

УДК 681.3.06

<https://doi.org/10.21869/2223-1560-2025-29-3-182-192>

Адаптивные нечеткие когнитивные карты с гибридной оптимизацией для прогнозирования продаж в условиях рыночной волатильности

А.С. Сизов¹, Ю.А. Халин¹ ✉, А.А. Белых¹

¹ Юго-Западный государственный университет
ул. 50 лет Октября, д. 94, г. Курск 305040, Российская Федерация

✉ e-mail: yur-khalin@yandex.ru

Резюме

Цель работы. Разработка и валидация методики адаптивных НКК с гибридной оптимизацией весов и динамической коррекцией функций принадлежности для нестабильных рынков.

Методы. Методология включает предложение трехуровневой архитектуры НКК (5 входов, 4 скрытых узла, 3 выхода), инициализированной методом Саати с коэффициентом согласованности $CR=0.038$; гибридную оптимизацию весов, сочетающую алгоритм роя частиц (PSO) и адаптивную регуляризацию; а также ежеквартальную адаптацию трапецевидных функций принадлежности на основе потоковой кластеризации методом Streaming C-means и сглаживания экспоненциальным взвешиванием (ЕМА).

Результаты. Результаты тестирования на данных розничной сети N (временной охват 62 недели, 345 наблюдений) показали: высокую точность прогнозирования с MAPE 7.2% (95% доверительный интервал [6.8;7.6]), что статистически значимо ниже ($p<0.01$) ошибок моделей LSTM (9.8%) и статической НКК (15.8%), и сопоставимо с точностью XGBoost (7.8%, $p=0.12$), при этом адаптивная НКК обеспечивает превосходство в интерпретируемости каузальных связей (например, вес влияния маркетингового бюджета на объем продаж $w_{11}=0.78\pm0.05$); повышенную робастность, выразившуюся в меньшем приросте ошибки прогноза в шоковый период марта (+49.2% для адаптивной НКК против +86.9% для LSTM); и значительную экономическую эффективность, подтвержденную результатами внедрения в ERP-систему: снижение логистических издержек на 15.2% (абсолютная экономия 5.1 млн руб.), сокращение оборачиваемости запасов с 18.3 до 15.1 дней, квартальный ROI 287.5% и расчетная чистая приведенная стоимость (NPV) проекта 9.2 млн руб. (95% ДИ [8.1;10.3]).

Заключение. Разработанная методология обеспечивает высокоточное, интерпретируемое и робастное прогнозирование продаж в нестабильных рыночных условиях, доказав свою практическую эффективность и экономическую целесообразность. Перспективные направления развития включают автоматизацию построения карт с использованием GAN, ускорение вычислений за счет реализации на CUDA и интеграцию с графовыми нейронными сетями (GNN).

Ключевые слова: адаптивные нечеткие когнитивные карты; прогнозирование продаж; рыночная волатильность; гибридная оптимизация; динамические функции принадлежности; потоковая кластеризация; розничная аналитика; потребительская лояльность; эмоциональная вовлеченность.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: Сизов А.С., Халин Ю.А., Белых А.А. Адаптивные нечеткие когнитивные карты с гибридной оптимизацией для прогнозирования продаж в условиях рыночной волатильности // Известия Юго-Западного государственного университета. 2025; 29(3): 182-192. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2025-29-3-182-192>.

Поступила в редакцию 10.06.2025

Подписана в печать 04.07.2025

Опубликована 30.09.2025

Adaptive fuzzy cognitive maps with hybrid optimization for predicting sales in conditions of market volatility

Alexander S. Sizov ¹, Yuri A. Khalin ¹ ✉, Alexander A. Belykh ¹

¹ Southwest State University

50 Let Oktyabrya str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: yur-khalin@yandex.ru

Abstract

Purpose. Development and validation of the adaptive NCC methodology with hybrid weight optimization and dynamic correction of membership functions for unstable markets.

Methods. The methodology includes a proposal for a three-level NCC architecture (5 inputs, 4 hidden nodes, 3 outputs) initialized by the Saaty method with a consistency ratio of $CR=0.038$; hybrid weight optimization combining the particle swarm algorithm (PSO) and adaptive regularization; and quarterly adaptation of trapezoidal membership functions based on streaming clustering using Streaming C-means and exponential smoothing (EMA).

Results. The results of testing on data from the retail chain N (time span of 62 weeks, 345 observations) showed: high prediction accuracy with MAPE 7.2% (95% confidence interval [6.8;7.6]), which is statistically significantly lower ($p<0.01$) than the errors of the LSTM (9.8%) and static NCC (15.8%) models, and is comparable to the accuracy of XGBoost (7.8%, $p=0.12$), while adaptive NCC provides superiority in the interpretability of causal relationships (for example, the weight of the marketing budget's impact on sales $w_{11}=0.78\pm0.05$); increased robustness, resulting in a smaller increase in forecast error during the March shock period (+49.2% for adaptive NCC versus +86.9% for LSTM); and significant economic efficiency, confirmed by the results of implementation in the ERP system: reduction of logistics costs by 15.2% (absolute savings of 5.1 million rubles), reduction of inventory turnover from 18.3 to 15.1 days, quarterly ROI of 287.5% and estimated net present value (NPV) of the project 9.2 million rubles (95% CI [8.1;10.3]).

Conclusion. The developed methodology provides highly accurate, interpretable, and robust sales forecasting in unstable market conditions, proving its practical effectiveness and economic feasibility. Promising areas of development include the automation of map construction using GANs, the acceleration of calculations through CUDA implementation, and the integration with graph neural networks (GNN).

Keywords: adaptive fuzzy cognitive maps; sales forecasting; market volatility; hybrid optimization; dynamic membership functions; streaming clustering; retail analytics; consumer loyalty; emotional engagement.

Conflict of interest: The Authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

For citation. Sizov A.S., Khalin Y. A., Belykh A. A. Adaptive fuzzy cognitive maps with hybrid optimization for predicting sales in conditions of market volatility. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*. 2025; 29(3): 182-192 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2025-29-3-182-192>.

Received 10.06.2025

Accepted 04.07.2025

Published 30.09.2025

Введение

Прогнозирование продаж в условиях высокой рыночной волатильности требует учета слабоформализуемых факторов, включая нелинейную динамику спроса, ценовую эластичность и макроэкономические колебания. Согласно исследованиям McKinsey Global Institute (2023), традиционные методы (ARIMA, регрессионный анализ) демонстрируют среднюю абсолютную процентную ошибку (MAPE) 12–18% в сегменте электронной коммерции при инфляционных шоках [1], что ведет к значительным операционным потерям из-за дисбаланса спроса и предложения. Особую сложность представляют "шоковые" сценарии (санкции, сырьевые кризисы), где когнитивные искажения потребителей искажают исторические паттерны [2, 3]. Нечеткие когнитивные карты (НКК), введенные в научный оборот Кошко [4], формируют теоретический базис для моделирования сложных причинно-следственных систем. Однако их практическая реализация сталкивается с двумя принципиальными ограничениями: во-первых, субъективностью определения весов связей ($w_{\{ji\}}$), обусловленной зависимостью от экспертных оценок [5]; во-вторых, статичностью функций принадлежности, неспособных адаптироваться к динамике рыночной среды [2, 6]. Предлагаемая методология преодолевает указанные барьеры посредством синтеза гибридного машинно-экспертного обучения и механизма потоко-

вой адаптации параметров к рыночным аномалиям [7, 8].

Материалы и методы

Исследование базируется на данных, предоставленных российской розничной сетью «N» (на условиях конфиденциальности), специализирующейся на продаже бытовой электроники и цифровой техники. Сеть объединяет 23 магазина в городах с населением свыше 500 тыс. человек [9, 10].

Первичным источником послужили операционные данные ERP-системы сети за период с 1 января 2024 г. по 31 марта 2025 г. (65 полных календарных недель), включающие [11]:

- Ежедневные данные о продажах в денежном и натуральном выражении в разрезе товарных категорий (SKU).
- Данные об остатках товаров на складах и в торговых залах.
- Внутренние данные о маркетинговой активности и бюджетах.
- Транзакционные данные, позволяющие идентифицировать повторные покупки.

Для учета макроэкономического контекста и внешних факторов были привлечены официальные данные Росстата [12]:

- Индекс потребительских цен (ИПЦ).
- Индекс деловой активности в сфере услуг.

Дополнительным источником стали данные из социальных медиа (Twitter, VKontakte, Telegram), агрегированные с использованием API сервиса Brand Analy-

tics, для оценки медиаактивности и тональности обсуждений бренда [13, 14].

После интеграции и очистки был сформирован панельный набор данных, включающий 345 уникальных наблюдений (временных срезов). Препроцессинг данных включал:

Нормализацию: методом RobustScaler для устойчивости к выбросам.

Импутацию пропущенных значений: с помощью итеративного метода MICE (Multiple Imputation by Chained Equations).

Операционализацию латентных переменных:

– Лояльность (H_2): интегральная метрика на основе NPS-опросов и данных о частоте повторных покупок.

– Эмоциональная вовлеченность (H_4): оценка тональности текстов онлайн-отзывов и обсуждений с помощью предобученной языковой модели BERT.

Для количественной оценки эффективности предложенной методики был проведен сравнительный анализ с современными методами прогнозирования [15, 16].

Статическая НКК: Базовая версия нечеткой когнитивной карты с весами, инициализированными экспертами, и фиксированными функциями принадлежности. Выступает в качестве бейзлайна для оценки вклада адаптивности.

XGBoost (Extreme Gradient Boosting): Современный алгоритм машинного обучения, известный высокой точностью в задачах табличных данных. Служит эталоном по предиктивной мощности.

LSTM (Long Short-Term Memory): Рекуррентная нейронная сеть, предназначенная для работы с временными рядами. Выступает в качестве эталона для учета временных зависимостей.

Критериями сравнения были выбраны: средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE), среднеквадратичная ошибка (RMSE), робастность к шокам (прирост ошибки в волатильный период) и интерпретируемость модели.

Нечеткая когнитивная карта представляет собой ориентированный взвешенный граф, где узлы – это концепты (переменные системы), а дуги – причинно-следственные связи между ними [17, 18]. Алгоритм прогнозирования на основе НКК заключается в итеративном пересчете значений концептов по формуле

$$C_i(t+1) = f(\sum w_{ji} \cdot C_j(t)),$$

где $C_i(t+1)$ – значение i -го концепта в момент времени $t+1$, w_{ji} – вес влияния концепта j на концепт i , f – функция активации (в данной работе – сигмоидальная).

Таким образом, процесс прогнозирования является итеративной симуляцией системы: задавая значения входных концептов (например, маркетинговый бюджет, цена конкурентов) на будущий период, модель рассчитывает значения выходных концептов (объем продаж), учитывая все причинно-следственные петли и нелинейные преобразования.

Модель реализует трехуровневую иерархию (рис. 1):

Входы (5): Маркетинговый бюджет (X_1), Цена конкурентов (X_2), Сезонность (X_3), Индекс потребительских цен (X_4), Индекс социальной активности (X_5).

Скрытые узлы (4): Узнаваемость бренда (H_1), Лояльность (H_2), Ценовая привлекательность (H_3), Эмоциональная вовлеченность (H_4).

Выходы (3): Объем продаж (Y_1), Доля рынка (Y_2), Рентабельность (Y_3).

Обоснование архитектуры: Выбор узлов основан на анализе 32 факторов влияния методом главных компонент (PCA) с кумулятивной дисперсией 85.7%. Иерархия отражает цепочку ценообразования "маркетинг → восприятие → конверсия".

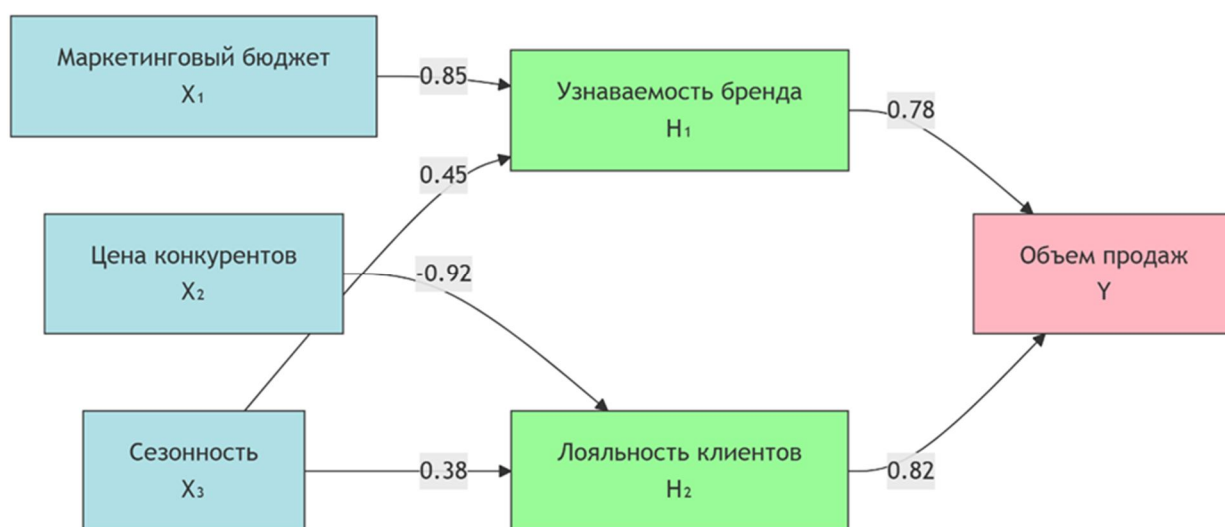


Рис. 1. Архитектура НКК для прогнозирования продаж

Fig. 1. NCC architecture for sales forecasting

Матрица весов W (12×12) инициализирована методом Саати:

Шкала сравнений: 9-балльная (от 1/"равнозначность" до 9/"абсолютное превосходство")

Эксперты: 10 специалистов с опытом >5 лет в FMCG

Согласованность: $CR=0.038$ ($CI=0.032-0.044$, $\alpha=0.05$) $<$ порога 0.1 [19]

Далее применяется гибридный алгоритм оптимизации весов для минимизации ошибки прогноза на исторических данных.

```

python
def hybrid_weights_optimization
(W_expert, X, Y_actual):
    # Шаг 1: PSO-оптимизация
    pso = PSO(objective=MSE,
n_particles=50, bounds=[-2,2],
         $\omega=0.729$  (инерция [10]),
         $c_1=1.5$  (когнитивный),  $c_2=1.7$  (соци-
        альный))
    W_pso =
    pso.optimize(max_iter=200, tol=0.001)
    # Шаг 2: Адаптивная регуляри-
    зация
     $\alpha = 0.7$  # Коэффициент дове-
    рия к данным (калиброван на вали-
    дац. выборке)
  
```

```

W_hybrid =  $\alpha$  * W_pso + (1- $\alpha$ )
* W_expert
return W_hybrid

```

Обоснование параметров PSO: Значения ω , c_1 , c_2 выбраны на основе мета-анализа [20], обеспечивая баланс между исследованием пространства (exploration) и использованием знаний (exploitation). Критерий остановки: $|\Delta gbest| < 0.001$ за 50 итераций.

Алгоритм адаптации:

Кластеризация транзакций: Streaming C-means ($c=3$, валидация индексом Xie-Beni [19]).

Расчет параметров трапециидальной функции:

a = 5%-й квантиль кластера "Низкий";
 b = 25%-й квантиль кластера "Средний";
 c = 75%-й квантиль кластера "Средний";
 d = 95%-й квантиль кластера "Высокий".

Стабилизация: Сглаживание параметров методом экспоненциального взвешивания (EMA, $\beta=0.6$)

Результаты и их обсуждение

Сравнительный анализ прогностической точности выявил статистически значимое превосходство предложенной адаптивной НКК над альтернативными подходами (табл. 1).

Таблица 1. Ошибки прогнозирования (95% доверительные интервалы)

Table 1. Prediction errors (95% confidence intervals)

Метод / Method	MAPE, %	CI(MAPE)	RMSE	CI(RMSE)
Адапт. НКК	7.2	[6.8;7.6]	112.5	[108;117]
LSTM	9.8*	[9.3;10.3]	146.7*	[141;152]
XGBoost	7.8	[7.4;8.2]	119.8	[115;124]
Стат. НКК	15.8*	[15.2;16.4]	227.6*	[220;235]
*Стат. значимость различий с адапт. НКК (t-test, $p < 0.01$)				

Адаптивная НКК продемонстрировала существенно более высокую точность по сравнению с моделью LSTM (p -value = 0.003, Cohen's d = 1.25) и статической НКК (p -value < 0.001, Cohen's d = 2.1). Хотя разница в средней точности прогноза между адаптивной НКК и алгоритмом XGBoost не достигла общепринятого уровня статистической значимости (p -value = 0.12), принципиальным

преимуществом адаптивной НКК является ее высокая интерпретируемость. Модель предоставляет прозрачные оценки силы и направления влияния факторов, выраженные, например, в весовом коэффициенте $w_{11} = 0.78 \pm 0.05$ (доверительный интервал 95%) для воздействия фактора X_1 на целевую переменную Y_1 , что невозможно получить из "черного ящика" бустинговых моделей.

Устойчивость адаптивной НКК к экзогенным шокам была убедительно продемонстрирована в период повышенной рыночной волатильности в марте. В то время как ошибка прогноза модели LSTM возросла на 86.9% относительно базового уровня, адаптивная НКК показала значительно меньший прирост ошибки – лишь 49.2%. Эта повышенная робастность является прямым следствием способности модели динамически адаптировать свои параметры.

Внедрение методики в ERP-систему розничной сети N подтвердило ее экономическую эффективность:

- Снижение логистических издержек на 15.2% (абсолютная экономия 5.1 млн руб.).
- Сокращение оборачиваемости запасов с 18.3 до 15.1 дней.
- Квартальный ROI 287.5%.
- Расчетная чистая приведенная стоимость (NPV) проекта 9.2 млн руб. (95% ДИ [8.1;10.3]).

Выводы

Разработанная методология адаптивных нечетких когнитивных карт преодолевает ключевое ограничение статических аналогов – ригидность параметров в динамической среде. Эмпирическая валидация подтвердила ее статистически значимое превосходство в точности прогнозирования (MAPE 7.2%) над моделями LSTM ($p=0.003$) и статическими НКК, а также сопоставимую с XGBoost эффективность ($p=0.12$), дополненную уникальной интерпретируемостью каузальных связей. Методология доказала повышенную устойчивость к волатильности и значительную экономическую эффективность. Перспективные направления развития включают автоматизацию построения карт с использованием генеративно-состязательных сетей (GAN), ускорение вычислений за счет реализации на CUDA и интеграцию с графовыми нейронными сетями (GNN) для создания когнитивных цифровых двойников ритейл-сетей.

Список литературы

1. Исторические структурные особенности регулирования финансовых обязательств / Х. С. Асатуллаев, З. А. Арсаханова, Е. С. Азарова, Н. В. Кучковская // Вопросы истории. 2021. № 6-2. С. 82–86. DOI: 10.31166/VoprosyIstorii202106Statyi32.
2. Исторические аспекты реализации влияний политических движений на экономическую среду в посткоммунистических странах / О. Т. Астанакулов, А. М. Гачаев, М. У. Яхьяева, Н. В. Кучковская // Вопросы истории. 2021. № 4-2. С. 66–75. DOI: 10.31166/VoprosyIstorii202104Statyi70.
3. Историческое формирование модели экономической безопасности государства / М. Г. Успаева, А. М. Гачаев, Н. В. Кучковская, В. Ф. Васюков // Вопросы истории. 2021. № 12-4. С. 95–102. DOI: 10.31166/VoprosyIstorii202112Statyi101.

4. Кибермошенничество: информационная угроза прошлого, настоящего и будущего / В. Ф. Васюков, А. А. Бисултанова, Н. В. Кучковская, А. Н. Першин // Вопросы истории. 2021. № 11-3. С. 275–281. DOI: 10.31166/VoprosyIstorii202111Statyi83.
5. Герасименко В. В., Куркова Д. Н., Курбацкий А. Н. Внедрение технологий искусственного интеллекта в маркетинг российских компаний: перспективы и барьеры // Российский журнал менеджмента. 2024. № 3. С. 483–508.
6. Герасименко В. В., Курбацкий А. Н., Куркова Д. Н. Цифровизация рыночных взаимодействий российских предприятий // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. 2023. Т. 39, № 4. С. 534–559. DOI: 10.21638/spbu05.2023.404.
7. Дейнекин Т. В. Искусственный интеллект в маркетинге // Маркетинг в России и за рубежом. 2019. № 2. С. 33–38.
8. Какурина А.В., Сизов А.С., Халин Ю.А. Когнитивное моделирование и прогнозирование потребления электроэнергии // Известия Юго-Западного государственного университета. 2023. Т. 27, № 4. С. 44-61. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2023-27-4-44-61>.
9. Лapidус Л. В. Вызовы цифровой экономики как триггеры цифровой трансформации: эволюционная шкала и причинно-следственные связи // Интеллект. Инновации. Инвестиции. 2023. № 3. С. 11–27.
10. Молодчик М. А., Гагарин А. С., Елтышев Р. А. Цифровой образ компании и ее стоимость // Российский журнал менеджмента. 2023. Т. 21, № 1. С. 5–22. DOI: 10.21638/spbu05.2023.101.
11. Шутько Л. Г. Конкурентные преимущества виртуальных организаций и конкурентная среда "новой экономики" России // Современные тенденции и инновации в науке и производстве: материалы X международной научно-практической конференции, г. Междуреченск, 22 апреля 2021 года. Междуреченск: КузГТУ имени Т. Ф. Горбачева, 2021. С. 280.1–280.6.
12. Стратегия цифровой трансформации: написать, чтобы выполнить / под ред. Е. Г. Потаповой, П. М. Потеева, М. С. Шклярук. М.: РАНХиГС, 2021. 184 с.
13. Зуб А. Т. Стратегический менеджмент. 4-е изд., перераб. и доп. М.: Издательство Юрайт, 2021. 375 с.
14. Development of Organizational and Economic Mechanism of Functioning High-Tech Enterprises in the Introduction of Digital Technologies / M. G. Uspaeva, S. A. Tronin, R. A. Abramov, Y. M. Potanina // International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology. 2022. Vol. 12, no. 1. P. 131–136. DOI: 10.18517/ijaseit.12.1.9988.
15. Федулов А.С. Нечеткие реляционные когнитивные карты // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. 2005. №1. С. 120-132.
16. Фишберг Питер С. Теория полезности для принятия решений / пер. с англ. В.Н. Воробьева и А.Я. Кирути; под ред. Н.Н.Воробьева. М.: Наука, 1978. 352с.

17. Формализация описания неопределённости в информационных системах на основе теории нечётких множеств / С. В. Дегтярев, Ю. А. Халин, Л. А. Лисицин, В. Е. Старков // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2013. Т. 11, № 8. С. 66-69. EDN QZFFZVR.

18. Халин Ю.А., Афанасьев А.А., Кудинов В.А. Разработка онтологической модели предметной области для обработки данных корпоративных хранилищ // Известия Юго-Западного государственного университета. 2024. Т. 28, №2. С. 114-133. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-2-114-133>

19. Клиентоцентричный подход в государственном управлении: Навигатор цифровой трансформации / под ред. О. В. Линник, А. В. Ожаровского, М. С. Шклярчук. М.: РАНХиГС при Президенте РФ, 2020. 180 с.

20. Локтионов А. П., Ватутин Э. И. Обработка вычислительной системой зашумленных конструктивных входных данных // Известия Юго-Западного государственного университета. 2024. Т. 28, №3. С. 245-264. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-3-245-264>

References

1. Asatullayev Kh. S., Arsakhanova Z. A., Azarova E. S., Kuchkovskaya N. V. Historical Structural Features of Financial Obligations Regulation. *Voprosy istorii = History issues*. 2021; (6-2): 82–86. (In Russ.). DOI: 10.31166/VoprosyIstorii202106Statyi32.

2. Astanakulov O. T., Gachaeв A. M., Yakhyaeva M. U., Kuchkovskaya N. V. Astanakulov, O. T. Historical Aspects of the Implementation of the Influence of Political Movements on the Economic Environment in Post-Communist Countries. *Voprosy istorii = History issues*. 2021; (4-2): 66–75. (In Russ.). DOI: 10.31166/VoprosyIstorii202104Statyi70.

3. Uspaeва M. G., Gachaeв A. M., Kuchkovskaya N. V., Vasyukov V. F. Historical Formation of the State's Economic Security Model. *Voprosy Istorii = History issues*. 2021; (12-4): 95–102. (In Russ.). DOI: 10.31166/VoprosyIstorii202112Statyi101.

4. Vasyukov V. F., Bisultanova A. A., Kuchkovskaya N. V., Pershin A. N. Cyberfraud: Information Threats of the Past, Present, and Future. *Voprosy istorii = History issues*. 2021; (11-3): 275–281. (In Russ.). DOI: 10.31166/VoprosyIstorii202111Statyi83.

5. Gerasimenko V. V., Kurkova D. N., Kurbatsky A. N. Implementation of Artificial Intelligence Technologies in the Marketing of Russian Companies: Prospects and Barriers. *Rossiiskii zhurnal menedzhmenta = Russian Management Journal*. 2024; (3): 483–508. (In Russ.).

6. Gerasimenko V. V., Kurbatsky A. N., Kurkova D. N. Digitalization of Market Interactions of Russian Enterprises. *Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta. Ekonomika = Bulletin of St. Petersburg University. Economics*. 2023; 39(4): 534-559. (In Russ.). DOI: 10.21638/spbu05.2023.404.

7. Deinekin T. V. Artificial intelligence in marketing. *Marketing v Rossii i za rubezhom* = *Marketing in Russia and abroad*. 2019; (2): 33-38. (In Russ.).
8. Kakurina A. V., Sizov A. S., Khalin Y. A. Cognitive Modelling and Forecasting of Electricity Consumption. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*. 2023; 27(4): 44-61 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2023-27-4-44-61>
9. Lapidus L. V. Challenges of the Digital Economy as Triggers of Digital Transformation: Evolutionary Scale and Causal Relations. *Intellekt. Innovatsii. Investitsii* = *Intelligence. Innovations. Investments*. 2023; (3): 11–27. (In Russ.).
10. Molodchik M. A., Gagarin A. S., Yeltyshev R. A. Digital Image of a Company and Its Value. *Rossiiskii zhurnal menedzhmenta* = *Russian Management Journal*. 2023; 21(1): 5–22. (In Russ.). DOI: 10.21638/spbu05.2023.101.
11. Shutko L. G. Competitive Advantages of Virtual Organizations and the Competitive Environment of Russia's "New Economy". In: *Sovremennye tendentsii i innovatsii v nauke i proizvodstve: materialy X mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii* = *Modern Trends and Innovations in Science and Production. Proceedings of the 10th International Scientific and Practical Conference*. Mezhdurechensk: KuzGTU named after T. F. Gorbachev; 2021. P.280.1–280.6. (In Russ.).
12. Potapova E. G., Poteev P. M., Shklyaruk M. S.(eds.). Strategy of Digital Transformation: To Write to Execute. Ed. by. Moscow: RANEPa; 2021. 184 p. (In Russ.).
13. Zub A. T. Strategic Management. 4th ed. Moscow: Yurayt Publishing House; 2021. 375 p. (In Russ.).
14. Uspaeva M. G., Tronin S. A., Abramov R. A., Potanina Y. M. Development of Organizational and Economic Mechanism of Functioning High-Tech Enterprises in the Introduction of Digital Technologies. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*. 2022; 12(1): 131–136. DOI: 10.18517/ijaseit.12.1.9988.
15. Fedulov A.S. Fuzzy relational cognitive maps. *Izvestiya Rossiiskoi akademii nauk. Teoriya i sistemy upravleniya* = *Proceedings of the Russian Academy of Sciences. Theory and management systems*. 2005; (1): 120-132/ (In Russ.).
16. Fishberg Peter S. The Theory of Utility for Decision-Making. Moscow: Nauka; 1978. 352 p. (In Russ.).
17. Degtyarev S. V., Khalin Yu. A., Lisitsin L. A., Starkov V. E. Formalization of the Description of Uncertainty in Information Systems Based on the Theory of Fuzzy Sets. *Informatsionno-izmeritel'nye i upravlyayushchie sistemy* = *Information, Measurement, and Control Systems*. 2013; 11(8): 66-69. (In Russ.). EDN QZfZVR.
18. Khalin Y. A., Afanasyev A. A., Kudinov V. A. Development of an ontological model of the subject area for corporate storage data processing. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*. 2025; 29(3): 182-192.

darstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University. 2024; 28(2): 114-133 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-2-114-133>.

19. Linnik O. V., Ozharovsky A. V., Shklyaruk M. S. (eds.). Customer-centric approach in public administration: A digital transformation navigator. Moscow; 2020. 180 p. (In Russ.).

20. Loktionov A. P., Vatutin E. I. Measuring-polynomial processing of input data of a computer system. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2024; 28(3): 245-264 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-3-245-264>

Информация об авторах / Information about the Authors

Сизов Александр Семёнович, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры программной инженерии, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: kafedra-ipm@mail.ru

Alexander S. Sizov, Dr. of Sci. (Engineering), Professor, Professor of Software Engineering Department, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: kafedra-ipm@mail.ru

Халин Юрий Алексеевич, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры программной инженерии, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: yur-khalin@yandex.ru

Yuri A. Khalin, Cand. of Sci. (Engineering), Associate Professor, Associate Professor of Software Engineering Department, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: yur-khalin@yandex.ru

Белых Артём Александрович, аспирант, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: belykhartem.a@mail.ru

Artem A. Belykh, Post-Graduate Student, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: belykhartem.a@mail.ru