

Когнитивное моделирование и прогнозирование потребления электроэнергии

А.В. Какурина¹, А.С. Сизов¹, Ю.А. Халин¹ ✉

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

✉ e-mail: yur-khalin@yandex.ru

Резюме

Цель исследования. Разработка прогнозной модели энергопотребления и оценка факторов, влияющих на его потребление. Полученные прогнозные оценки энергопотребления обеспечат повышение эффективности принимаемых организационных решений органами административно-территориального управления.

Методы. В статье представлен аналитический обзор существующих методов когнитивного моделирования и прогнозирования потребления электрической энергии, рассмотрено описание программной реализации информационно-вычислительной системы, позволяющей производить прогноз потребления электроэнергии населением административно-территориального образования. Предложен подход к описанию факторов потребления электроэнергии как населением, так и различными отраслями народного хозяйства, а также организациями, занимающимися оказанием различных услуг. Разработано специальное программное обеспечение, которое позволяет в автоматизированном режиме получать модельные результаты потребления электроэнергии, проводить факторный анализ энергопотребления. Приведена экспериментальная проверка работы программы когнитивного моделирования и прогнозирования потребления электроэнергии населением Львовского района Курской области. Разработанное программное обеспечение также позволяет проводить оценку адекватности полученных результатов и оперативно проводить корректировку параметров модели.

Результаты. В результате исследования была разработана нечёткая когнитивная карта энергопотребления для муниципального образования. Выделены концепты предметной области, описывающие влияние различных групп факторов на уровень потребления электрической энергии. Получены прогнозные оценки потребления электроэнергии, в основе которых лежали данные за ретроспективный период. Для полученных оценок определены показатели адекватности, основанные на расчёте статистических критериев.

Заключение. Результаты исследования показали, что сочетание когнитивных и статистических методов позволяет достичь адекватного решения при решении задачи прогнозирования энергопотребления.

Ключевые слова: потребление электроэнергии; когнитивное моделирование; нечёткая когнитивная карта; анализ временных рядов; прогнозирование; стационарность; построение модели.

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

Для цитирования: Какурина А.В., Сизов А.С., Халин Ю.А. Когнитивное моделирование и прогнозирование потребления электроэнергии // Известия Юго-Западного государственного университета. 2023; 27(4): 44-61. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2023-27-4-44-61>.

Поступила в редакцию 14.10.2023

Подписана в печать 06.11.2023

Опубликована 21.12.2023

Cognitive Modelling and Forecasting of Electricity Consumption

Anastasia V. Kakurina ¹, Alexander S. Sizov ¹, Yuri A. Khalin ¹ ✉

¹ Southwest State University
50 Let Oktyabrya str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: yur-khalin@yandex.ru

Abstract

Purpose of research. Development of a forecast model of energy consumption and assessment of factors influencing its consumption. The obtained forecast estimates of energy consumption will improve the quality and efficiency of management decisions at all levels of administrative management.

Methods. The article presents an analytical review of the existing methods of cognitive modelling and forecasting of electric power consumption, the description of the software implementation of the information-computing system that allows to make a forecast of electric power consumption by the population of the administrative-territorial formation. The approach to the description of factors of electric power consumption by both population and various branches of national economy, as well as organisations engaged in rendering various services has been proposed. Special software has been developed, which allows to obtain model results of electric power consumption in an automated mode, to carry out factor analysis of power consumption. The experimental verification of the work of the programme of cognitive modelling and forecasting of electric power consumption by the population of Lgovsky district of Kursk region is given. The developed software also makes it possible to evaluate the adequacy of the obtained results and promptly adjust the model parameters.

Results. As a result of the research a fuzzy cognitive map of energy consumption for a municipal entity was developed. The concepts of the subject area describing the influence of various groups of factors on the level of electric energy consumption were identified. Forecast estimates of electricity consumption were obtained, which were based on the data for the retrospective period. Adequacy indicators based on the calculation of statistical criteria are determined for the obtained estimates.

Conclusion. The results of the study have shown that the combination of cognitive and statistical methods allows to achieve an adequate solution when solving the problem of energy consumption forecasting.

Keywords: energy consumption; cognitive modelling; fuzzy cognitive map; time series analysis; forecasting; stationarity; model building.

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

Funding: The work was carried out within the framework of the implementation of the development program of the Southwest State University of the project "Priority 2030".

For citation: 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>.

Received 14.10.2023

Accepted 06.11.2023

Published 21.12.2023

Введение

Современное общество сталкивается с растущим спросом на электроэнергию, что подчеркивает необходимость разработки эффективных методов моделирования и прогнозирования потребления электроэнергии населением в различных регионах. В работе предлагается способ моделирования энергопотребления, основанный на совместном использовании статистических и когнитивных методов. Этот синтез методологий направлен на повышение точности прогнозов и более глубокое понимание факторов, формирующих динамику энергопотребления. Исследование включает анализ влияния различных факторов на потребление электроэнергии, а также разработку эффективных методов прогнозирования для поддержки принятия решений в энергетическом секторе.

Прогнозирование потребления электроэнергии является важным аспектом управления и планирования в сфере энергетики по нескольким причинам [1, 2, 3]:

- обеспечение устойчивости энергосистем (предвидение будущего потребления электроэнергии позволяет операторам энергосистем подготавливаться к возможным пиковым нагрузкам и обеспечивать стабильное функционирование энергетической инфраструктуры);
- эффективное планирование производства (энергетическим компаниям важно знать, какое количество электроэнергии будет

необходимо в будущем, чтобы оптимально распределить ресурсы, управлять генерацией и поддерживать баланс между предложением и спросом);

- экономия ресурсов (предварительное знание пиковых и минимальных точек потребления позволяет лучше использовать ресурсы, такие, как топливо и вода, что способствует энергосбережению и снижению затрат);

- интеграция возобновляемых источников энергии (прогнозирование потребления важно для эффективной интеграции возобновляемых источников, таких, как солнечная и ветровая энергия, в энергетическую сеть);

- снижение выбросов (предсказание пиковых нагрузок помогает управлять производством электроэнергии более эффективно, что в свою очередь может снизить выбросы парниковых газов и воздействие на окружающую среду).

В целом, прогнозирование потребления электроэнергии способствует эффективному и устойчивому функционированию энергетической системы, что крайне важно для обеспечения потребностей общества в электроэнергии.

В современной энергетике, где изменения в потреблении электроэнергии играют ключевую роль в устойчивом развитии, когнитивное моделирование выделяется как перспективный подход для прогнозирования динамики потребления [4, 5, 6, 7]. Когнитивное моделирование предоставляет возможность учесть сложные взаимосвязи и факторы, влияющие

на потребление электроэнергии, повышая тем самым точность прогнозов и эффективность управления энергетическими ресурсами. Исследование охватывает теоретические основы когнитивного моделирования, его применение в прогнозировании потребления электроэнергии, а также представляет практические аспекты реализации данного метода для более точных и адаптивных прогнозов в энергетической сфере. Когнитивное моделирование, являясь инновационным методом в области прогнозирования потребления электроэнергии, предоставляет ценные инструменты для более точного и комплексного анализа факторов, влияющих на энергопотребление. Эта методология позволяет учесть не только статистические зависимости, но и психологические, социокультурные и другие параметры, которые могут оказывать влияние на поведение потребителей электроэнергии. Подход, основанный на когнитивном моделировании, не только повышает точность прогнозов, но также способствует более глубокому пониманию динамики энергопотребления, что является ключевым элементом разработки эффективных стратегий управления энергетическими ресурсами в будущем [8, 9, 10, 11].

Прогнозирование потребления электроэнергии области играет важную роль, поскольку позволяет энергетическим компаниям и органам управления разрабатывать стратегии для обеспечения стабильного и эффективного энергоснаб-

жения. Основными группами методов прогнозирования из них являются [12, 13, 14, 15]:

- статистические (использование временных рядов и статистических моделей для анализа и прогнозирования трендов в потреблении электроэнергии);
- машинное обучение (применение алгоритмов машинного обучения, таких как нейронные сети или деревья решений, для более точного прогнозирования, учитывая множество входных параметров);
- экспертные оценки (включение мнения экспертов в процесс прогнозирования, особенно при учете специфических факторов, которые могут быть сложно учесть в автоматизированных моделях).

Эффективное прогнозирование потребления электроэнергии является неотъемлемой частью современного управления энергетическими ресурсами. Разнообразные методы позволяют создавать более точные и адаптивные модели, учитывая разнообразные воздействия на потребление электроэнергии. Применение современных методов прогнозирования не только способствует оптимизации оперативного управления энергоресурсами, но и создает основу для разработки устойчивых стратегий, направленных на более эффективное использование энергии в будущем.

Материалы и методы

Для моделирования потребления электроэнергии эффективным средством

является когнитивное моделирование, это обусловлено слабоструктурированностью предметной области (потребление электроэнергии) и плохоформализуемостью многих факторов, влияющих на энергопотребление. В основе когнитивного подхода к моделированию энергопотребления лежит построение нечёткой когнитивной карты предметной области, представляющей собой взвешенный знаковый ориентированный граф, вершинами которого являются концепты (основные атрибуты и факторы энергопотребления), а дуги показывают степень влияния (с учётом знака) выделенных концептов энергопотребления друг на друга [16, 17, 18, 19].

При моделировании энергопотребления необходимо учитывать разнообразные факторы, на него влияющие [2, 3]:

1. Демографические (изменения в населении, структуре возрастов и социальных трендах могут существенно влиять на потребление электроэнергии).

2. Экономико-финансовые (цена одного кВт-часа, уровень доходов жителей исследуемого региона, индустриальная активность населения региона напрямую влияют на объем потребляемой электроэнергии).

3. Технологические (внедрение новых технологий, электромобилей, смарт-домов и других инноваций оказывает влияние на общее потребление электроэнергии).

4. Климатические (погода и сезонные изменения также оказывают существенное воздействие на энергопотреб-

ление, особенно в отопительный и кондиционированный периоды).

На основе выделенных факторов, и базируясь результатах, полученных в работах [20, 4, 18, 19], построим нечёткую карту энергопотребления (рис. 1).

В данной когнитивной карте выделены следующие концепты:

C_0 – энергопотребление;

C_1 – количество трудоспособного населения;

C_2 – количество нетрудоспособного населения;

C_3 – промышленная активность населения;

C_4 – число промышленных предприятий;

C_5 – число организаций в сфере услуг;

C_6 – доходы населения;

C_7 – стоимость электроэнергии;

C_8 – климатические условия;

C_9 – уровень экологической обстановки.

Для решения задачи прогнозирования потребления электроэнергии будем использовать комбинированный метод, основанный на синтезе статистических моделей и машинном обучении. Модели статистического прогнозирования оперируют математическими методами, которые взаимодействуют с законами и паттернами статистики для выявления трендов и закономерностей в предоставленных данных. В рамках рассматриваемой задачи прогнозирования потребления электроэнергии, авторегрессионная модель имеет ряд преимуществ перед структурными (обучаемыми) моделями.

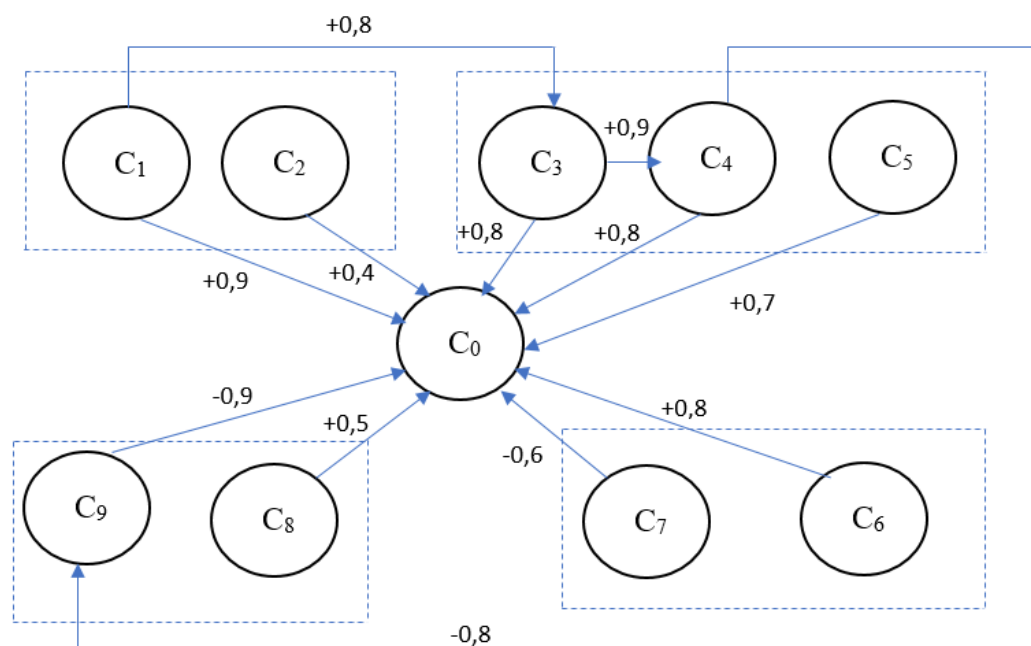


Рис. 1. Нечёткая когнитивная модель зависимости потребления электрической энергии от различных факторов

Fig. 1. Fuzzy cognitive model of dependence of electric energy consumption on various factors

Одной из наиболее широко используемых моделей для прогнозирования временных рядов является модель ARIMA [1, 12, 13]. Данная модель комбинирует авторегрессию и скользящее среднее с интегрированием временных рядов. Она особенно эффективна при прогнозировании временных рядов с выраженными трендами и сезонными колебаниями.

Более эффективным инструментом для анализа временных рядов является модель SARIMAX, поскольку позволяет учитывать сезонные колебания, тренды и воздействие внешних факторов. Она является расширением классической модели ARIMA. Одна из главных особенностей SARIMAX – возможность включения внешних переменных, не являющихся частью временного ряда,

для улучшения качества прогноза. Это может быть, например, включение экономических показателей, погодных условий или любых других факторов, которые могут влиять на прогнозируемую величину. При использовании модели SARIMAX необходимо проводить диагностику для уверенности в том, что все предположения, сделанные моделью, не были нарушены.

Результаты и их обсуждение

В основе прогнозной модели была использована модифицированная модель SARIMAX, которая учитывает сезонность и устойчивые трендовые закономерности.

В качестве временного ряда, для которого был построен прогноз, использовались данные об электропотреблении

населением Львовского района Курской области за 2018–2022 годы.

Временной ряд потребления электроэнергии был исследован на стационарность. Автокорреляционная функция указывает на нестационарность временного ряда. С помощью аддитивной и мультипликативной моделей были выделены составляющие временного ряда (рис. 2-3).

Аддитивная и мультипликативная модели ряда представлены в следующем виде:

$$\begin{aligned} y_t(A) &= T_t + S_t + L_t, \\ y_t(M) &= T_t \times S_t \times L_t, \end{aligned} \quad (1)$$

где y_t – уровень динамики ряда;

T_t – трендовая компонента;

S_t – сезонная компонента;

L_t – нерегулярная компонента.

На представленных графиках присутствуют ярко выраженные тренд и сезонность. На основе проведенных иссле-

дований можно сделать вывод о том, что временной ряд не является стационарным. Этот факт подтверждается с помощью проверки ряда на стационарность с использованием критерия KPSS (рис. 4).

Критерий KPSS (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin) используется для тестирования на стационарность временного ряда. Тест проверяет гипотезу о том, что ряд стационарен в предположении, что он может быть представлен в виде тренда с постоянной дисперсией и стационарной остаточной ошибкой.

Если рассматриваемый временной ряд имеет вид:

$$\begin{aligned} y_t &= c_t + \delta t + e_t, \\ c_t &= c_{t-1} + u_t, \end{aligned} \quad (2)$$

где δ – коэффициент тренда; e_t – некоторый стационарный процесс; u_t – некоторый независимый и одинаково распределённый процесс с математическим ожиданием, равным нулю, и дисперсией σ^2 .

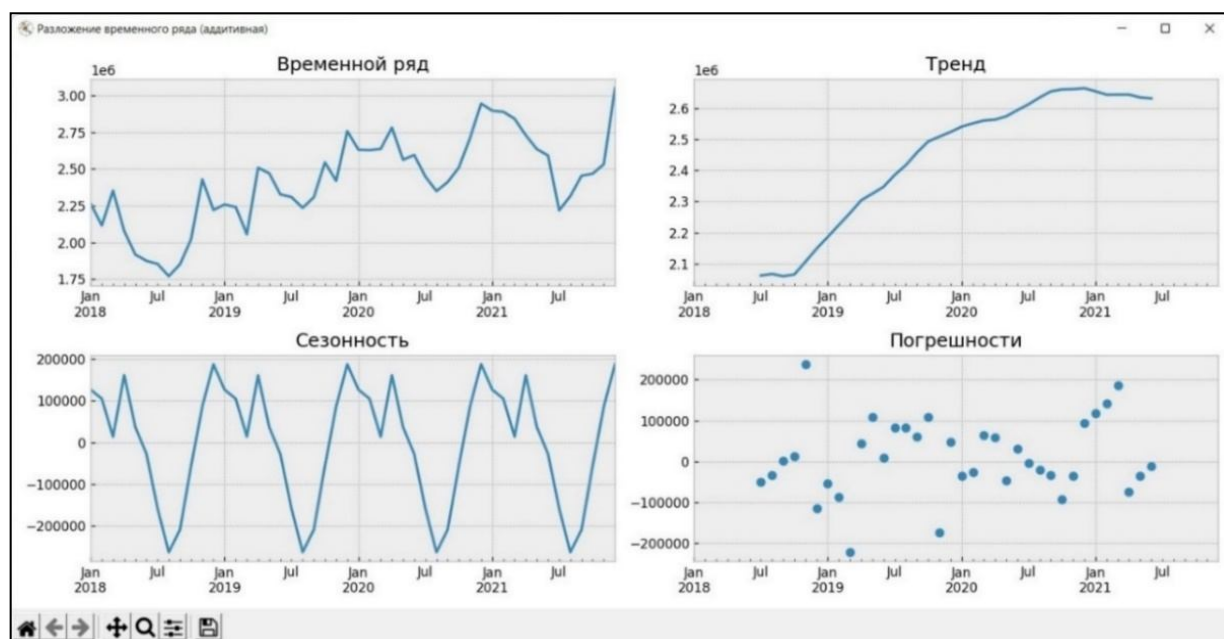


Рис. 2. Графики временного ряда и его составляющих в аддитивной модели

Fig. 2. Graphs of time series and its components in the additive model

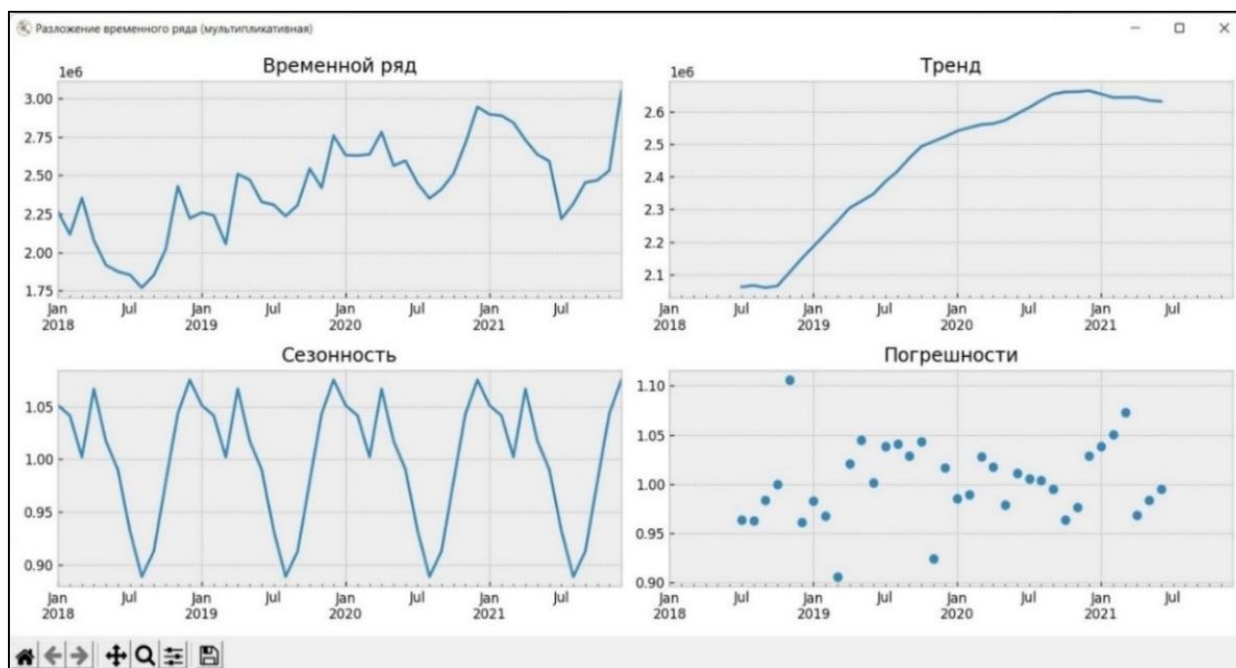


Рис. 3. Графики временного ряда и его составляющих в мультипликативной модели

Fig. 3. Graphs of time series and its components in the multiplicative model

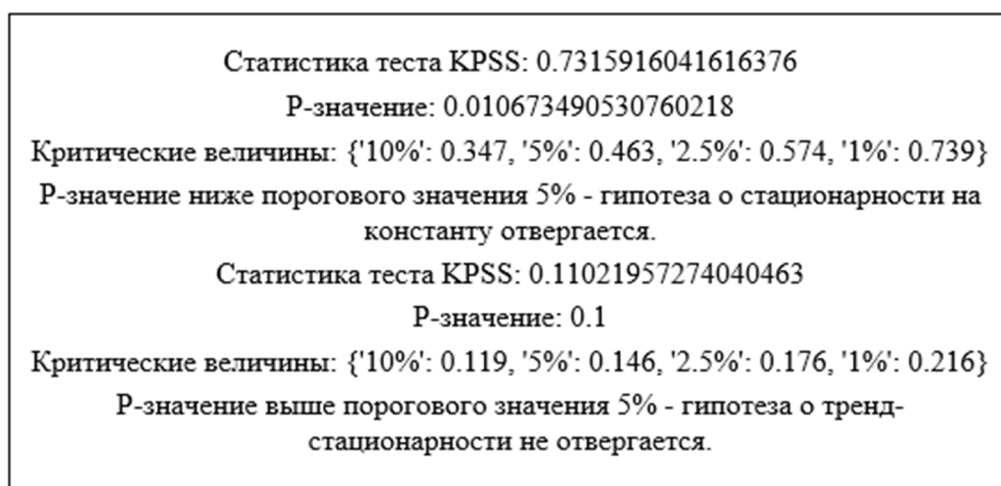


Рис. 4. Проверка ряда на стационарность с использованием критерия KPSS

Fig. 4. Checking the series for stationarity using the KPSS criterion

Исследование на стационарность ряд первых разностей показало, что нестационарный временной ряд потребления электроэнергии является интегрированным рядом первого порядка.

На рис. 5 представлены графики автокорреляции и частной автокорреляции для интегрированного ряда.

Для расчета параметров модели были использованы информационные критерии, которые используются для сравнения эффективности моделей в процессе линейной регрессии.

При выборе между моделями обычно выбирают ту, которая имеет более низкое значение AIC или SIC(BIC), так как эти

критерии стремятся найти баланс между точностью и сложностью модели.

Для различных наборов параметров модели ARIMA был проведен расчет информационных критериев AIC и SIC(BIC) (табл. 1).

Дальнейшие исследования показали, что необходимо сделать выбор параметров в пользу модели ARIMA(3,1,2). На рис. 6 отражена информация по вышеуказанной модели.

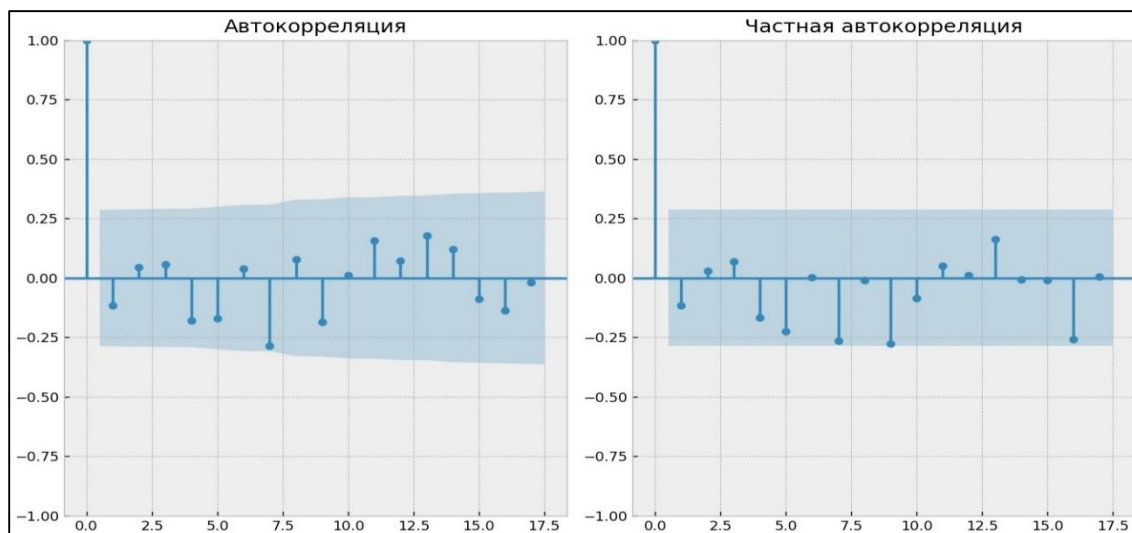


Рис. 5. Графики автокорреляции и частной автокорреляции интегрированного ряда

Fig. 5. Plots of autocorrelation and partial autocorrelation integrated series

Таблица 1. Количественные оценки информационных критериев AIC и SIC(BIC)

Table 1. Quantitative assessments of the AIC and SIC(BIC) information criteria

Входные параметры / Input parameters			Информационные критерии для модели ARIMA / Information criteria for the ARIMA model	
p	d	q	AIC	SIC(BIC)
0	1	1	1275.9675855741514	1279.6678807775716
0	1	2	1276.4046512719774	1281.9550940771076
0	1	3	1276.7600856412128	1284.1606760480530
1	1	0	1275.7885942386506	1279.4888894420708
1	1	1	1276.2107136726697	1281.7611564778
1	1	2	1279.561079828785	1286.9616702356252
1	1	3	1276.5810493628974	1285.8317873714477
2	1	0	1276.2994382030909	1281.849881008221
2	1	1	1277.9830398910838	1285.383630297924
2	1	2	1276.7535489876004	1286.0042869961508
2	1	3	1278.0692312524152	1289.1701168626755
3	1	0	1277.3347070064626	1284.7352974133028
3	1	2	1274.436501748808	1285.5373873590684
3	1	3	1278.885931351344	1291.8369645633143

ARIMA Results						
=====						
Dep. Variable:	VALUE	No. Observations:	48			
Model:	ARIMA(3, 1, 2)	Log Likelihood	-631.218			
Date:	Mon, 10 Jun 2022	AIC	1274.437			
Time:	07:49:22	BIC	1285.537			
Sample:	01-01-2018 - 12-01-2021	HQIC	1278.614			
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]

<u>ar.L1</u>	1.5694	0.165	9.532	0.000	1.247	1.892
<u>ar.L2</u>	-0.7515	0.252	-2.979	0.003	-1.246	-0.257
<u>ar.L3</u>	-0.1339	0.140	-0.957	0.039	-0.408	0.140
<u>ma.L1</u>	-1.7289	0.186	-9.295	0.000	-2.093	-1.364
<u>ma.L2</u>	0.9843	0.197	5.001	0.000	0.599	1.370
sigma2	3.377e+10	5.79e-12	5.83e+21	0.000	3.38e+10	3.38e+10
=====						
Ljung-Box (L1) (Q):	1.69	Jarque-Bera (JB):	7.32			
Prob(Q):	0.19	Prob(JB):	0.03			
Heteroskedasticity (H):	0.63	Skew:	0.66			
Prob(H) (two-sided):	0.37	Kurtosis:	4.42			

Рис. 6. Информация о модели ARIMA(3,1,2)

Fig. 6. Information on the ARIMA(3,1,2) model

Модель ARIMA(3,1,2) временного ряда потребления электроэнергии населением Льговского района Курской области имеет вид:

$$\Delta y_t + 1.5694\Delta y_{t-1} - 0.7515\Delta y_{t-2} - 0.1339\Delta y_{t-3} = \varepsilon_t - 1.7289\varepsilon_{t-1} + 0.9843\varepsilon_{t-2}, \quad (5)$$

где $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$.

Из результатов произведенной оценки построенной модели следует, что в данной модели все коэффициенты значимые.

Остаточный ряд обладает нормальным распределением и незначительной автокорреляцией, близкой к нулю, что показано на рис. 7.

Остаточные ошибки колеблются вокруг среднего значения, равного нулю, и имеют равномерную дисперсию. Отсутствуют значительные отклонения точек от красной линии. Коррелограмма показывает, что остаточные ошибки не являются автокоррелированными.

Для подтверждения гипотезы о случайном характере остатков был проведен тест Льюнга-Бокса. Его результаты свидетельствуют о том, что гипотеза о случайности остатков не отвергается, и ряд остатков не коррелирован.

Среднеквадратическая ошибка построенной модели (RMSE) равна 363870.

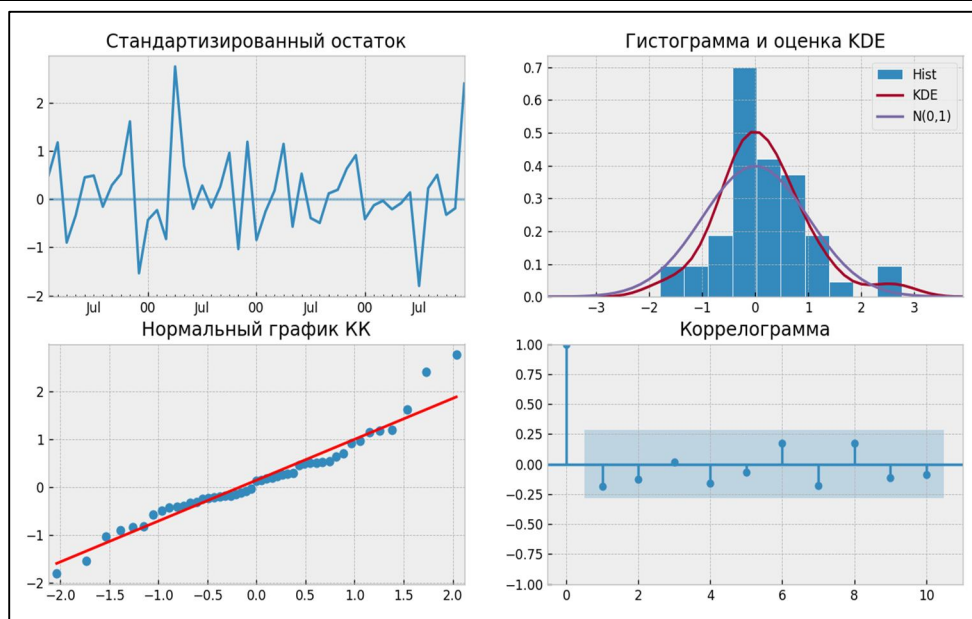


Рис. 7. Количественные оценки ARIMA(3,1,2)

Fig. 7. Quantitative assessments of the ARIMA(3,1,2)

Проблема с простой моделью ARIMA заключается в том, что она не поддерживает сезонность.

Также была построена сезонная модель SARIMAX временного ряда потребления электроэнергии. В результате проведенного сезонного дифференцирования ряда было определен порядок сезонной интеграции $D=1$. Набор параметров p, q, P, Q модели SARIMAX был определен исходя из результатов расчета информационных критериев AIC и SIC(BIC). Дальнейшие исследования показали, что необходимо сделать выбор параметров в пользу модели SARIMAX(3, 1, 2)x(1, 1, 1, 12). Информация по модели SARIMAX(3, 1, 2)x(1, 1, 1, 12) представлена на рис. 8.

Модель SARIMAX(3, 1, 2)x(1, 1, 1, 12) временного ряда потребления электроэнергии населением Львовского района Курской области имеет вид:

$$\begin{aligned} &\Delta\Delta_{12}y_t - 0.021\Delta\Delta_{12}y_{t-1} - 0.5174\Delta\Delta_{12}y_{t-2} - \\ &- 0.3068\Delta\Delta_{12}y_{t-3} + 0.5874\Delta\Delta_{12}y_{t-12} = \\ &= e_t - 0.2346e_{t-1} + 0.6978e_{t-2} - 0.9696e_{t-12}, \quad (6) \end{aligned}$$

где $\Delta\Delta_{12}y_t = \Delta_{12}y_t - \Delta_{12}y_{t-1} = (y_t - y_{t-12}) - (y_{t-1} - y_{t-13})$.

Проведенная оценка построенной модели потребления электроэнергии свидетельствует о том, что в нашей модели все коэффициенты значимые. Остаточный ряд обладает нормальным распределением и незначительной автокорреляцией, что показано на рис. 9. Остаточные ошибки колеблются вокруг среднего значения, равного нулю, и обладают равномерной дисперсией. График плотности распределения остатков подтверждает предположение о нормальном распределении с нулевым средним значением. Отсутствуют значительные отклонения точек от красной линии. Коррелограмма показывает, что остаточные ошибки не являются автокоррелированными.

SARIMAX Results						
Dep. Variable:	VALUE	No. Observations:	48			
Model:	SARIMAX(3, 1, 2)x(1, 1, 1, 12)	Log Likelihood	-472.746			
Date:	Mon, 10 Jun 2022	AIC	961.493			
Time:	07:59:23	BIC	973.936			
Sample:	01-01-2018 - 12-01-2021	HQIC	965.788			
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
ar.L1	-0.0210	0.211	-0.100	0.021	-0.435	0.393
ar.L2	-0.5174	0.241	-2.146	0.032	-0.990	-0.045
ar.L3	-0.3068	0.081	-3.789	0.000	-0.465	-0.148
ma.L1	-0.2346	0.238	-0.984	0.025	-0.702	0.233
ma.L2	0.6978	0.213	3.273	0.001	0.280	1.116
ar.S.L12	0.5874	0.191	3.067	0.002	0.212	0.963
ma.S.L12	-0.9696	0.384	-2.527	0.011	-1.722	-0.218
sigma2	2.873e+10	1.48e-11	1.95e+21	0.000	2.87e+10	2.87e+10
Ljung-Box (L1) (Q):	2.81	Jarque-Bera (JB):	1.56			
Prob(Q):	0.09	Prob(JB):	0.46			
Heteroskedasticity (H):	0.73	Skew:	0.45			
Prob(H) (two-sided):	0.60	Kurtosis:	2.48			

Рис. 8. Информация о модели SARIMAX(3, 1, 2)x(1, 1, 1, 12)

Fig. 8. Information on the SARIMAX(3, 1, 2)x(1, 1, 1, 1, 12)

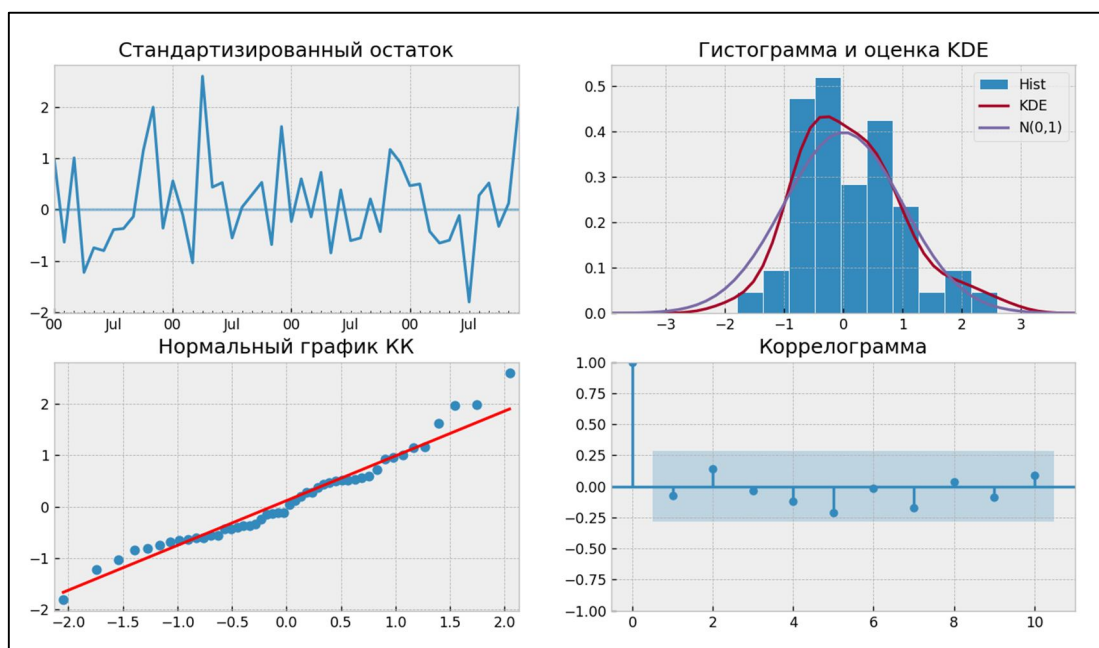


Рис. 9. Количественные оценки SARIMAX(3, 1, 2)x(1, 1, 1, 12)

Fig. 9. Quantitative assessments of the SARIMAX(3, 1, 2)x(1, 1, 1, 1, 12)

Для подтверждения гипотезы о случайном характере остатков был проведен тест Льюнга-Бокса, который свидетельствует о том, что гипотеза о случайности остатков не отвергается, и ряд остатков не коррелирован [12].

Среднеквадратическая ошибка построенной модели (RMSE) составляет 361704.

Прогнозные оценки электропотребления показаны на рис. 10-11.

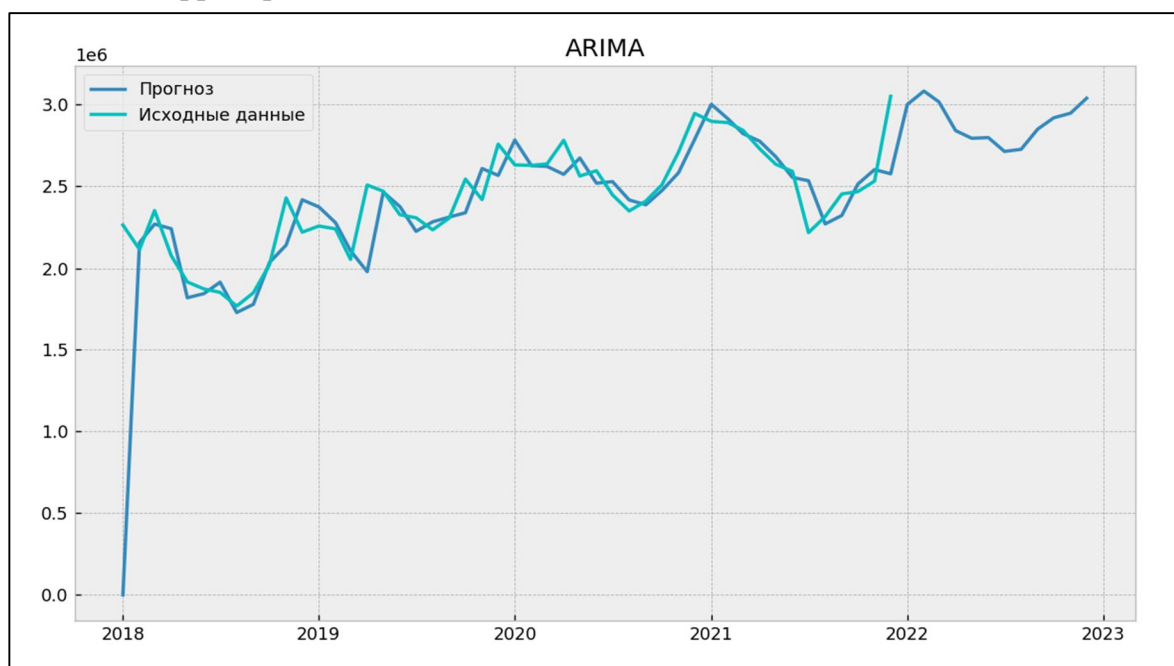


Рис. 10. Модель ARIMA

Fig. 10. ARIMA model

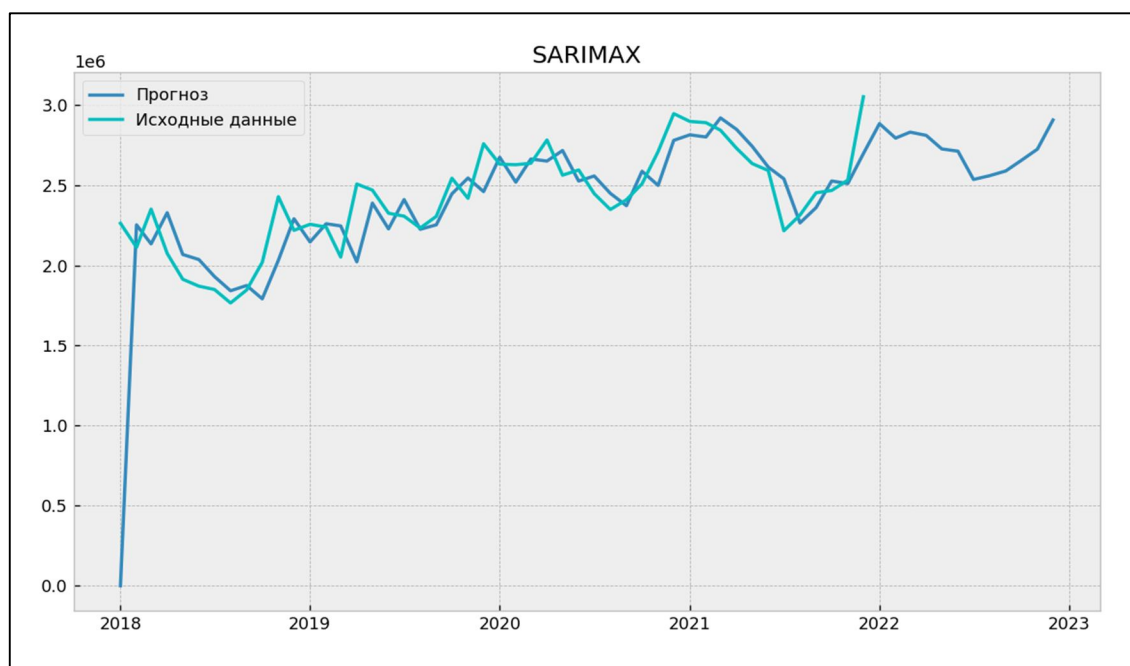


Рис. 11. Модель SARIMAX

Fig. 11. SARIMAX model

Выводы

В завершение исследования можно подчеркнуть, что использование когнитивных методов в сфере энергетики предоставляет значительные перспективы для более точного и адаптивного прогнозирования. Результаты этого исследования подтверждают, что объединение когнитивных и статистических подходов способствует созданию более надежных моделей, способных учитывать сложные взаимодействия и факторы, влияющие на потребление электроэнергии.

Полученные выводы свидетельствуют о том, что применение когнитивного моделирования не только улучшает точность прогнозов, но также предоставляет более глубокое понимание динамики потребления электроэнергии в контексте различных социо-экономических и окружающих условий. Это открывает новые перспективы для более эффек-

тивного управления энергетическими ресурсами, снижения издержек и создания устойчивых стратегий развития энергетического сектора.

Прогнозирование потребления электроэнергии населением области – это сложная и многогранная задача, требующая совмещения различных методов и учета разнообразных факторов. Точные прогнозы позволяют энергетическим компаниям эффективно управлять ресурсами и обеспечивать стабильное энергоснабжение, что важно для устойчивого развития общества в целом.

Таким образом, результаты данного исследования могут служить основой для дальнейших теоретических и практических разработок в области энергетического управления, способствуя повышению эффективности использования электроэнергии и обеспечению устойчивого развития энергетической инфраструктуры.

Список литературы

1. Кирпичникова И. М., Саплин Л. А., Соломахо К. Л. Прогнозирование объемов потребления электроэнергии // Вестник Южно-Уральского государственного университета. 2014. №14(2). С. 16–22.
2. Большов Л. А., Каневский М. Ф., Савельева Е. А. Прогнозирование электропотребления: современные подходы и пример исследования // Изв. РАН. Энергетика. 2004. № 6. С. 25–35.
3. Харитонов А. Ю. Обзор современных систем учета и анализа потребления ресурсов и энергии // Информатика и кибернетика. 2015. №1. С. 21–26.
4. Метод построения нечеткой когнитивной карты конкурентоспособности машиностроительного предприятия / И. А. Буйневич, Ю. А. Криушина, Ю. А. Халин, А. И. Катыхин, Е. А. Криушин // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2023;13(3):146-163. <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2023-13-3-146-163>.

5. Сизов А. С., Халин Ю. А., Цепов А. Ю. Обработка данных на основе owa-оператора и ДСМ-метода для оценки риска инвестирования малого инновационного предприятия // Телекоммуникации. 2014. № 12. С. 42-45.
6. Федулов А. С. Нечеткие реляционные когнитивные карты // Известия РАН. Теория и системы управления. 2005. №1. С.120-132.
7. Ягер Р. Р. Множества уровня для оценки принадлежности нечетких подмножеств // Нечеткие множества и теория возможностей. Последние достижения. М.: Радио и связь, 1986. С. 71-78.
8. Бутов А. Л., Сизов А. С., Халин Ю. А. Подход к объединению фактов в информационно-аналитических системах // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2013. Т. 11. № 2. С. 17-23.
9. Васильев В. И., Ильясов Б. Г. Интеллектуальные системы управления. Теория и практика. М.: Радиотехника, 2009. 392 с.
10. Кузьбожев Э. Н., Можейко А. Г., Халин Ю. А. Управление инновационными процессами на основе интеллектуальных информационных технологий // Известия Юго-Западного государственного университета. 2011. № 6-2 (39). С. 83-86.
11. Лисицин Л. А., Халин Ю. А., Лисицин А. Л. Системы поддержки принятия управленческих решений в условиях неполной информации // Известия Юго-Западного государственного университета. 2012. № 4-2 (43). С. 95-99.
12. Евсеева А. В., Никологорская Е. Л. Некоторые приложения нового метода прогнозирования, основанного на анализе временных рядов // Вестник ИГЭУ. 2011. №5. С. 60–63.
13. Крыштановский А. Методы анализа временных рядов // Мониторинг. Наука и технологии. 2000. №2. С. 41–49.
14. Халин Ю. А. Подход к прогнозированию состояний конкурирующих предприятий на основе ДСМ – метода автоматического порождения гипотез // Естественные и технические науки. 2011. № 6 (56). С. 521-522.
15. Халин Ю. А., Сизов А. С., Игнатенко А. Н. Нечётко-множественная модель многокритериальной оценки конкурентоспособности предприятия // Известия Юго-Западного государственного университета. 2011. № 5-1 (38). С. 53-57.
16. Сизов А. С., Катыхин А. И., Смирнов М. Н. Модель представления знаний в игровой автоматизированной обучающей системе // Распознавание – 2008: материалы докладов IX Междунар. конф. Курск, 2008. С. 310-312.
17. Модели представления и обработки знаний в информационно-аналитических системах / В. П. Добрица, Е. А. Титенко, Ю. А. Халин, А. И. Катыхин. Курск, 2023. 172 с.
18. Робертс Ф. С. Дискретные математические модели с приложениями к социальным, биологическим и экологическим задачам: [пер. с англ.]. М.: Наука, 1986. 496 с.

19. Силов В. Б. Принятие стратегических решений в нечеткой обстановке. М.: ИНПРО-РЕС, 1995. 228 с.

20. Когнитивное моделирование информационного обеспечения игрового автоматизированного обучения / Ю.А. Халин, А.И. Катыхин, С.А. Зинкин, А.А. Шилин // Известия Юго-Западного государственного университета. 2022; 26(4): 117-131. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2022-26-4-117-131>.

References

1. Kirpichnikova I. M., Saplin L. A., Solomakho K. L. Prognozirovanie ob'emov potrebleniya elektroenergii [Forecasting volumes of electricity consumption]. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta = Bulletin of the South Ural State University*, 2014, no. 14(2), pp. 16-22.

2. Bolshov L. A., Kanevskiy M. F., Savelyeva E. A. Prognozirovanie elektro-potrebleniya: sovremennye podkhody i primer issledovaniya [Electricity consumption forecasting: modern approaches and research example]. *Izv. RAN. Energetika = Izv. RAS. Energetics*, 2004, no.6, pp. 25-35.

3. Kharitonov A. Yu. Obzor sovremennykh sistem ucheta i analiza potrebleniya resursov i energii [Review of the modern systems of accounting and analysis of the resources and energy consumption]. *Informatika i kibernetika = Computer Science and Cybernetics*, 2015, no.1, pp. 21-26.

4. Buinevich I.A., Kriushina Y.A., Khalin Y.A., Katykhin A.I., Kriushin E.A. Method of Construction of a Fuzzy Cognitive Map of the Competitiveness of a Machine-Building Enterprise. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computing Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*. 2023;13(3):146-163. (In Russ.) <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2023-13-3-146-163>.

5. Sizov A. S., Khalin Yu. A., Tsepov A. Yu. Obrabotka dannykh na osnove owa-operatora i DSM-metoda dlya otsenki riska investirovaniya malogo innovatsionno-go predpriyatiya [Data processing based on owa-operator and DSM-method to assess the risk of investing a small innovative enterprise]. *Telekommunikatsii = Telecommunications*, 2014, no. 12, pp. 42-45.

6. Fedulov A. S. Nechetkie relyatsionnye kognitivnye karty [Fuzzy relational cognitive maps]. *Izvestiya RAN. Teoriya i sistemy upravleniya = Preceeding RAN.Theory and Control Systems*, 2005, no. 1, pp. 1208-132.

7. Jaeger P. P. [Level sets for estimation of belongingness of fuzzy subsets]. *Nechetkie mnozhestva i teoriya vozmozhnostei. Poslednie dostizheniya* [Fuzzy sets and possibility theory. Recent achievements]. Moscow, Radio and Communication Publ., 1986, pp. 71-78 (In Russ.).
8. Butov A. L., Sizov A. S., Khalin Yu. A. Podkhod k ob"edineniyu faktov v informatsionno-analiticheskikh sistemakh [Approach to the integration of facts in information-analytical systems]. *Informatsionno-izmeritel'nye i upravlyayushchie sistemy = Information-Measuring and Control Systems*, 2013, vol. 11, no. 2, pp. 17-23.
9. Vasiliev V. I., Ilyasov B. G. *Intellectual'nye sistemy upravleniya. Teoriya i praktika* [Intellectual control systems. Theory and practice]. Moscow, Radiotekhnika Publ., 2009. 392 p.
10. Kuzbozhev E. N., Mozheiko A. G., Khalin Yu. G. G., Khalin Y. A. Upravlenie innovatsionnymi protsessami na osnove intellektual'nykh informatsionnykh tekhnologii [Management of innovation processes on the basis of intelligent information technologies]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*, 2011, no. 6-2 (39), pp. 83-86.
11. Lisitsin L. A., Khalin Yu. A., Lisitsin A. L. Sistemy podderzhki prinyatiya upravlencheskikh reshenii v usloviyakh nepolnoi informatsii [Support systems for management decision-making in the conditions of incomplete information]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*, 2012, no. 4-2 (43), pp. 95-99.
12. Evseeva A. V., Nikologorskaya E. L. Nekotorye prilozheniya novogo metoda prognozirovaniya, osnovannogo na analize vremennykh ryadov [Some applications of the new forecasting method based on the time series analysis]. *Vestnik of IGEU*, 2011, no.5, pp. 60-63.
13. Kryshtanovsky A. Metody analiza vremennykh ryadov [Methods of analysing time series]. *Monitoring. Nauka i tekhnologii = Monitoring. Science and Technologies*, 2000, no.2, pp. 41-49.
14. Khalin Yu. A. Podkhod k prognozirovaniyu sostoyanii konkuriruyushchikh predpriyatii na osnove DSM – metoda avtomaticheskogo porozhdeniya gipotez [Approach to forecasting the states of competing enterprises on the basis of DSM - method of automatic generation of hypotheses]. *Estestvennye i tekhnicheskie nauki = Natural and Technical Sciences*, 2011, no. 6 (56), pp. 521-522.
15. Khalin Yu. A., Sizov A. S., Ignatenko A. N. Nechetko-mnozhestvennaya model' mnogokriterial'noi otsenki konkurentosposobnosti predpriyatiya [Fuzzy-multiple model of multi-criteria assessment of enterprise competitiveness]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*, 2011, no. 5-1 (38), pp. 53-57.
16. Sizov A. S.; Katykhin A. A., Smirnov M. N. [Model of knowledge representation in the game automated training system]. *Raspoznavanie-2008. Materialy dokladov IX Mezhdunar. konferencii* [Recognition-2008. Proceedings of IX Intern. Conf.]. Kursk, 2008, pp. 310-312 (In Russ.).

17. Dobritsa V. P., Titenko E. A., Khalin Y. A., Katykhin A. I. *Modeli predstavleniya i obrabotki znaniy v informatsionno-analiticheskikh sistemakh* [Models of knowledge representation and processing in information-analytical systems]. Kursk, 2023. 172 p.
18. Roberts F. S. *Diskretnye matematicheskie modeli s prilozheniyami k sotsial'nyim, biologicheskim i ekologicheskim zadacham* [Discrete Mathematical Models with Applications to Social, Biological and Ecological Problems]. Moscow, Nauka Publ., 1986. 496 p.
19. Silov V. B. *Prinyatie strategicheskikh reshenii v nechetkoi obstanovke* [Strategic decision-making in a fuzzy environment]. Moscow, INPRO-RES Publ., 1995. 228 p.
20. Khalin Y. A., Katykhin A. I., Zinkin S. A., Shilin A. A. Cognitive Modeling of Information Support for Game-Based Automated Learning. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2022; 26(4): 117-131 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2022-26-4-117-131>.

Информация об авторах / Information about the Authors

Какурина Анастасия Валерьевна, преподаватель кафедры программной инженерии, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: lonecine@rambler.ru

Anastasia V. Kakurina, Lecturer, Software Engineering Department, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: lonecine@rambler.ru

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 the 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 the Software Engineering Department, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: yur-khalin@yandex.ru