природы и функционального назначения [9]. Международный контекст развития ЦФА представлен в работах Т.А. Горбачевой, анализирующей мировой опыт регулирования цифровых активов [8], и В.К. Шайдуллиной, исследующей зарубежный опыт использования ЦФА в гражданском обороте [13].

Современные исследования подчеркивают необходимость количественных методов краткосрочного прогнозирования в условиях высокой волатильности и сдвигов режимов [10, 11]. А.И. Платонова и В.С. Попов проводят сравнительный анализ точности различных моделей прогнозирования временных рядов, включая ARIMA, Prophet, LSTM и GRU, демонстрируя важность выбора адекватного методологического инструментария для работы с высоковолатильными финансовыми данными [10]. В.С. Станкевич и А.В. Власов в своем обзоре цифровых активов выделяют тенденции развития ЦФА в России и формулируют прогнозы их дальнейшего развития [11].

Цель исследования: получить точные трехмесячные прогнозы объема рынка ЦФА в Российской Федерации (млрд руб.) с использованием инструментов анализа временных рядов и явного учета структурных сдвигов.

Задачи исследования:

– провести анализ временного ряда объема рынка ЦФА с идентификацией структурных сдвигов;

- реализовать и сравнить эффективность ARIMAX/SARIMAX и Prophet моделей;
- провести валидацию полученных результатов и выполнить диагностику остатков.

## Материалы и методы

В качестве объекта прогнозирования используется ежемесячный объем рынка ЦФА в России, млрд руб., с частотой наблюдений месяц к месяцу. Источники данных включают публичные материалы Банка России, в том числе нормативную и аналитическую базу [1–5], обзоры рыночных рисков [3], а также агрегированную статистику отраслевых площадок и агрегаторов, в частности, раздел «Цифровые финансовые активы» платформы Sбonds [12]. Дополнительный контекст предоставляют академические и прикладные обзоры структуры и динамики рынка ЦФА [6–9, 11, 13]. Исследование охватывает период 2022–2025 гг., при этом фактический диапазон определяется доступностью данных из указанных источников. На рис. 1 представлена динамика развития российского рынка цифровых финансовых активов за период с мая 2022 г. по август 2025 г., демонстрирующая структурные сдвиги в объемах торгов.

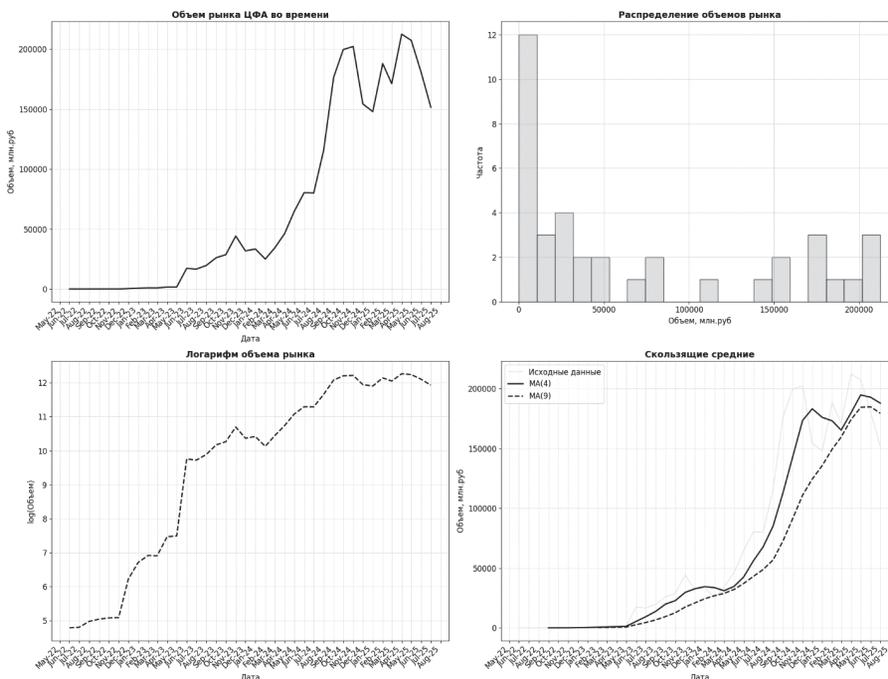


Рис. 1. Динамика объема цифровых финансовых активов в России.

Источник: составлено авторами

Эмпирический анализ временного ряда объема рынка ЦФА в России выявляет сложную структуру данных, характеризующуюся значительной статистической изменчивостью и множественными структурными сдвигами. Описательная статистика демонстрирует высокую вариабельность показателей: при среднем значении 70,08 млрд руб. стандартное отклонение составляет 77,10 млрд руб., что соответствует коэффициенту вариации 1,10, указывающему на исключительно высокую относительную изменчивость данных.

Распределение объемов характеризуется выраженной правосторонней асимметрией (коэффициент 0,75) и отрицательным эксцессом (-1,12), что в совокупности с существенным различием между медианным (32,66 млрд руб.) и средним арифметическим значениями свидетельствует о концентрации наблюдений в области низких значений при наличии редких, но значительных выбросов в сторону высоких объемов, что является типичным для временных рядов, подверженных режимным сдвигам.

Визуальный анализ динамики подтверждает наличие трех отчетливых периодов развития рынка: начальная фаза с практически нулевыми значениями до середины 2023 г., первый структурный сдвиг в июне 2023 г. с последующим устойчивым ростом до уровня около 8 млрд руб. и второй значительный скачок в августе 2024 г., приведший к достижению пиковых значений свыше 20 млрд руб. при сохранении высокой волатильности.

Гистограмма распределения наглядно демонстрирует бимодальный характер данных с явной концентрацией наблюдений в двух областях, что отражает фундаментальные режимные изменения в структуре и масштабах российского рынка ЦФА.

Декомпозиция временного ряда раскрывает детальную структуру наблюдаемых изменений: трендовая компонента показывает нелинейный характер роста с явными структурными переломами, совпадающими с периодами активизации регуляторных инициатив и расширения рыночной инфраструктуры, сезонная компонента выявляет умеренную, но устойчивую годовую цикличность с пиками активности в летне-осенний период, что может отражать особенности корпоративного планирования и инвестиционных циклов, а остаточная компонента демонстрирует гетероскедастичность с возрастанием амплитуды колебаний пропорционально росту абсолютных значений ряда (рис. 2).

Результаты расширенного теста Дики–Фуллера (ADF-статистика -0,66, р-значение 0,86) однозначно подтверждают нестационарность исходного временного ряда, поскольку тестовая статистика значительно превышает все критические значения на стандартных уровнях значимости, что в сочетании с выявленными характеристиками распределения и декомпозиции обосновывает необходимость применения логарифмической трансформации для стабилизации дисперсии и процедур дифференцирования для достижения стационарности, а также использования специализированных методов прогнозирования с явным учетом интервенционных переменных для корректного моделирования наблюдаемой сложной динамики российского рынка цифровых финансовых активов.

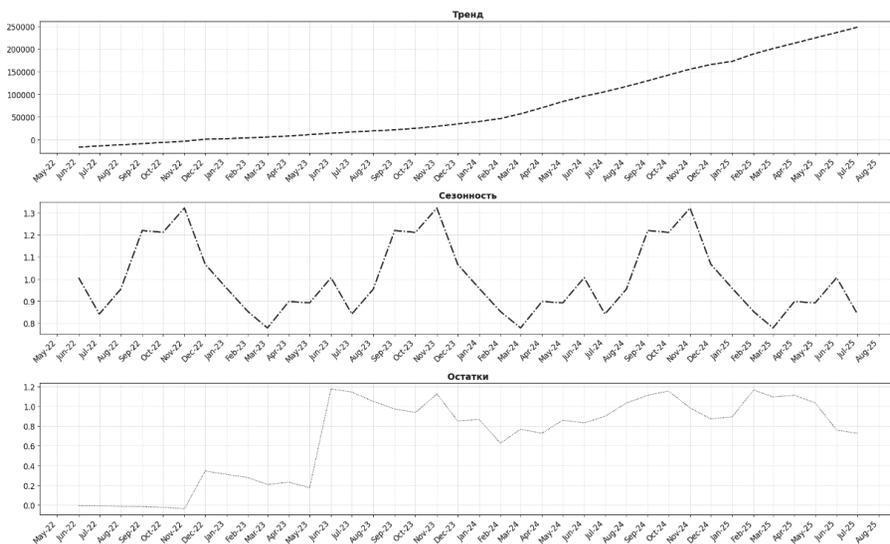


Рис. 2. Сезонная декомпозиция объёма рынка цифровых финансовых активов в России

Для подготовки данных к прогнозированию временные метки были унифицированы и приведены к началу календарного месяца (частота «MS»), что исключает рассинхронизацию наблюдений и обеспечивает сопоставимость сезонных компонентов. Для стабилизации дисперсии и корректной работы линейных методов на нулевых и малых значениях использовалась логарифмическая трансформация вида  $\hat{y}_t = \log(1 + y_t)$  [10]; обратное преобразование прогнозов выполнялось функцией  $\text{expm1}$ , что сохраняет интерпретируемость в исходной шкале «млрд руб.». Диагностика выбросов проводилась описательно: с расчётом межквартильного размаха (IQR) и обязательным визуальным осмотром временных графиков и распределений; автоматическое винзорирование не применялось, чтобы сохранить информацию о значимых рыночных изменениях. Такой консервативный пайплайн минимизирует внесённую исследователем вариативность, сохраняет сигнал структурных интервенций и повышает воспроизводимость последующей модели.

Для учета режимных сдвигов, наблюдаемых в динамике рынка ЦФА, были выделены переменные двух типов на критических датах  $\tau_1 =$  июнь 2023 и  $\tau_2 =$  август 2024:

- Step-переменные:  $step_k(t) = 1\{t \geq \tau_k\}$ , отражающие постоянный сдвиг уровня после интервенции;
- Ramp-переменные:  $ramp_k(t) = \max(0, m(t, \tau_k))$ , где  $m(t, \tau_k)$  представляет число месяцев, прошедших с момента  $\tau_k$ , начиная с единицы, что отражает нарастающий эффект структурного изменения;
- импульсные переменные сознательно не использовались, поскольку эмпирически наблюдается длительный режимный сдвиг, а не разовый всплеск [5–7, 11].

Исследование основано на сравнении следующих моделей временных рядов:

1. Модели ARIMAX применялись к трансформированному ряду  $\tilde{y}_t$  с экзогенными регрессорами  $x_t = \text{step}_1, \text{ramp}_1, \text{step}_2, \text{ramp}_2$ . Параметры  $(p, d, q)$  подбирались по сеткам малых порядков  $(p, q \in \{0, 1, 2, 3\}, d \in \{0, 1, 2\})$  с использованием информационных критериев AIC/BIC.

2. Модели SARIMAX учитывали месячную сезонность ( $s = 12$ ) при достаточной длине ряда и включали те же экзогенные переменные  $x_t$ . Сезонные порядки  $(P, D, Q)$  подбирались по сокращенной сетке параметров с выбором по критериям AIC/BIC.

3. Prophet как инженерный бенчмарк с включенной годовой сезонностью и добавленными регрессорами интервенций; недельная/дневная сезонности отключаются как несоответствующие месячной частоте.

Процедуры оценки качества и валидации были выстроены для горизонта краткосрочного прогноза  $h = 3$  месяца. Валидация осуществлялась по схеме *rolling-origin* с расширяющимся окном и месячным шагом: на каждом хронологическом разбиении модель заново переоценивалась на доступном «прошлом» срезе и далее формировала трёхмесячный прогноз, имитируя режим реальной эксплуатации. Качество измерялось в исходной шкале величины по трем интегральным метрикам – среднему абсолютному отклонению (MAE), среднеквадратичной ошибке (RMSE) и средней абсолютной процентной ошибке (MAPE) – с агрегированием значений по всем разбиениям; внутри-модельный выбор порядков осуществлялся по информационным критериям AIC/BIC на обучающем срезе. Для калибровки ожиданий и сопоставимости использовались два наивных бенчмарка: сезонная модель SNaïve-12, воспроизводящая значение одноимённого месяца предыдущего года, и простая наивная модель, переносящая последнее наблюдение на будущие периоды. Диагностика включала проверку стационарности трансформированного ряда  $\tilde{y}_t$  (логарифм с поправкой, при необходимости) ADF-тестом, анализ остатков (Q-Q-диаграммы и автокорреляционные функции), тест Льюнга–Бокса на автокорреляцию, а также оценку статистической значимости коэффициентов  $\beta$  при интервенционных регрессорах *step* и *ramp*; набор процедур соответствует общепринятой практике анализа временных рядов и прикладных протоколов сравнения точности прогностических моделей [10, 11].

Реализация исследования выполнена на языке программирования Python с использованием специализированных библиотек: Pandas для обработки данных, Statsmodels для реализации моделей ARIMA/SARIMAX, Prophet для одноименной модели, scikit-learn для вспомогательных процедур машинного обучения и matplotlib для визуализации результатов.

Исследование полностью локализовано на российском рынке ЦФА и опирается на открытые источники регулятора и отраслевой статистики, что обеспечивает актуальность и практическую применимость получаемых результатов для участников рынка и регулирующих органов.

## Результаты

Построение прогнозной модели ARIMA позволило добиться наилучших параметров  $(p, d, q) = (0, 2, 1)$ . При этом использование интервенции ухудшало предсказательную способность модели, поэтому использование сдвигов не было произведено для построения данной модели, а использованная в базовой конфигурации без учета структурных сдвигов продемонстрировала низкую прогностическую способность. Визуализация прогноза выявила механистическую экстраполяцию линейного тренда, игнорирующую структурные переломы в исходных данных. Особенно показательно, что модель не способна захватить резкий скачок объемов в августе 2024 г. с последующей высокой волатильностью, вместо этого генерируя монотонно возрастающий тренд (рис. 3).

Диагностика остатков на рис. 4 подтверждает наличие серьёзных статистических нарушений.

Временной график стандартизированных остатков демонстрирует выраженную гетероскедастичность – особенно в конце выборки, что нарушает предпосылку о постоянной дисперсии ошибок. Распределение остатков отклоняется от нормального закона: гистограмма и Q-Q график указывают на утолщённые хвосты и положительную асимметрию, что типично для финансовых рядов с экстремальными значениями. Наличие автокорреляции на лагах 1, 3 и 6 дополнительно сигнализирует о том, что модель не извлекла всю предсказуемую структуру, оставив в остатках циклические и сезонные компоненты.

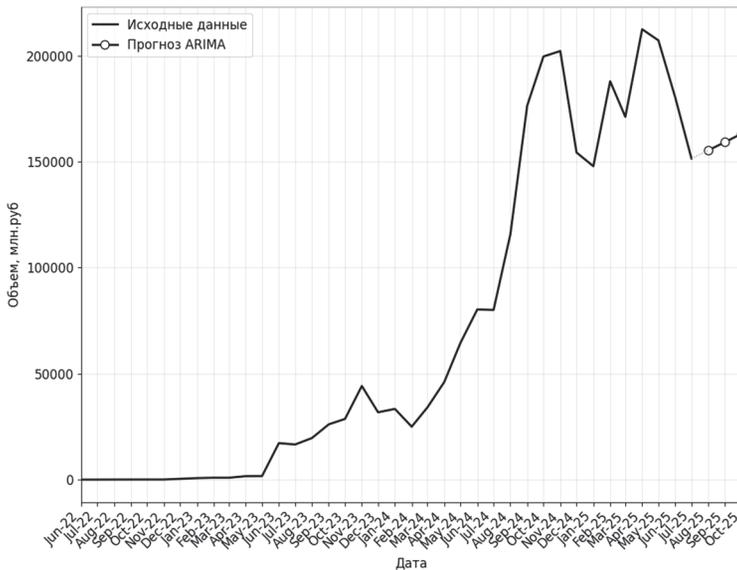


Рис. 3. Прогнозная динамика рынка цифровых активов в России (модель ARIMA  $(0, 2, 1)$  без интервенции)

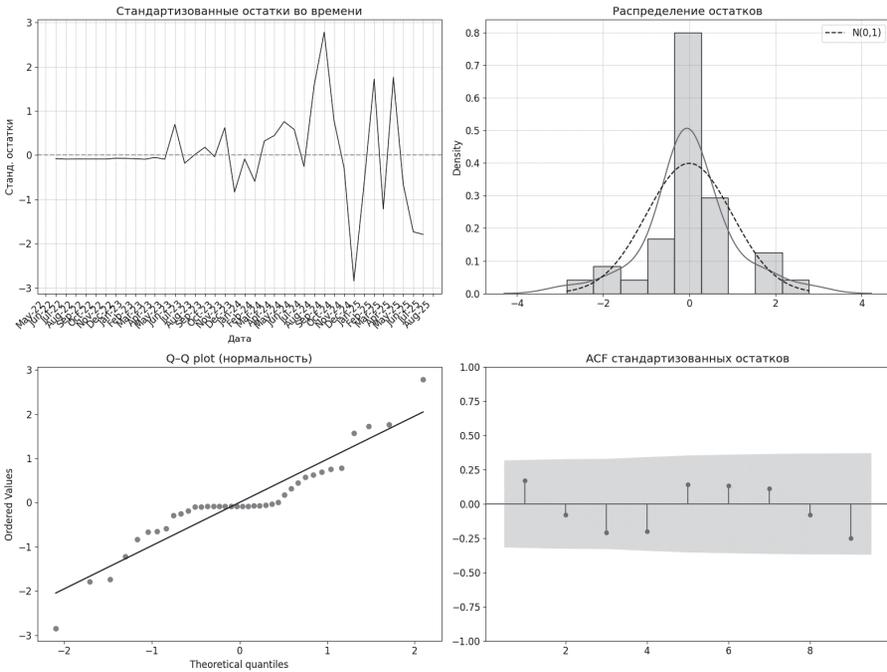


Рис. 4. Анализ остатков ARIMA (0, 2, 1)

Прогнозная модель SARIMA, дополненная интервенциями на июнь 2023 г. и сентябрь 2024 г., демонстрирует улучшенную согласованность с эмпирическими данными по сравнению с базовой ARIMA-спецификацией. На графике прогноза (рис. 5) видно, что модель чётко захватывает ключевой режимный сдвиг лета 2023 г., когда рынок резко вышел из состояния стагнации в фазу роста, интерпретируя это как устойчивое изменение уровня, а не как краткосрочный выброс, что позволило прогнозу отразить стабилизацию и коррекцию рынка в 2025 г., предложив реалистичный уровень в пределах 142–144 млрд руб.

Диагностика остатков (рис. 6) подтверждает общее улучшение статистических свойств модели. Остатки во времени распределены более равномерно, без выраженных периодов кластеризации или гетероскедастичности, в отличие от ARIMA, где наблюдались волатильные всплески. Распределение остатков показывает некоторую асимметрию и наличие выбросов, что типично для нестабильных финансовых рядов, однако основная масса значений сосредоточена вблизи нуля, что указывает на приемлемую калибровку модели.

Q-Q plot демонстрирует умеренное отклонение от нормальности, особенно в хвостах, что свидетельствует о присутствии экстремальных рыночных эпизодов, частично учтённых моделью. При этом автокорреляционная функция остатков указывает на снижение автокорреляции по сравнению с базовой моделью, хотя на отдельных лагах сохраняются незначительные

превышения доверительных интервалов, что может указывать на слабовыраженные сезонные паттерны или остаточные неучтенные факторы.

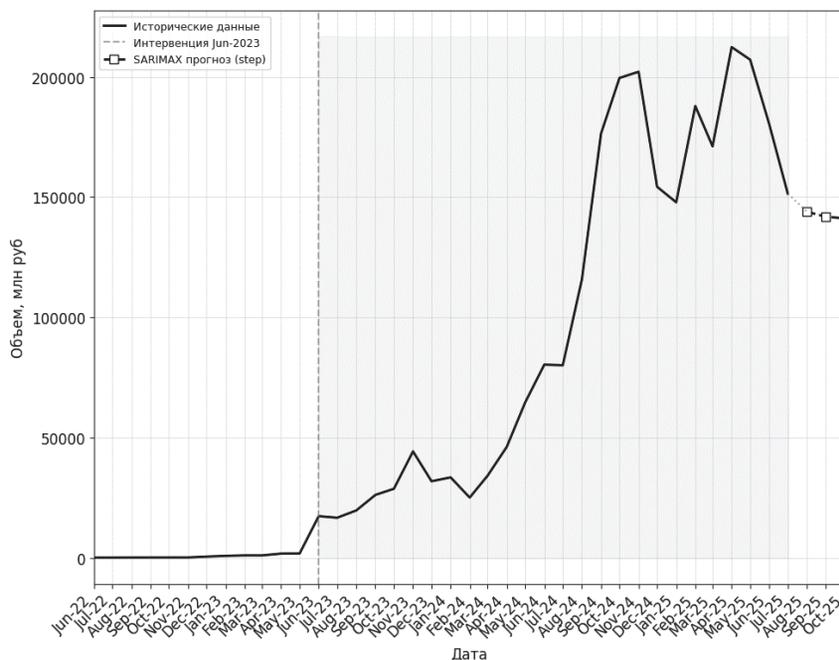


Рис. 5. Прогнозная динамика рынка цифровых активов в России (модель SARIMA (0, 1, 0) (0,0,0) [12] с двумя интервенциями)

В результате включение интервенционной переменной и учет сезонной составляющей позволили модели SARIMA адекватно смоделировать ключевые институциональные переломы на рынке ЦФА и повысить достоверность долгосрочного прогноза, хотя остаточные нарушения статистических предпосылок указывают на необходимость дальнейшего повышения гибкости модели, например, через добавление нелинейных компонентов или переход к байесовским структурам.

Модель Prophet демонстрирует наивысшую адаптивность среди протестированных подходов, эффективно захватывая как структурные сдвиги, так и сезонные закономерности динамики объема ЦФА в России. На рис. 7 видно, что модель точно отразила августовский скачок 2024 г., не исказив его форму, и адекватно спрогнозировала поведение рынка в краткосрочной перспективе – в частности, предполагая пик в августе 2025 г. с последующей коррекцией вниз, что согласуется с наблюдаемой годовой цикличностью рынка. Это указывает на способность Prophet не только улавливать тренды, но и учитывать повторяющиеся паттерны активности, свойственные цифровым активам.

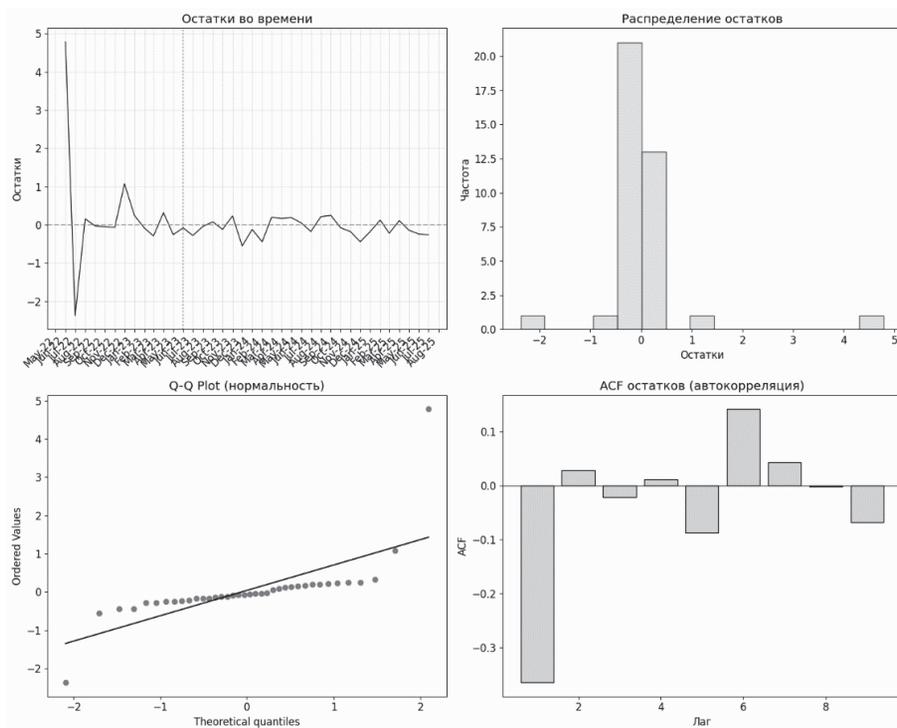


Рис. 6. Анализ остатков SARIMA (0, 1, 0) (0,0,0) 12

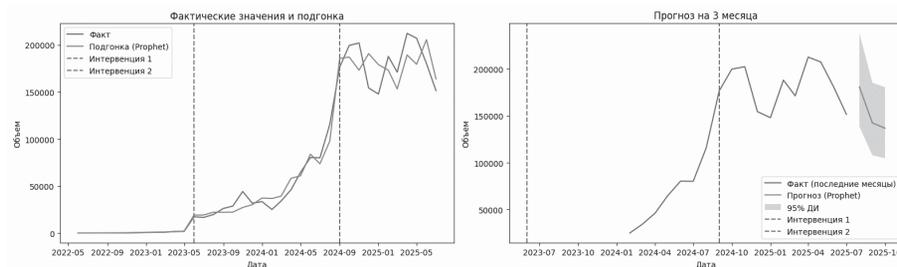


Рис. 7. Анализ остатков ARIMA (0, 2, 1)

Диагностика остатков подтверждает высокое качество подгонки. График остатков во времени демонстрирует приближение к белому шуму: отсутствуют длительные участки систематических отклонений, а разброс остатков не усиливается в периоды высокой волатильности, что свидетельствует о стабильности модели. Однако в периоды пиковых значений (весна–лето 2025 г.) остатки временами демонстрируют увеличение амплитуды, указывая на наличие сложных эффектов, не полностью описанных моделью, но при этом не нарушающих общую устойчивость прогнозирования (рис. 8).

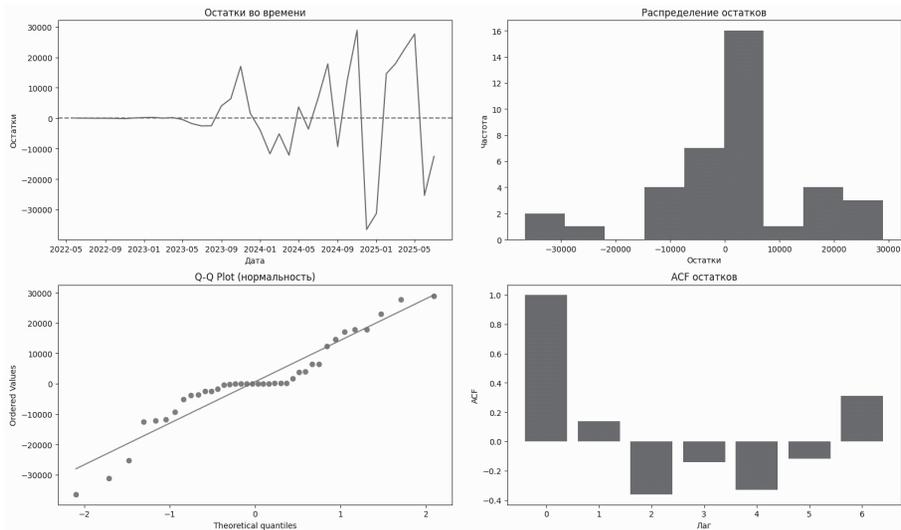


Рис. 8. Анализ остатков Prophet модели

Гистограмма распределения остатков визуально близка к нормальному распределению, несмотря на правосторонние отклонения. Тем не менее Q-Q диаграмма показывает, что основная масса точек ложится вдоль диагонали, особенно в центральной части, а отклонения в хвостах остаются умеренными. Это говорит о том, что модель адекватно справляется с типичными значениями, но может занижать экстремальные выбросы. Автокорреляционная функция остатков (ACF) подтверждает высокое качество модели: значимых автокорреляций не выявлено – все значения находятся в пределах доверительных интервалов, что свидетельствует об отсутствии остаточной предсказуемой информации.

На основании анализа метрик точности и визуализации краткосрочных прогнозов можно сделать несколько ключевых выводов о различиях в способности моделей улавливать динамику рынка ЦФА в России и их адаптивности к структурным изменениям. Базовая модель ARIMA (0, 2, 1) продемонстрировала слабую устойчивость к режимным сдвигам и институциональной турбулентности: на графике видно, что её прогноз представляет собой механистическую линейную экстраполяцию с постоянным ростом, тогда как фактические данные содержат выраженные скачки и фазы насыщения. Высокое значение средней абсолютной процентной ошибки (MAPE = 24,16%) и AIC, превышающий 820, подтверждают, что модель не способна уловить специфику поведения рынка в условиях нестабильности, где ключевыми являются не линейные тенденции, а фазовые переломы (табл. 1).

Внедрение модели SARIMA с интервенционными переменными, соответствующими июню 2023 г. и августу 2024 г., качественно изменило тра-

екторию прогноза. График SARIMA ясно демонстрирует, что модель корректно зафиксировала точки перелома тренда, а прогноз на август–октябрь 2025 г. стабилизировался в узком диапазоне 141–144 млрд руб. Это отражает переход рынка к новому равновесию после периода институционального роста. Существенное улучшение точностных метрик (MAPE = 19,59%, AIC = 18,5) по сравнению с базовой моделью подтверждает гипотезу о важности учёта внешних шоков. Остатки модели SARIMA также характеризуются большей стабильностью и сниженной гетероскедастичностью, что указывает на повышение адекватности спецификации.

Таблица 1. Метрики точности и информационные критерии по моделям

Модель	Примечание	MAE	RMSE	MAPE	AIC	BIC
ARIMA (0, 2, 1)	Без интервенции	12 232	19 506	24,16%	820,75	823,92
SARIMA (0, 1, 0) (0,0,0) 12	Интервенции: июнь 2023 г. и сентябрь 2024 г.	11 391	18 787	19,59	18,5	23,4
ПРОФЕТ		8 981	13 668	17,77	-71,44	-33,77

Максимальные значения точности продемонстрировала модель Prophet, которая, в отличие от ARIMA/SARIMA, применяет логарифмическую шкалу и гибко моделирует нелинейные эффекты. Это находит отражение в резком снижении всех метрик ошибки (MAPE = 17,77%) и особенно в отрицательных значениях AIC/BIC, что является следствием стабилизации дисперсии и высокой обоснованности модели. Prophet также оказался наиболее чувствителен к сезонности: его прогноз показал пик активности в августе 2025 г. (180,63 млрд руб.), за которым следует спад в сентябре и октябре в соответствии с графической картиной годовой цикличности и волатильности. Диагностика остатков подтверждает близость к белому шуму и отсутствие автокорреляции, что дополнительно усиливает доверие к полученным результатам.

Сопоставление краткосрочных прогнозов, представленных в табл. 2, выявляет принципиальные различия в интерпретации будущей динамики российского рынка цифровых финансовых активов различными моделями.

Таблица 2. Сопоставление краткосрочных прогнозов по моделям

Период	ARIMA (0, 2, 1)	SARIMA (0, 1, 0) (0,0,0) [12]	ПРОФЕТ
Август 2025 г.	155 364,58	143 960,74	180 628,02
Сентябрь 2025 г.	159 249,15	141 834,73	142 227,08
Октябрь 2025 г.	163 133,73	141 219,40	136 727,26

Сравнительный анализ краткосрочных прогнозов выявляет принципиальные различия в интерпретации будущей динамики российского рынка цифровых финансовых активов различными моделями, отражающие их подход к учету структурных, циклических и поведенческих факторов. Базовая модель ARIMA демонстрирует механистическую линейную экстраполяцию восходящего тренда с прогнозируемым ростом объема рынка с 155,36

до 163,13 млрд руб., игнорируя циклические колебания и институциональные изменения. В отличие от неё SARIMA с интервенционными переменными формирует более реалистичный сценарий стабилизации с колебаниями в диапазоне 142–144 млрд руб. и слабо выраженной тенденцией к снижению, что интерпретируется как выход рынка на новое равновесное состояние после институциональных трансформаций июня 2023 г. и августа 2024 г. Наиболее вариативную и динамичную траекторию предлагает Prophet: модель фиксирует пик активности в августе 2025 г. (180,63 млрд руб.) с последующим резким снижением до 136,73 млрд руб. в октябре, что отражает сезонные паттерны и нелинейные поведенческие реакции участников рынка. Такое поведение модели наиболее соответствует реалиям спекулятивного, новостно-чувствительного и подверженного экзогенным шокам рынка ЦФА. Таким образом, различия в прогнозах подтверждают критическую важность выбора модели, способной адекватно отражать как рыночную логику, так и внеэкономические факторы, определяющие режимные изменения в секторе цифровых активов.

### **Заключение**

Результаты исследования демонстрируют, что точность моделирования и прогнозирования на рынке цифровых финансовых активов критически зависит от способности моделей учитывать его фазовую, прерывистую и режимно зависимую природу. Ключевые институциональные и регуляторные события, такие как принятие новых норм или внедрение технологических инноваций, порождают резкие структурные сдвиги, которые не могут быть адекватно описаны классическими линейными моделями, такими как ARIMA, особенно без включения интервенционных компонентов. Переход к модели SARIMA с явным учетом временных точек интервенций позволил значительно повысить точность прогноза и подтвердил гипотезу о фазовом характере трансформации рынка. Однако наибольшую прогностическую точность продемонстрировала модель Prophet, превосходящая остальные по всем ключевым метрикам ошибки. Её преимущество обусловлено высокой адаптивностью, встроенной возможностью автоматического определения изломов тренда и учётом сезонных паттернов, что особенно ценно в условиях нестабильной, спекулятивной среды и высокой чувствительности к внешним шокам, характерным для развивающегося сектора ЦФА. Сравнительный анализ краткосрочных сценариев – от сглаженной стагнации в SARIMA до волатильной коррекции после краткосрочного пика в Prophet – подчеркивает неоднозначность будущих траекторий и подтверждает целесообразность применения ансамблевых подходов. Таким образом, моделирование инновационных финансовых рынков требует отказа от универсальных решений в пользу гибких, адаптивных методов, способных выявлять скрытую структуру и динамику цифровых экосистем в условиях высокой неопределенности.

Список источников

1. О цифровых финансовых активах, цифровой валюте и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации : Федеральный закон от 31.07.2020 № 259-ФЗ (ред. от 28.06.2023) // СПС «КонсультантПлюс».
2. Банк России. Запрос предложений: развитие цифрового финансового рынка : консультационный документ. М., 2022. URL: <https://www.cbr.ru/press/event/?id=14061> (дата обращения: 31.08.2025).
3. Банк России. Обзор рисков финансовых рынков. 2025. № 3. URL: <https://www.cbr.ru/analytics/> (дата обращения: 31.08.2025).
4. Основные направления развития финансового рынка Российской Федерации на 2024–2026 годы : утв. Банком России 29.09.2023. URL: [https://www.cbr.ru/Content/Document/File/165924/onfrfr\\_2025\\_2027.pdf](https://www.cbr.ru/Content/Document/File/165924/onfrfr_2025_2027.pdf) (дата обращения: 31.08.2025).
5. Токенизация : тематика Финуниверсума/Fintech // Банк России. URL: <https://www.cbr.ru/fintech/> (дата обращения: 31.08.2025).
6. Ахматова Д.Р., Шавина Е.В. Развитие рынка цифровых финансовых активов в России // Экономика и управление инновациями. 2024. № 4. С. 45–58. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/razvitie-rynka-tsifrovyyh-finansovyh-aktivov-v-rossii> (дата обращения: 31.08.2025).
7. Брехова Ю.В., Севостьянова С.А. Цифровые финансовые активы как инструмент финансирования бизнеса // Научный результат. Экономические исследования. 2024. № 4. С. 32–45. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovyye-finansovyie-aktivyy-kak-instrument-finansirovaniya-biznesa> (дата обращения: 31.08.2025).
8. Горбачева Т.А. Мировой опыт регулирования цифровых активов // Вестник Московского университета имени С.Ю. Витте. Сер. 1: Экономика и управление. 2024. № 4 (51). С. 67–78. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/mirovoy-opyt-regulirovaniya-tsifrovyyh-aktivov> (дата обращения: 31.08.2025).
9. Лосева О.В. Виды и классификация цифровых активов для целей стоимостной оценки // Имущественные отношения в РФ. 2022. № 2 (245). С. 23–35. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vidy-i-klassifikatsiya-tsifrovyyh-aktivov-dlya-tseley-stoimostnoy-otsenki> (дата обращения: 31.08.2025).
10. Платонова А.И., Попов В.С. Сравнение точности моделей прогнозирования временных рядов: ARIMA, Prophet, LSTM и GRU // Современные инновации, системы и технологии. 2025. № 2. С. 89–102. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnienie-tochnosti-modeley-prognozirovaniya-vremennyh-ryadov-arima-prophet-lstm-i-gru> (дата обращения: 31.08.2025).
11. Станкевич В.С., Власов А.В. Обзор цифровых активов. Тенденции развития цифровых финансовых активов в РФ и прогноз развития // Russian Journal of Economics and Law. 2024. Т. 18, № 2. С. 422–452. doi: 10.21202/2782-2923.2024.2.422-452
12. Цифровые финансовые активы в России : аналитический обзор // Cbonds. URL: <https://cbonds.ru/dfa/> (дата обращения: 31.08.2025).
13. Шайдюлина В.К. Зарубежный опыт использования цифровых финансовых активов в гражданском обороте // Теория и практика общественного развития. 2025. № 3. С. 112–125. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/zarubezhnyy-opyt-ispolzovaniya-tsifrovyyh-finansovyh-aktivov-v-grazhdanskom-oborote> (дата обращения: 31.08.2025).

References

1. Consultant Plus. (2023) *On Digital Financial Assets, Digital Currency and on Amending Certain Legislative Acts of the Russian Federation: Federal Law No. 259-FZ of 31.07.2020 (as amended on 28.06.2023)*. [Online] Available from: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_358753/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_358753/) (Accessed: 31.08.2025). (In Russian).

2. Bank Rossii [Bank of Russia]. (2022) *Zapros predlozheniy: razvitiye tsifrovogo finansovogo rynka: konsultatsionnyy dokument* [Request for proposals: development of the digital financial market: consultation document]. Moscow. [Online] Available from: <https://www.cbr.ru/press/event/?id=14061> (Accessed: 31.08.2025).
3. Bank Rossii [Bank of Russia]. (2025) *Obzor riskov finansovykh rynkov* [Review of financial market risks]. 3. [Online] Available from: <https://www.cbr.ru/analytics/> (Accessed: 31.08.2025).
4. Bank Rossii [Bank of Russia]. (2023) *Osnovnyye napravleniya razvitiya finansovogo rynka Rossiyskoy Federatsii na 2024–2026 gody* [Main Directions for the Development of the Financial Market of the Russian Federation for 2024–2026]. (2023) Approved by the Bank of Russia on 29.09.2023. [Online] Available from: [https://www.cbr.ru/Content/Document/File/165924/onfr\\_2025\\_2027.pdf](https://www.cbr.ru/Content/Document/File/165924/onfr_2025_2027.pdf) (Accessed: 31.08.2025).
5. Bank Rossii [Bank of Russia]. (n.d.) *Tokenizatsiya: tematika Finuniversuma/Fintech* [Tokenization: topic of Finuniversity/Fintech]. Bank Rossii. [Online] Available from: <https://www.cbr.ru/fintech/> (Accessed: 31.08.2025).
6. Akhmatova, D.R. & Shavina, Ye.V. (2024) Razvitiye rynka tsifrovyykh finansovykh aktivov v Rossii [Development of the market of digital financial assets in Russia]. *Ekonomika i upravleniye innovatsiyami*. 4. pp. 45–58.
7. Brekhova, Yu.V. & Sevost'yanova, S.A. (2024) Tsifrovyye finansovyie aktivy kak instrument finansirovaniya biznesa [Digital financial assets as a tool for business financing]. *Nauchnyy rezul'tat. Ekonomicheskkiye issledovaniya*. 4. pp. 32–45.
8. Gorbacheva, T.A. (2024) Mirovoy opyt regulirovaniya tsifrovyykh aktivov [World experience in regulating digital assets]. *Vestnik Moskovskogo universiteta imeni S.Yu. Vitte. Seriya 1: Ekonomika i upravleniye*. 4 (51). pp. 67–78.
9. Loseva, O.V. (2022) Vidy i klassifikatsiya tsifrovyykh aktivov dlya tseyey stoimostnoy otsenki [Types and classification of digital assets for valuation purposes]. *Imushchestvennyye otnosheniya v RF*. 2 (245). pp. 23–35.
10. Platonova, A.I. & Popov, V.S. (2025) Sravneniye tochnosti modeley prognozirovaniya vremennykh ryadov: ARIMA, Prophet, LSTM i GRU [Comparison of the accuracy of time series forecasting models: ARIMA, Prophet, LSTM and GRU]. *Sovremennyye innovatsii, sistemy i tekhnologii*. 2. pp. 89–102.
11. Stankevich, V.S. & Vlasov, A.V. (2024) Obzor tsifrovyykh aktivov. Tendentsii razvitiya tsifrovyykh finansovykh aktivov v RF i prognoz razvitiya [Overview of digital assets. Trends in the development of digital financial assets in the Russian Federation and development forecast]. *Russian Journal of Economics and Law*. 18 (2). pp. 422–452. doi: 10.21202/2782-2923.2024.2.422-452
12. Cbonds. (n.d.) *Tsifrovyye finansovyie aktivy v Rossii: analiticheskyy obzor* [Digital financial assets in Russia: analytical review]. [Online] Available from: <https://cbonds.ru/dfa/> (Accessed: 31.08.2025).
13. Shaydullina, V.K. (2025) Zarubezhnyy opyt ispol'zovaniya tsifrovyykh finansovykh aktivov v grazhdanskom oborote [Foreign experience of using digital financial assets in civil turnover]. *Teoriya i praktika obshchestvennogo razvitiya*. 3. pp. 112–125.

#### **Информация об авторах:**

**Бакуменко Л.П.** – доктор экономических наук, профессор, заведующая кафедрой прикладной статистики и цифровых технологий, Марийский государственный университет (Йошкар-Ола, Россия). E-mail: [lpbakum@mail.ru](mailto:lpbakum@mail.ru)

**Васильева Н.С.** – преподаватель кафедры прикладной статистики и цифровых технологий, Марийский государственный университет (Йошкар-Ола, Россия). E-mail: [klek.ek@mail.ru](mailto:klek.ek@mail.ru)

**Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.**

***Information about the authors:***

**L.P. Bakumenko**, Dr. Sci. (Economics), full professor, head of the Department of Applied Statistics and Digital Technologies, Mari State University (Yoshkar-Ola, Russian Federation). E-mail: lpbakum@mail.ru

**N.S. Vasilyeva**, lecturer, Mari State University (Yoshkar-Ola, Russian Federation). E-mail: klek.ek@mail.ru

***The authors declare no conflicts of interests.***

*Статья поступила в редакцию 09.09.2025;  
одобрена после рецензирования 31.10.2025; принята к публикации 07.12.2025.*

*The article was submitted 09.09.2025;  
approved after reviewing 31.10.2025; accepted for publication 07.12.2025.*