

Экономико-математические методы и модели Economic & mathematical methods and models

Научная статья

УДК 330.4

DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.17306>



ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ НЕЛИНЕЙНОЙ ДИНАМИКИ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ВОЛАТИЛЬНЫХ ПРОЦЕССОВ

А.М. Кумратова¹ , В.А. Плотников² 

¹ Кубанский государственный аграрный университет,
г. Краснодар, Российская Федерация;

² Санкт-Петербургский государственный экономический университет,
Санкт-Петербург, Российская Федерация

✉ Plotnikov_2000@mail.ru

Аннотация. Появление новых компьютерных технологий сделало возможным исследование (визуализацию) фактически любых сложных явлений и процессов буквально на экране дисплея. На развитие экономико-математического моделирования оказывают влияние новейшие математические методы нелинейной динамики применительно к любой области и предмету исследования. Методы классической статистики для прогнозирования экономических временных рядов основываются на математическом аппарате эконометрики. Это базирование осуществляется в предположении, что наблюдения, составляющие прогнозируемый временной ряд, являются независимыми, в силу чего выполняется необходимое подчинение нормальному закону. Последнее, однако, является скорее исключением, чем правилом для финансово-экономических временных рядов, которые обладают так называемой долговременной памятью. Особенно острой стала проблема прогнозирования и тесно связанная с ней проблема оценки перспективных хозяйственных рисков в условиях турбулентности развития российской экономики, которая проявляется в последние годы. В условиях наблюдаемой турбулентности экономическая динамика становится слабо предсказуемой традиционными методами, нелинейной. Часто изменяется направленность (рост или спад) показателей. Представленное в работе исследование выполнялось с учетом того, что к настоящему времени отсутствуют сколько-нибудь завершённые теории прогнозирования временных рядов с памятью, что и обуславливает актуальность и необходимость разработки новых математических методов и алгоритмов для выявления возможной потенциальной прогнозируемости рядов с памятью и построения адекватных прогнозных моделей. Все перечисленное указывает на актуальность разработки качественно нового методологического подхода, обеспечивающего формирование обоснованных управленческих решений в условиях неопределённости и риска. Объектом исследования являются временные ряды экономических показателей. Предметом исследования выступает математический, статистический и инструментальный аппарат систем поддержки принятия управленческих решений и прогнозирования в экономике. В статье описан порядок построения моделей и представлены результаты их апробации для линейного клеточного автомата, метода экспоненциального сглаживания, метода Хольта–Винтерса. В ходе исследования обработаны большие объёмы данных. При этом рассмотрены дневные, недельные и сезонные показатели. Это позволило адекватно описать и спрогнозировать нелинейную динамику временных рядов. Применение всех трех уровней анализа одновременно позволяет получить более полное представление о динамике показателей временного ряда. В статье апробация предложенного инструментария проведена на примере цен на платину. Разработанный экономико-математический аппарат применим и для других временных рядов, характеризующих те или иные экономические переменные.

Ключевые слова: экономическое прогнозирование, методы машинного обучения, линейный клеточный автомат, товарный рынок, экспоненциальное сглаживание

Для цитирования: Кумратова А.М., Плотников В.А. (2024) Применение методов нелинейной динамики и машинного обучения для прогнозирования экономических волатильных процессов. *П-Еconomy*, 17 (3), 81–95. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.17306>

Research article

DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.17306>



APPLICATION OF NONLINEAR DYNAMICS AND MACHINE LEARNING METHODS FOR FORECASTING ECONOMIC VOLATILE PROCESSES

A.M. Kumratova¹ , V.A. Plotnikov²  

¹ Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russian Federation;

² Saint-Petersburg State University of Economics,
St. Petersburg, Russian Federation

 Plotnikov_2000@mail.ru

Abstract. The emergence of new computer technologies has made it possible to study (visualize) virtually any complex phenomena and processes literally on the display screen. The development of economic and mathematical modeling is influenced by the latest mathematical methods of nonlinear dynamics applied to any field and subject of research. The methods of classical statistics for forecasting economic time series are based on the mathematical apparatus of econometrics. This basing is carried out under the assumption that the observations making up the predicted time series are independent, due to which the necessary subordination to the normal law is satisfied. The latter, however, is the exception rather than the rule for financial and economic time series that have so-called long-term memory. The problem of forecasting and the closely related problem of assessing future economic risks in the conditions of turbulence in the development of the Russian economy, which has manifested itself in recent years, have become especially acute. In the conditions of observed turbulence, economic dynamics become poorly predictable by traditional methods and nonlinear. The direction (growth or decline) of indicators often changes. The research presented in the paper was carried considering the fact that by now there are no complete theories of forecasting time series with memory, which determines the relevance and need to develop new mathematical methods and algorithms to identify the possible predictability of time series with memory and build adequate predictive models. All of the above points to the relevance of developing a qualitatively new methodological approach that ensures the formation of informed management decisions in conditions of uncertainty and risk. The object of the study is time series of economic indicators. The subject of the study is the mathematical, statistical and instrumental apparatus of systems to support management decision-making and forecasting in the economy. The article describes the procedure for constructing models and presents the results of their testing for a linear cellular automaton, the exponential smoothing method, and the Holt–Winters method. During the study, large volumes of data were processed. At the same time, daily, weekly and seasonal indicators are considered. This made it possible to adequately describe and predict the nonlinear dynamics of time series. Using all three levels of analysis simultaneously allows you to get a more complete understanding of the dynamics of time series indicators. In the article, the proposed tools are tested using the example of platinum prices. The developed economic and mathematical apparatus is also applicable to other time series characterizing certain economic variables.

Keywords: economic forecasting, machine learning methods, linear cellular automaton, commodity market, exponential smoothing

Citation: Kumratova A.M., Plotnikov V.A. (2024) Application of nonlinear dynamics and machine learning methods for forecasting economic volatile processes. *П-Еconomy*, 17 (3), 81–95. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.17306>



Введение

Актуальность

Для нынешней российской экономики с ее периодически сменяющимися друг друга финансово-экономическими кризисами, которые в последние годы сформировали специфическую турбулентную среду хозяйствования [1–3], классические методы оценки рисков и прогнозирования экономической динамики оказываются не всегда адекватными. В этих условиях анализ, по нашему мнению, необходимо проводить с позиций использования методологии теории катастроф [4], фрактальных моделей [5], детерминированного хаоса [6] и других дисциплин, составляющих так называемую «нелинейную науку» (nonlinear science) [7–9]. Экономические процессы становятся волатильными, турбулентными, быстрыми и стохастичными, повышая рискованность активов, проектов, операций, явлений, событий. В экономике институциональная неопределенность и сетевая структура отношений порождают многообразность и нечеткость процессов [10–12].

Особенности современного экономического развития ставят новые задачи и определяют новые подходы к его мониторингу, изучению, представлению, анализу и прогнозированию с помощью моделей, методов расчета и визуализации. Действительно, современные экономические процессы и системы характеризуются как дискретные, эволюционирующие, слабо формализованные и слабо структурированные. Причем при прохождении определенных риск-экстремальных значений экзогенных или эндогенных факторов в экономической системе проявляются «событийные составляющие» [13]. В перечисленных случаях необходимо предвидеть появление риск-экстремумов, определять возникающие при этом риски и рискованность последующей эволюции.

Литературный обзор

Современная методология прогнозирования финансово-экономических показателей должна не только включать экономико-математические методы и модели, но и предполагать встраивание их алгоритмов в инструментальные средства для повышения качества принимаемых управленческих решений в хозяйствующих субъектах.

Существует множество различных методов прогнозирования, основанных на статистическом, техническом, фундаментальном анализе, машинном обучении и других подходах. Однако на сегодняшний день ни один из существующих методов не является универсальным и не обеспечивает точного прогноза во всех случаях [14]. В этой связи можно отметить существование такой нерешенной научной проблемы, как предвидение и прогнозирование в современных социально-экономических условиях с учетом особенностей волатильных экономических временных рядов данных, а именно наличие в этих рядах редких риск-экстремальных значений (событий), причем в некоторых случаях с ограниченностью данных в виде малых выборок.

На практике возникают определенные сложности при исследовании стохастических процессов: короткие ряды, многокритериальный характер финансово-экономических процессов, нелинейная динамика, нечеткие данные, интервальность как входных, так и выходных данных, влияющие на валидность и точность результатов. Прогноз будущих состояний социально-экономической системы с учетом указанных выше факторов является нетривиальной задачей. Проблематика методов анализа и прогнозирования сложных экономических процессов отражена в работах многих ученых, таких как В.А. Перепелица [19], Е.В. Попова [22], Л.П. Яновский [24], Д.Н. Верзилин, А.В. Воронцовский, Л.И. Абалкин, А.Г. Аганбегян, С.А. Айвазян, С.П. Капица, Г.Г. Малинецкий [25], И.Г. Винтизенко [26], В.Ф. Минаков [27], Р.Х. Ильясов [28] и др.

Прогнозные модели на базе линейных клеточных автоматов и нечеткой логики разработаны доктором физико-математических наук, профессором В.А. Перепелицей и впервые опубликованы в 2002 г. в работе [29]. Учениками и представителями научной школы В.А. Перепелицы в течение двух десятилетий разработаны и апробированы прогнозные модели финансово-, агро-, природно-, социально-экономических и других процессов, о чем свидетельствуют защищенные

диссертации по развитию достаточно сложного математического аппарата линейных клеточных автоматов [22].

Значительный вклад в развитие методологии прогнозирования финансово-, природно- и социально-экономических показателей, экономико-математических методов и моделей апробации и внедрения в инструментальные средства для повышения качества принимаемых управленческих решений в хозяйствующих субъектах внесли научные работы отечественных ученых, среди которых В.Г. Халин [30], А.А. Зайцев [31], А.В. Воронцовский [32] и др.

В научных разработках перечисленных ученых изложены методологические основы кратко-, средне- и долгосрочного прогнозирования, исследованы проблемы получения точного прогноза на основе малых выборок, представлены алгоритмы и авторские модификации экономико-математических методов и даны рекомендации по их применению в системе планирования и управления развитием социально-экономической системы (СЭС). Отметим, что волатильность и неопределенность прогнозируемых процессов приводят к рискам, которые также надо учитывать при прогнозировании. Исчерпание классических способов описания, систематизации и классификации рисков, адекватных привычным представлениям, необходимость анализа и представления социально-экономических показателей и их временных рядов новыми инновационными математическими методами и инструментальными средствами – все это приводит к необходимости исследования, аналитического и количественного расчета «рисковых» экономических категорий новыми приемами [15].

Многие зарубежные разработки, посвященные анализу и прогнозированию сложно-структурируемых процессов, фокусируются на использовании математических и статистических моделей для предсказания поведения сложных систем. Особо отметим труды Нассима Талеба [16], который впервые предложил прогнозировать риск-экстремальные выбросы (финансовые кризисы в виде дефолтов и крахов). Он разработал теорию «черного лебедя», которая описывает значимость редких и непредсказуемых событий в ретроспективных данных.

В области искусственного интеллекта и машинного обучения Йошуа Бенджио, Янн ЛеКун и Джоффри Хинтон [17] внесли значительный вклад в развитие методов прогнозирования сложных процессов. Их труды по глубокому обучению позволили улучшить способность компьютеров предсказывать такие процессы, как распознавание голоса и изображений.

Отечественная научная литература по прогнозированию слабо структурируемых процессов имеет многоцелевое направление. Основоположниками применения математических методов в построении прогнозов в экономических системах являются нобелевский лауреат Л.В. Канторович, В.С. Немчинов, В.В. Новожилов, В.Н. Соколов и др. Как отмечал в своей Нобелевской лекции академик Л.В. Канторович: «шаблонный подход при моделировании оказывается малоудачным и неэффективным» [18], и тем самым, необходимо оградить моделирование от шаблонных построений.

В связи с вышесказанным следует обосновать способы для прогнозирования, обнаружить и привлечь для поиска, исследования, расчета численных значений показателей нетрадиционные для современной экономической науки математические конструкции и инструменты.

Представляет научный интерес проведение сравнительного анализа при построении прогнозных моделей на базе методов классической статистики и нелинейной динамики. В этом состоит цель исследования, которая достигается через решение следующих задач:

1) оценить эффективность таких методов экономико-математического прогнозирования временных рядов, как экспоненциальное сглаживание, модель Хольта–Винтерса (алгоритм тройного экспоненциального сглаживания), алгоритм линейного клеточного автомата (ЛКА) для среднесрочного прогнозирования экономических волатильных процессов;

2) обработать большие объемы данных (Big Data) и показать эффективность метода тройного экспоненциального сглаживания – реализовано и машинное обучение с использованием кросс-валидации при обучении элементов финансового рынка;



3) адаптировать метод тройного экспоненциального сглаживания к моделированию и построению прогнозной модели волатильных процессов, выявить синергетический эффект от исследования сезонной компоненты в разрезе результатов триады: дневной, недельной, сезонной.

Объектом исследования являются временные ряды экономических показателей. Для придания исследованию конкретного характера апробация его результатов проведена на материалах товарного рынка России, в частности, нами рассматривалась динамика цен на платину.

Временной ряд цен на платину выбран в качестве объекта исследования по нескольким причинам. Во-первых, платина является ценным металлом, используемым в широком спектре отраслей от производства ювелирных изделий до автомобильных катализаторов, что делает цены на нее важным экономическим индикатором. Во-вторых, цены на платину подвержены колебаниям, которые можно анализировать с помощью временных рядов для прогнозирования будущих цен и понимания экономических трендов. Изучение временных рядов цен на платину может помочь исследователям лучше понять влияние на цены этого металла различных факторов, таких как геополитические события или изменения в производстве.

Предметом исследования выступает математический, статистический и инструментальный аппарат систем поддержки принятия управленческих решений и прогнозирования в экономике.

Методы и материалы

Метод Брауна, также известный как простое экспоненциальное сглаживание, широко используется в исследованиях для прогнозирования будущего уровня временного ряда на основе предыдущих наблюдений. Он особенно эффективен в случаях, когда временные ряды отличаются стабильностью и отсутствием ярко выраженного тренда или сезонности. Модель прогнозирования строится путем экспоненциального сглаживания значений временного ряда в каждом местоположении куба пространства-времени. Затем эта модель используется для прогнозирования будущих временных шагов. Подгонка модели экспоненциального сглаживания к каждому временно-му ряду измеряется среднеквадратичной ошибкой прогноза (RMSE), которая равна квадратному корню из среднего квадрата разницы между расчетным значением, полученным с использованием модели экспоненциального сглаживания, и значениями временного ряда:

$$\text{Ошибка прогноза} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (c_t - r_t)^2}{T}}, \quad (1)$$

где T – количество временных шагов, c_t – расчетное значение, полученное путем применения модели экспоненциального сглаживания для момента времени t , r_t – необработанное значение временного ряда в момент времени t .

Метод Хольта–Винтерса является расширением метода Брауна и предназначен для прогнозирования временных рядов с трендами и/или сезонностью. Он учитывает три компонента: уровень, тренд и сезонность. Этот метод подходит для прогнозирования данных, которые имеют регулярные колебания.

Представим расчеты для проведения тройного экспоненциального сглаживания исследуемого процесса. Соответствующее уравнение выглядит следующим образом:

$$S_t = \alpha \frac{y_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}). \quad (2)$$

Сглаживание тенденции:

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}. \quad (3)$$

Сглаживание сезонности представлено соотношением:

$$I_t = \beta \frac{y_t}{S_t} + (1 - \beta) I_{t-L}. \quad (4)$$

Далее рассчитываем прогноз в виде соотношения:

$$F_{t+m} = (S_t + mb_t) I_{t-L+m}, \quad (5)$$

где $\alpha, \beta, \gamma \in [0; 1]$ – значения параметров, y – узлы исследуемого процесса, S – значение временного ряда после процедуры сглаживания, b – коэффициент тенденции, I – вычисленный индекс сезонности, F – прогноз на m будущих шагов (периодов), t – индекс текущего значения временного ряда.

Подбор параметров α, β, γ осуществляется таким образом, чтобы среднеквадратическую ошибку свести к минимуму. Отдельно выделим величину L , которая определяет число шагов (периодов). По ней необходимо выстроить соответствующие значения начальных индексов сезонности. Метод тройного экспоненциального сглаживания с точки зрения расчета индексов сезонности требует наличия минимум L точек временного ряда. Наличие полных циклов гарантирует вычисление точных значений начальных индексов сезонности.

Индексы сезонности рассчитываются следующим образом. Предположим, есть данные наблюдений за n сезонов по L периодов. Тогда:

- 1) для каждого сезона рассчитывается среднее значение

$$A_j = \frac{\sum_{i=1}^L y_{ij}}{L}, \quad j \text{ меняется от } 1 \text{ до } n. \quad (6)$$

- 2) для каждого периода рассчитывается индекс сезонности

$$I_i = \frac{\sum_{j=1}^n \frac{y_{ij}}{A_j}}{n}, \quad i \text{ меняется от } 1 \text{ до } L, \quad (7)$$

где y_{ij} – наблюдение, соответствующее i -му периоду j -го сезона.

Соотношение для оценки тенденции:

$$b = \frac{1}{L} \left(\frac{y_{L+1} - y_1}{L} + \frac{y_{L+2} - y_2}{L} + \dots + \frac{y_{L+L} - y_L}{L} \right). \quad (8)$$

Лучше всего применять тройное экспоненциальное сглаживание для данных, показывающих стойкую тенденцию и наличие сезонных колебаний, при этом необходимо располагать результатами $2L$ и больше наблюдений¹.

В нашем исследовании в качестве объекта исследования рассмотрен временной ряд ежедневных значений цен на платину² за период с 20.04.2020 г. по 19.04.2024 г. Мощность выборки составила 1243 элемента. Авторское инструментальное средство по обработке больших данных, реализующее алгоритмы перечисленных методов классической статистики, разработано с помощью языка программирования Python (версия 3.8.2).

¹ Тройное экспоненциальное сглаживание. (2012) Planetcalc. [online] Available at: <https://planetcalc.ru/600/> [Accessed 20.01.2024].

² Источник данных: Новости фондового рынка, ценных бумаг и экономики, прогнозы и анализ – Финан.Ру. [Электронный ресурс] URL: <https://www.finam.ru> [Accessed 20.01.2024]

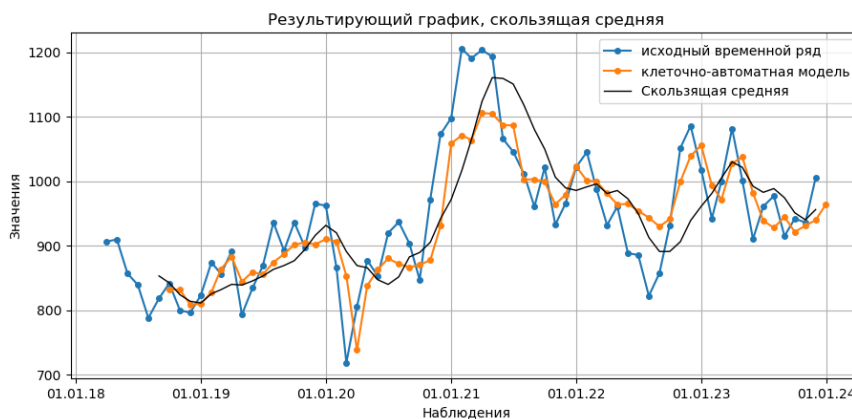


Рис. 1. Прогнозная модель для временного ряда «Платина» за период с 01.03.2018 г. по 01.12.2023 г. на базе алгоритма линейного клеточного автомата. *Источник:* разработано А.М. Кумратовой
 Fig. 1. Predictive model for the “Platinum” time series for the period from 03/01/2018 to 12/01/2023 based on the linear cellular automata algorithm. *Source:* developed by A.M. Kumratova

Результаты и обсуждение

Представляет научный интерес проведение сравнительного анализа при построении прогнозных моделей на базе методов классической статистики и нелинейной динамики. Продемонстрируем возможности программы «Методы нелинейной динамики» (вкладка «Линейный клеточный автомат») в исследовании временного ряда ежемесячных значений цен на платину, показав все возможности разработанного инструмента³. Алгоритм линейного клеточного автомата состоит из трех этапов: «Верификация», «Валидация», «Дефаззификация». Более подробно остановимся на этапе «Верификация» для указанного временного ряда «Платина» за период с 01.03.2018 г. по 01.12.2023 г.:

$$P: p_i, i = \overline{1, n}, \tag{9}$$

элементы которого перенумерованы индексом i , где $n = 70$ (число месяцев с 03.2018 г. по 12.2023 г.); p_i – цены на платину (руб.) на товарном рынке в i -м месяце. На рис. 1 представлена графическая визуализация временного ряда (9) значений цен на платину на товарном рынке России.

Используем интервальные значения для раскраски исходного временного ряда в классическом представлении трехцветной модели. Преобразование числового ряда в лингвистический происходит следующим образом:

- определяется количество интервалов для раскраски, т. е. количество цветов (термов) прогнозной модели [20], например, $s = 3$, терм-множество обозначим через $\bar{U} = \{u\} = \{\text{красный, желтый, зеленый}\}$;
- каждый элемент ряда должен принадлежать только одному из соответствующих интервалов $\forall p_i \in \{\text{красный, желтый, зеленый}\}, i = \overline{1, n}$, где каждому интервалу значений (низкие, средние, высокие) присвоен соответствующий цвет раскраски.

Введем обозначения: $u = H$ – низкое значение цены на платину, $u = C$ – средняя цена, $u = B$ – высокая цена за 1 г платины. Заменяя элементы p_i ряда (9) соответствующими элементами из терм-множества \bar{U} получаем лингвистический временной ряд (ЛВР):

³ Кумратова А.М., Сивков К.А. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020612899. Российская Федерация. Методы нелинейной динамики: № 2020611841: заявл. 20.02.2020: опубл. 05.03.2020. Заявитель ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет им. И. Т. Трубилина».

$$\bar{U} : u_i, i = \overline{1, n}. \quad (10)$$

Определим понятия нижней, средних и верхней огибающих ломаных (НОЛ, СОЛ и ВОЛ соответственно). Первый шаг алгоритма ЛКА в выборе точек низких и высоких значений.

Второй шаг алгоритма ЛКА состоит в том, чтобы определить принадлежность каждого узла исследуемого временного ряда к одному из интервалов (для трехцветной раскраски имеем три коридора соответственно). Границы НОЛ и ВОЛ делятся на количество интервалов, при этом они варьируются в зависимости от расположения ранее выбранных низких и высоких точек временного ряда.

Одной из особенностей алгоритма ЛКА является то, что для «исторических» данных может возникнуть ситуация, при которой значения высоких точек начала исследуемого процесса могут быть в диапазоне низких для конца ряда. Например, исследуя временной ряд значений урожайности зерновых культур за 100 лет, можно отметить, что условная величина в 25 ц/га считалась высокой в довоенный период, а для настоящего времени считается низкой. Коридор, получаемый при делении на три части диапазона между НОЛ и ВОЛ, называют средними огибающими ломаными.

Каждый элемент исследуемого процесса p_i (9) должен быть окрашен согласно следующей процедуре:

- красным цветом, если элемент ряда принадлежит коридору между НОЛ и нижней границей СОЛ, обозначаем термом H ;
- желтым цветом, если элемент ряда находится в диапазоне СОЛ, обозначаем термом C ;
- зеленым цветом, если элемент ряда принадлежит диапазону значений от верхней границы СОЛ и ВОЛ, обозначаем термом B .

Для временного ряда (10) в результате применения к нему алгоритма процедуры «Верификация» получаем преобразованный ЛВР. Теория клеточных автоматов утверждает, что «если клетки располагаются линейно вдоль прямой, и каждая клетка находится в определенном состоянии, то состояние соседей слева от рассматриваемой клетки влияет на состояние этой клетки на следующем временном шаге» [21].

Более подробное описание алгоритма представлено в работе [22]. Результаты апробации алгоритма ЛКА:

- 1) прогнозное значение равно 964272 тыс. руб.;
- 2) получен прогноз в виде лингвистической переменной C ;
- 3) конечная погрешность равна 0.047 (ошибка прогноза – 4,7%);
- 4) МАЕ (средняя абсолютная ошибка) равна 44,98;
- 5) глубина памяти $l = 6$ (мес.).

Последнее означает то, что каждые полгода тенденция и вариация ряда повторяются, или, другими словами, конфигурация из шести узлов исследуемого процесса обладает памятью.

Отметим, что квазигенетический алгоритм ЛКА предоставляет ряд качественных предпрогнозных характеристик в прогнозировании волатильных экономических процессов как для малых выборок, так и в исследовании больших данных.

Нами также представлена авторская комплексная система прогнозирования элементов временных рядов, характеризующих сложные процессы (рис. 2–6). Система обладает модульной структурой и поддерживает такие модели прогнозирования, как простое и тройное экспоненциальные сглаживания [23].

Для перечисленных моделей предусмотрен ручной ввод необходимых параметров, а также для последнего реализовано машинное обучение с использованием кросс-валидации. Благодаря такой реализации пользователь получает возможность с достаточной точностью подобрать параметры моделей, не занимаясь ручной подборкой. Интерфейс программы позволяет настроить параметры

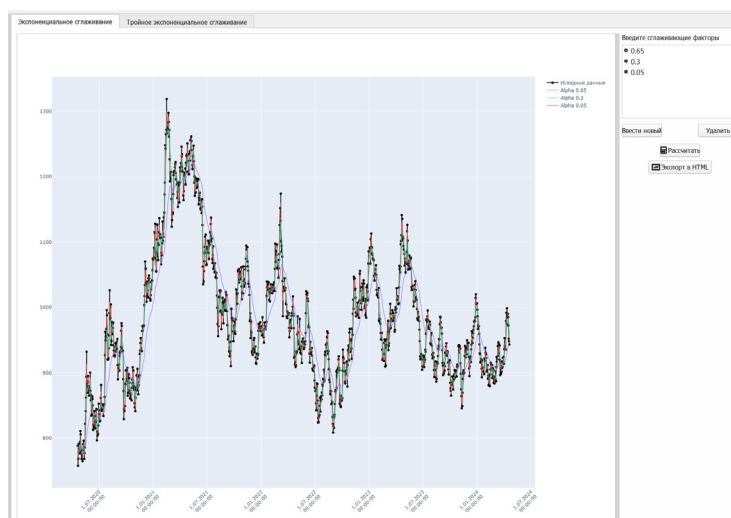


Рис. 2. Прогнозная модель для временного ряда «Платина» за период с 20.04.2020 г. по 19.04.2024 г. с помощью экспоненциального сглаживания. *Источник:* разработано А.М. Кумратовой
 Fig. 2. Predictive model for the “Platinum” time series for the period from 04/20/2020 to 04/19/2024 using exponential smoothing. *Source:* developed by A.M. Kumratova

CSV- или XLSX-файлов, содержащих исходные показатели, выбрать необходимый файл, указать интересующий столбец с данными для анализа и затем выбрать интересующую модель для прогнозирования.

На рис. 2 в качестве примера представлен интерфейс авторского инструментального средства, вкладка «Экспоненциальное сглаживание».

Отметим, что метод Брауна применяется для прогнозирования нестационарных временных рядов, имеющих случайные изменения уровня и угла наклона. Отличительной особенностью метода является выявление сезонных и трендовых компонент исследуемого процесса, а также определение выбросов (аномалий). При сглаживающем факторе $\alpha = 0.3$ имеем наиболее релевантную (адекватную) прогнозную модель с минимальной ошибкой прогноза валидации.

На рис. 3 представлен результат работы вкладки «Тройное экспоненциальное сглаживание». Обучение (процедура кросс-валидации) при коэффициенте сезонности ряда, равном 24 точкам, обусловлено наличием большого количества аномальных значений. Последнее говорит об отсутствии сезонной компоненты с указанным коэффициентом. Подбор параметров прогнозной модели является одной из важных задач в исследовании волатильных процессов и обработке больших массивов данных.

В представленном авторском инструментальном средстве реализована возможность самообучения прогнозной модели для следующих коэффициентов сезонности ряда: годовой (12), если ряд представлен ежемесячными значениями; годовой (365), месячный (30), дневной (24), недельный (7) при ежедневных значениях входного параметра; сезонный (3) для временных рядов без явной визуализации сезонной компоненты.

На рис. 4 представлена графическая визуализация прогнозной модели для недельного коэффициента сезонности ряда.

Исходя из визуализации рис. 4, можно отметить, что количество аномальных значений существенно уменьшилось, что говорит о верном подборе параметров прогнозной модели. Для сравнения, на рис. 5 представлен результат апробации метода Хольга–Винтерса для коэффициента сезонности ряда, равного 3 точкам. Можно отметить, что область доверительного интервала более расширена и величина аномальных выбросов значительно возросла.

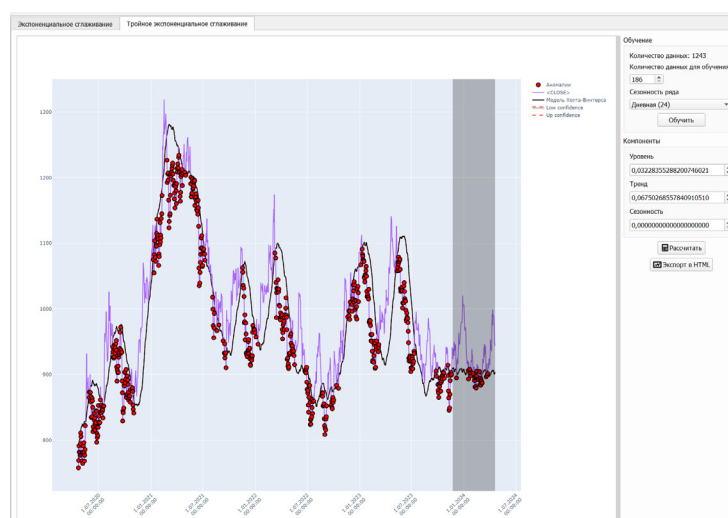


Рис. 3. Прогнозная модель для временного ряда «Платина» за период с 20.04.2020 г. по 19.04.2024 г. с помощью тройного экспоненциального сглаживания (коэффициент сезонности ряда равен 24 точкам). *Источник:* разработано А.М. Кумратовой

Fig. 3. Predictive model for the “Platinum” time series for the period from 04/20/2020 to 04/19/2024 using triple exponential smoothing (the seasonality coefficient of the series is 24 points). *Source:* developed by A.M. Kumratova

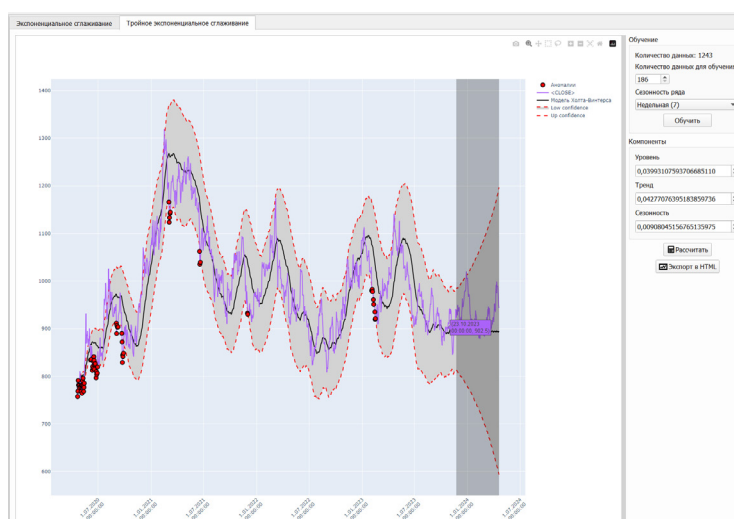


Рис. 4. Прогнозная модель для временного ряда «Платина» за период с 20.04.2020 г. по 19.04.2024 г. с помощью тройного экспоненциального сглаживания (коэффициент сезонности ряда равен семи точкам). *Источник:* разработано А.М. Кумратовой

Fig. 4. Predictive model for the “Platinum” time series for the period from 04/20/2020 to 04/19/2024 using triple exponential smoothing (the seasonality coefficient of the series is equal to seven points). *Source:* developed by A.M. Kumratova

Исходя из данных на рис. 3–5, можно сделать вывод о том, что наиболее подходящим параметром для построения прогнозной модели в исследовании временного ряда «Платина» является недельный коэффициент сезонности. Другими словами, для ежедневных значений цен на платину выявлена сезонная компонента, равная 7 точкам.

Отличительной особенностью представленного инструментального средства является масштабирование (рис. 6) выделенной области построенной прогнозной модели для удобства работы конечного пользователя. Это связано с тем, что на практике часто возникают случаи, когда из-за событийных составляющих нужно более детально исследовать волатильный процесс для заранее известных реперных точек.

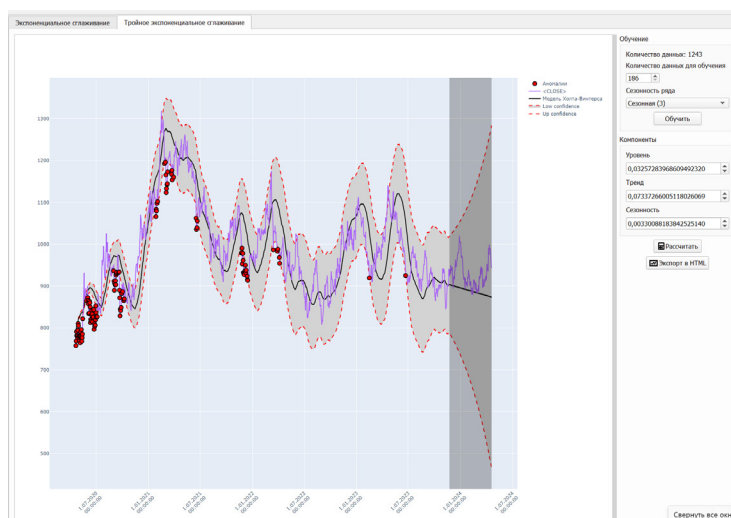


Рис. 5. Прогнозная модель для временного ряда «Платина» за период с 20.04.2020 г. по 19.04.2024 г. с помощью тройного экспоненциального сглаживания (коэффициент сезонности ряда равен трем точкам). *Источник:* разработано А.М. Кумратовой

Fig. 5. Predictive model for the “Platinum” time series for the period from 04/20/2020 to 04/19/2024 using triple exponential smoothing (the seasonality coefficient of the series is equal to three points). *Source:* developed by A.M. Kumratova

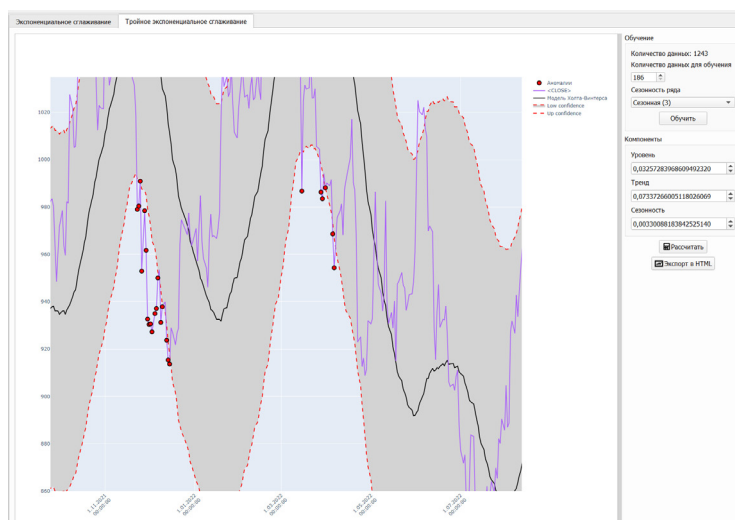


Рис. 6. Фрагмент прогнозной модели для временного ряда «Платина» за период с 20.04.2020 г. по 19.04.2024 г. (коэффициент сезонности ряда равен трем точкам). *Источник:* разработано А.М. Кумратовой

Fig. 6. Fragment of the predictive model for the “Platinum” time series for the period from April 20, 2020 to April 19, 2024 (the seasonality coefficient of the series is equal to three points). *Source:* developed by A.M. Kumratova

Результаты апробации алгоритма ЛКА в исследовании временного ряда цен на платину (элемент товарного рынка России) показали, что прогнозная модель обладает высокой точностью (ошибка валидации $\varepsilon < 5\%$). Эффективность метода Брауна достигнута при сглаживающем факторе $\alpha = 0.3$. В ходе апробации метода Хольта–Винтерса показано, что наиболее подходящим параметром для построения прогнозной модели в исследовании временного ряда «Платина» является недельный коэффициент сезонности.

В ходе исследования обработаны большие объемы данных элементов товарного рынка России. Рассматривая дневные, недельные и сезонные показатели, можно выявить сезонную компоненту,

которая при более общем анализе может быть скрыта. Дневной анализ позволяет выявить краткосрочные колебания цен, связанные с текущими событиями на рынке. В то же время недельный анализ может обнаружить более долгосрочные тенденции, вызванные, например, политическими или экономическими событиями. Наконец, сезонный анализ позволяет идентифицировать долгосрочные циклы, которые повторяются год за годом.

Применение всех трех уровней анализа одновременно позволяет получить более полное представление о динамике цен на платину, рассмотренную в нашем исследовании в качестве примера (предложенный экономико-математический аппарат применим и для других временных рядов, характеризующих те или иные экономические переменные). Это помогает не только лучше понять текущее состояние рынка, но и предсказать будущие тенденции. Таким образом, синергетический эффект исследования временного ряда цен на платину заключается в том, что интегрированный анализ дает гораздо более точные и полезные результаты, чем каждый уровень анализа по отдельности.

Заключение

По итогам проведенного исследования получены следующие результаты:

- 1) оценена эффективность таких методов экономико-математического прогнозирования временных рядов, как экспоненциальное сглаживание, модель Хольта–Винтерса (алгоритм тройного экспоненциального сглаживания) и алгоритм линейного клеточного автомата для среднесрочного прогнозирования экономических волатильных процессов;
- 2) обработаны большие объемы данных (Big Data) и показана эффективность метода тройного экспоненциального сглаживания — реализовано и машинное обучение с использованием кросс-валидации при обучении элементов финансового рынка;
- 3) адаптирован метод тройного экспоненциального сглаживания к моделированию и построению прогнозной модели волатильных процессов, выявлен синергетический эффект от исследования сезонной компоненты в разрезе результатов триады: дневной, недельной и сезонной.

Направления дальнейших исследований

В ходе исследования были разработаны прогнозные модели на базе таких методов экономико-математического прогнозирования временных рядов, как экспоненциальное сглаживание, модель Хольта–Винтерса (алгоритм тройного экспоненциального сглаживания) и квазигенетический алгоритм ЛКА для среднесрочного прогнозирования экономических волатильных процессов. Каждый метод предоставляет дополнительные предпрогнозные характеристики исследуемого волатильного процесса. Далее предстоит решить другую задачу — найти доступный метод средне- и долгосрочного прогнозирования в исследовании и обработке больших данных (мощность выборки $|N| \gg 1000$).

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Гурьянова Д.А. (2023) Трансформация менеджмента организаций под воздействием современной турбулентности в экономике. *Теория и практика сервиса: экономика, социальная сфера, технологии*, 4 (58), 25–29.
2. Плотников В.А. (2022) Перспективы экономического развития в условиях постнормальности. *Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета*, 6 (138), 15–21.
3. Юсуфова А.М. (2023) Экономическая безопасность предприятий: подходы к обеспечению в условиях современной политико-экономической турбулентности. *Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета*, 6–1 (144), 188–193.
4. Седых В.Д. (2021) *Математические методы теории катастроф*, М.: МЦНМО.



5. Шелухин О.И., Осин А.В., Смольский С.М. (2008) *Самоподобие и фракталы. Телекоммуникационные приложения*, М.: Физматлит.
6. Шустер Г. (1988) *Детерминированный хаос: Введение*, М.: Мир.
7. Прохоров А. (2008) Нелинейная динамика и теория хаоса в экономической науке: историческая перспектива. *Квантиль*, 4, 79–92.
8. Campbell D., Crutchfield J., Farmer D., Jen E. (1985) Experimental mathematics: the role of computation in nonlinear science. *Communications of the ACM*, 28 (4), 374–384. DOI: <https://doi.org/10.1145/3341.3345>
9. Nicolis G. (1995) *Introduction to Nonlinear Science*, Cambridge, UK: Cambridge University Press. DOI: [https://doi.org/10.1016/0092-8240\(96\)00021-3](https://doi.org/10.1016/0092-8240(96)00021-3)
10. Кардаш В.А. (2008) Процессный анализ системной динамики. *Обозрение прикладной и промышленной математики*, 15 (5), 807–818.
11. Куладжи Т.В., Бабкин А.В., Соколова Е.С., Муртазаев С.А.Ю. (2018) Матричный инструментарий микропрогнозирования инновационной продукции в цифровой кластерной экономике. *Конкурентоспособность в глобальном мире: экономика, наука, технологии*, 1 (7), 831–839.
12. Шарков Ф.И., Киреева О.Ф. (2021) Риски и неопределенности сетевых маркетинговых коммуникаций в глобальном интегрирующемся медиaprостранстве. *Коммуникология: электронный научный журнал*, 7 (1), 38–60.
13. Бессонов В.А. (2003) *Введение в анализ российской макроэкономической динамики переходного периода*, М.: ИЭПП.
14. Вертакова Ю.В. (2016) Обзор экономических подходов и моделей для прогнозирования ВВП. *Экономика и управление*, 2, 22–29.
15. Макаров В.Л., Бахтизин А.Р. (2015) Современные методы прогнозирования последствий управленческих решений. *Управленческое консультирование*, 7 (79), 12–24.
16. Талеб Н.Н. (2009) *Черный лебедь: Под знаком непредсказуемости*, М.: КоЛибри.
17. Hinton G., Bengio Y., LeCun Y. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444. DOI: <https://doi.org/10.1038/nature14539>
18. Леонид Витальевич Канторович: Человек и ученый (2002). Новосибирск: Издательство СО РАН, Филиал «Гео».
19. Перепелица В.А., Попова Е.В. (2001) Многокритериальный подход к моделированию финансово-экономических рисков. *Известия вузов. Северо-Кавказский регион. Естественные науки*, 4, 37–41.
20. Жирабок А.Н. (2001) Нечеткие множества и их использование для принятия решений. *Совровский образовательный журнал*, 7 (2), 109–115.
21. Береснев В.Л. (1978) *Экстремальные задачи стандартизации*. Новосибирск: Наука.
22. Кумратова А.М., Попова Е.В., Биджиев А.З. (2014) *Экономико-математическое моделирование риска в задачах управления ресурсами здравоохранения*, Краснодар: КубГАУ.
23. Сунчалин А.М., Сунчалина А.Л. (2020) Обзор методов и моделей прогнозирования финансовых временных рядов. *Хроноэкономика*, 1 (22), 26–30.
24. Яновский Л.П. (2020) *Принципы, методология и научное обоснование урожая по технологии «Зонт»*, Воронеж: ВГАУ.
25. Капица С.П., Курдюмов С.П., Малинецкий Г.Г. (1997) *Синергетика и прогнозы будущего*, М.: Наука.
26. Винтизенко И.Г., Яковенко В.С. (2008) *Экономическая цикломатика*, М.: Финансы и статистика, Ставрополь: АГРУС.
27. Шиянова А.А., Галстян А.Ш., Минаков В.Ф., Минакова Т.Е. (2014) Математическое моделирование макроэкономических трендов развития страхового бизнеса. *Современные проблемы науки и образования*, 4.
28. Ильясов Р.Х., Куразова Д.А. (2017) Прогнозирование конъюнктуры финансового рынка и оценка его влияния на развитие промышленности. *Финансы и кредит*, 23 (43), 2575–2591. DOI: <https://doi.org/10.24891/fc.23.43.2575>
29. Перепелица В.А., Касаева М.Д. (2002) Прогнозирование природного временного ряда на базе модели клеточного автомата. *Современные аспекты экономики*, 9 (22), 201–208.
30. Халин В.Г., Чернова Г.В. (2021) Управление рисками конкретного вызова цифровизации. *Управление риском*, 4 (100), 58–63.

31. Гайомей Д., Зайцев А.А., Родионов Д.Г. Прогнозирование волатильности и доходности финансовых активов с использованием высокочастотных данных и квантификаторов информационной среды. *Вестник евразийской науки*, 14 (2), 43.

32. Воронцовский А.В., Вьюненко Л.Ф. (2021) Прогнозирование развития экономики с учетом нескольких точек поворота: индикаторы, калибровка модели, имитационные расчеты. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика*, 37 (4), 513–545. <https://doi.org/10.21638/spbu05.2021.401>

REFERENCES

1. Guryanova D.A. (2023) Transformation of management of organizations under the influence of modern turbulence in the economy. *Teoriya i praktika servisa: ehkonomika, sotsial'naya sfera, tekhnologii* [*Theory and practice of service: economics, social sphere, technology*], 4 (58), 25–29.

2. Plotnikov V.A. (2022) Prospects for economic development under postnormal conditions. *Izvestiâ Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo èkonomičeskogo universiteta* [*News of the St. Petersburg State Economic University*], 6 (138), 15–21.

3. Yusufova A.M. (2023) Economic security of enterprises: approaches to achievement in modern political and economic turbulence. *Izvestiâ Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo èkonomičeskogo universiteta* [*News of the St. Petersburg State Economic University*], 6–1 (144), 188–193.

4. Sedykh V.D. (2021) *Matematicheskiye metody teorii katastrof* [*Mathematical methods of catastrophe theory*], Moscow: MTsNMO.

5. Shelukhin O.I., Osin A.V., Smolskiy S.M. (2008) Samopodobie i fraktaly. *Telekommunikatsionnyye prilozheniya* [*Self-similarity and fractals: telecommunications applications*], Moscow: Fizmatlit.

6. Schuster H.G. (1984) *Deterministisches Chaos: Eine Einführung*, Weinheim: Physik-Verlag.

7. Prokhorov A.B. (2008) Nonlinear dynamics and chaos theory in economics: A historical perspective. *Quantile*, 4, 79–92.

8. Campbell D., Crutchfield J., Farmer D., Jen E. (1985) Experimental mathematics: the role of computation in nonlinear science. *Communications of the ACM*, 28 (4), 374–384. DOI: <https://doi.org/10.1145/3341.3345>

9. Nicolis G. (1995) *Introduction to Nonlinear Science*, Cambridge, UK: Cambridge University Press. DOI: [https://doi.org/10.1016/0092-8240\(96\)00021-3](https://doi.org/10.1016/0092-8240(96)00021-3)

10. Kardash V.A. (2008) Process analysis of system dynamics. *Obozrenie prikladnoi i promyshlennoi matematiki* [*Review of Applied and Industrial Mathematics*], 15 (5), 807–818.

11. Kuladzhi T.V., Babkin A.V., Sokolova E.S., Murtazaev S.-A. Yu. (2018) Matrix tools for innovation production micro forecast in the digital cluster economics. *Competitiveness in a global world: economics, science, technology*, 1 (7), 831–839.

12. Sharkov F.I., Kireeva O.F. (2021) Risks and Uncertainties of Network Marketing Communications in the Global Integrating Media Space. *Communicology: an electronic scientific journal*, 6 (1), 38–60.

13. Bessonov V.A. (2003) *Vvedeniye v analiz rossiyskoy makroekonomicheskoy dinamiki perekhodnogo perioda* [*Introduction to the analysis of Russian macroeconomic dynamics of the transition period*], Moscow: IEPP.

14. Vertakova Yu.V. (2016) Review of Economic Approaches and Models for GDP Forecasting. *Economics and Management*, 2, 22–29.

15. Makarov V.L., Bakhtizin A.R. (2015) Modern Methods of Forecasting of Consequences of Administrative Decisions. *Administrative Consulting*, 7 (79), 12–24.

16. Taleb N.N. (2007) *The Black Swan: The Impact of the Highly Improbable*, New York: Random House.

17. Hinton G., Bengio Y., LeCun Y. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444. DOI: <https://doi.org/10.1038/nature14539>

18. Leonid Vitalyevich Kantorovich: Chelovek i uchenyy [*Leonid Vitalyevich Kantorovich: A man and a scientist*] (2022). Novosibirsk: Izdatelstvo SO RAN, Filial «Geo».

19. Perepelitsa V.A., Popova E.V. (2001) Mnogokriterialnyy podkhod k modelirovaniyu finansovo-ekonomicheskikh riskov [Multicriteria approach to modeling financial and economic risks]. *Bulletin of Higher Education Institutes. North Caucasus Region. Natural Sciences*, 4, 37–41.

20. Zhirabok A.N. (2001) Fuzzy sets and their application to decision making. *Soros Educational Journal*, 7 (2), 109–115.



21. Beresnev V.L. (1978) *Ekstremal'nye zadachi standartizatsii*. Novosibirsk: Nauka
22. Kumratova A.M., Popova E.V., Bidzhiev A.Z. (2014) *Economic and mathematical modeling risk in control problems of health care resources*, Krasnodar: KubGAU.
23. Sunchalin A.M., Sunchalina A.L. (2020) Overview of methods and models for forecasting financial time series. *Hronoekonomics*, 1 (22), 26–30.
24. Yanovskiy L.P. (2020) *Printsipy, metodologiya i nauchnoye obosnovaniye urozhaya po tekhnologii «Zont» [Principles, methodology and scientific basis for harvesting using the “Umbrella” technology]*, Voronezh: VGAU.
25. Kapitsa S.P., Kurdyumov S.P., Malinetskiy G.G. (1997) *Sinergetika i prognozy budushchego [Synergetics and future forecasts]*, Moscow: Nauka.
26. Vintizenko I.G., Yakovenko V.S. (2008) *Economic cyclomatics*, Moscow: Finansy i statistika; Stavropol: AGRUS.
27. Shiyanova A.A., Galstyan A.S., Minakov V.F., Minakova T.E. (2014) Mathematical modelling of macroeconomic trends of insurance business development. *Modern problems of science and education*, 4.
28. Il'yasov R.Kh., Kurazova D.A. (2017) Forecasting the financial market and its impact on the industry development. *Finance and Credit*, 43 (763), 2575–2591. DOI: <https://doi.org/10.24891/fc.23.43.2575>
29. Perepelitsa V.A., Kasaeva M.D. (2002) Prognozirovanie prirodnogo vremennogo riada na baze modeli kletchnogo avtomata [Forecasting natural time series based on a cellular automaton model]. *Sovremennyye aspekty ekonomiki [Modern Aspects of Economics]*, 9 (22), 201–208.
30. Khalin V.G., Chernova G.V. (2021) Risk Management of a Specific Digitalization Challenge. *Upravleniye riskom [Risk Management]*, 4 (100), 58–63.
31. Gayomey J., Zaytsev A.A., Rodionov D.G. Forecasting the volatility of financial assets' returns using high-frequency data and quantifiers of the information environment. *The Eurasian Scientific Journal*, 14 (2).
32. Vorontsovskiy A., Vyunenko L. (2021) Forecasting economic development taking into account several turning points: Indicators, model calibration, simulation computations. *St. Petersburg University Journal of Economic Studies*, 37 (4), 513–545. DOI: <https://doi.org/10.21638/spbu05.2021.401>

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT AUTHORS

КУМРАТОВА Альфира Менлигуловна

E-mail: kumratova.a@edu.kubsau.ru

Alfira M. KUMRATOVA

E-mail: kumratova.a@edu.kubsau.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4536-9680>

ПЛОТНИКОВ Владимир Александрович

E-mail: Plotnikov_2000@mail.ru

Vladimir A. PLOTNIKOV

E-mail: Plotnikov_2000@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3784-6195>

Поступила: 28.04.2024; Одобрена: 21.06.2024; Принята: 21.06.2024.

Submitted: 28.04.2024; Approved: 21.06.2024; Accepted: 21.06.2024.