

5. O sovershenstvovanii tekhnologii podgotovki semian zernovykh pered posevom v usloviakh aridizatsii klimata / A. V. Kasianenko, I. N. Krasnov, I. A. Kravchenko, T. N. Tolstoukhova // Izvestiia vysshikh uchebnykh zavedenii. Severo-Kavkazskii region. Seria: Estestvennye nauki. – 2017. – No. 4-1 (196-1). – S. 70-74.

6. Imran, M., Mahmood, A., Römheld, V., Neumann, G. (2013). Nutrient seed priming improves seedling development of maize exposed to low root zone temperatures during early growth. *European Journal of Agronomy*. 49. 141–148. DOI: 10.1016/j.eja.2013.04.001.

7. Blunk, S., Heer, M., Malik, A., et al. (2018). Seed priming enhances early growth and improves area of soil exploration by roots. *Environmental and Experimental Botany*. 158. DOI: 10.1016/j.envexpbot.2018.11.003.

8. Paparella, S., Araújo, S. S., Rossi, G., et al. (2015). Seed priming: state of the art and new perspectives. *Plant Cell Reports*, 34 (8), 1281–1293. <https://doi.org/10.1007/s00299-015-1784-y>.

9. Kiian, N. G. Pokazateli prorastaniia semian iachmenia i ikh izmenchivost v zavisimosti ot predposevnoi obrabotki biologicheskimi preparatami / N. G. Kiian, S. V. Zharkova // Vestnik Altaiskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2023. – No. 5 (223). – S. 41-46. – DOI 10.53083/1996-4277-2023-223-5-41-46.

10. Zharkova, S. V. Vliianie predposevnoi obrabotki biologicheskimi preparatami semian fasoli obyknovnoi na ikh posevnye kachestva / S. V. Zharkova, A. S. Filipova // Ovoshchi Rossii. – 2023. – No. 2. – S. 82-90. – DOI 10.18619/2072-9146-2023-2-82-90.

11. Nechaeva, A. V. Vliianie primeneniia biologicheskikh preparatov na formirovanie kachestvennykh pokazatelei zerna iarovoi pshenitsy / A. V. Nechaeva, S. V. Zharkova // Ovoshchi Rossii. – 2023. – No. 3. – S. 93-97. – DOI 10.18619/2072-9146-2023-3-93-97.

12. Kubeev E.I., Smelik V.A. Tekhnologii i tekhnicheskie sredstva po predposevnoi obrabotke sem-

ian selskokhoziaistvennykh kultur. – Sankt-Peterburg: SPbGAU, 2011. – 209 s.

13. Kubeev E., Smelik V. (2020). Device and Method of Formation of Porous Nutritional Coating on Seeds. *E3S Web Conf.* 210 03006. DOI: 10.1051/e3sconf/202021003006

14. Patent No. 2638978 C Rossiiskaia Federatsiia, MPK B01F 7/08. Smesitel: No. 2016105025: zaiavl. 15.02.2016: opubl. 19.12.2017 / P. A. Savinykh, A. V. Aleshkin, V. A. Kazakov [i dr.]; zaiavitel Federalnoe gosudarstvennoe biudzhethnoe nauchnoe uchrezhdenie "Zonalnyi nauchno-issledovatel'skii institut selskogo khoziaistva Severo-Vostoka imeni N.V. Rudnitskogo".

15. Vliianie vlazhnosti zernovogo materiala na protsess dozirovaniia / D. N. Pirozhkov, S. A. Sorokin, N. V. Koniaev, Iu. V. Nazarenko // Vestnik Kurskoi gosudarstvennoi selskokhoziaistvennoi akademii. – 2018. – No. 9. – S. 209-214. – EDN VQQWMK.

16. Liashcheva, L. V. Vliianie vysushivaniia namochennykh i proroshkhikh semian v vode i v regulatorakh rosta na posevnye kachestva i urozhainost morkovi / L. V. Liashcheva // Sibirskii vestnik selskokhoziaistvennoi nauki. – 2007. – No. 9 (177). – S. 35-40.

17. Sovershenstvovanie protsessov naruzhnoi su-shki nasyshchennykh vodoi semian i naneseniia na nikh vlagozashchitnogo pokrytiia / I. N. Krasnov, A. V. Kasianenko, Iu. I. Arishin [i dr.] // Vestnik agrarnoi nauki Dona. – 2022. – T. 15, No. 2 (58). – S. 54-62. – DOI 10.55618/20756704\_2022\_15\_2\_54-62.

18. Kipriianov, F. A. Vliianie praiminga semian na vskhody selskokhoziaistvennykh kultur / F. A. Kipriianov, P. A. Savinykh, I. A. Ustiuzhanin // Vestnik APK Verkhnevolzhia. – 2022. – No. 1 (57). – S. 5-10. – DOI 10.35694/YARCX.2022.57.1.001.

19. Kipriianov, F. A. Vyivlenie osobennostei predposevnogo uvlazhneniia semian kukuruzy / F. A. Kipriianov, P. A. Savinykh // Vestnik APK Verkhnevolzhia. – 2022. – No. 4 (60). – S. 61-67. – DOI 10.35694/YARCX.2022.60.4.007.



УДК 004.896

DOI: 10.53083/1996-4277-2023-230-12-95-99

С.О. Хомутов, Н.А. Серебряков

S.O. Khomutov, N.A. Serebryakov

## НЕЙРОСЕТЕВОЙ АЛГОРИТМ КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ СЕЛЬХОЗПРОИЗВОДИТЕЛЕЙ

### NEURAL NETWORK ALGORITHM FOR SHORT-TERM FORECASTING OF ELECTRICITY CONSUMPTION OF AGRICULTURAL PRODUCERS

**Ключевые слова:** прогнозирование потребления электроэнергии, суточный график электрической нагрузки, нейросетевой алгоритм, временной ряд, гарантирующий поставщик электроэнергии, оптовый рынок электроэнергии и мощности, факторы, обучающая выборка, рынок на сутки вперед, случайные воздействия.

**Keywords:** forecasting of electricity consumption, daily electrical load schedule, neural network algorithm, time series, guaranteeing electricity supplier, wholesale electricity and capacity market, factors, training sample, day-ahead market, random influences.

В условиях рыночной электроэнергетики проблема краткосрочного прогнозирования почасового потребления электроэнергии становится в разы актуальнее. Покупка электроэнергии гарантирующими поставщиками на оптовом рынке электроэнергии и мощности предполагает прогнозирование собственного почасового потребления электроэнергии на следующие сутки по всем группам точек поставки электроэнергии. От точности данного прогноза зависят как финансовые результаты самого гарантирующего поставщика, так и цена на электроэнергию для конечных потребителей. Временной ряд почасового потребления электроэнергии группы точек поставки гарантирующего поставщика, включающей сельхозпроизводителей, является многофакторной функциональной зависимостью. Краткосрочное прогнозирование данного временного ряда является сложной, малоформализуемой задачей. В настоящее время при решении практических задач прогнозирования электрических нагрузок предпочтение отдают методам, основанным на глубоких сетях свертки, рекуррентных нейросетях, а также на ансамблях, состоящих из нескольких нейросетей. Наиболее распространённым способом получения итогового выходного сигнала является блок усреднения по ансамблю. Освещается проблема повышения точности краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии электротехнического комплекса районных электрических сетей с помощью инструментов глубокого машинного обучения. Исследована эффективность применения адаптивного алгоритма обучения глубоких нейронных сетей при краткосрочном прогнозировании электропотребления данного электротехнического комплекса. Рассмотрены вопросы, связанные с применением сверточных и рекуррентных нейронных сетей для решения задачи прогнозирования электрических нагрузок. Произведен сравнительный анализ точности краткосрочного прогноза потребления электроэнергии ГТП

ГП, включающей крупных сельхозпроизводителей, полученного с помощью ансамблевого нейросетевого метода и одиночных нейронных сетей.

Under the conditions of a market electric power industry, the problem of short-term forecasting of hourly electricity consumption becomes by much urgent. The purchase of electricity by guaranteeing suppliers on the wholesale electricity and capacity market involves forecasting their hourly electricity consumption for the next day for all groups of electricity supply points. Both the financial results of the guaranteeing supplier and the price of electricity for the end consumers depend on the accuracy of this forecast. The time series of hourly electricity consumption of a group of delivery points of a guarantee supplier, including agricultural producers, is a multifactorial functional dependence. Short-term forecasting of a given time series is a complex, poorly formalized task. Currently, when solving practical problems of predicting electrical loads, preference is given to methods based on deep convolution networks, recurrent neural networks, as well as ensembles consisting of several neural networks. The most common way to obtain the final output signal is an ensemble averaging block. This paper discusses the problem of increasing the accuracy of short-term forecasting of electricity consumption of the electrical complex of regional electrical networks using deep machine learning tools. The effectiveness of using an adaptive algorithm for training deep neural networks in short-term forecasting of power consumption of a given electrical complex was studied. The issues related to the use of convolutional and recurrent neural networks to solve the problem of predicting electrical loads are investigated. A comparative analysis of the accuracy of the short-term forecast of electricity consumption of gas-turbine gas production units, including large agricultural producers, obtained using the ensemble neural network method and single neural networks was made.

**Хомутов Станислав Олегович**, д.т.н., профессор, ФГБОУ ВО «Алтайский государственный технический университет имени И.И. Ползунова», г. Барнаул, Российская Федерация, e-mail: homutov.so@yandex.ru.

**Серебряков Николай Александрович**, к.т.н., доцент, Алтайский государственный технический университет им. И.И. Ползунова, г. Барнаул, Российская Федерация, e-mail: na\_serebryakov@altke.ru.

**Khomutov Stanislav Olegovich**, Dr. Tech. Sci., Prof., Polzunov Altai State Technical University, Barnaul, Russian Federation, e-mail: homutov.so@yandex.ru.

**Serebryakov Nikolay Aleksandrovich**, Cand. Tech. Sci., Assoc. Prof., Polzunov Altai State Technical University, Barnaul, Russian Federation, e-mail: na\_serebryakov@altke.ru.

### Введение

Проблеме формализации прогноза электрических нагрузок (ЭН) с применением статистических инструментов и искусственного интеллекта посвящено огромное количество научных работ. Исследования по тематике моделирования электрических нагрузок представлены ниже.

Ribeiro и др. разработали модель краткосрочного и оперативного прогнозирования почасовой ЭН складских помещений на основе глубоких искусственных многослойных нейросетей (ИМНС) [1]. Р.Н. Хамитов с соавторами разработали адаптивную модель краткосрочного прогноза ЭН автономных энергосистем малых северных поселений [2]. С. Гужов разработал модель предиктивного анализа процессов энергопотребления зданий типовой за-

стройки г. Москвы [3]. Rahmana и др. разработали алгоритм прогноза ЭН жилых и коммерческих зданий, в основе которого лежит глубокая ИМНС с обратными связями рекуррентного характера [4]. Несмотря на огромное множество разработанных методов и средств составления краткосрочного прогноза ЭН, невозможно выделить универсального метода. В связи с этим актуальной задачей является разработка алгоритма для краткосрочного прогнозирования электропотребления групп точек поставки, включающих сельхозпроизводителей (ГТП СП).

**Целью** исследования является разработка нейросетевого алгоритма краткосрочного прогнозирования ГТП ГП, включающего крупных сельхозпроизводителей.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- выработать набор требований к алгоритму краткосрочного прогноза почасовой ЭН ГТП СП;
- разработать алгоритм краткосрочного прогноза почасовой ЭН ГТП СП на основе инструментов глубоких ИМНС;
- произвести описание разработанного алгоритма.

**Требования к алгоритму краткосрочного прогноза почасовой электрической нагрузки групп точек поставки сельхозпроизводителей.** Анализируя специфику работы в условиях рынков электроэнергии и мощности и, в частности, гарантирующих поставщиков, а также современные источники, посвященные проблеме формализации процесса краткосрочного прогноза ЭН, возможно предложить к использованию нижеприведенные требования, предъявляемые к методу и алгоритму краткосрочного прогноза почасовой ЭН ГТП СП:

1. Точность прогноза. Самый значимый критерий прогнозной модели и алгоритма. В условиях энергорынка для минимизации финансовых потерь при закупке электроэнергии погрешность прогноза должна составлять не более 2%.

2. Возможность учета при составлении прогноза факторов различной природы, в том числе факторов, влияющих исключительно на ЭН ГТП СП.

3. Скорость составления прогноза. В ходе ранее проведенных исследований выяснено, что время составления прогноза по одной ГТП СП не должно превышать 10 мин. [5].

4. Возможность поиска и заполнения ошибочных и пропущенных данных.

5. Удобство в эксплуатации.

6. Возможность составления прогноза на разные временные интервалы.

7. Способность к адаптации прогнозной модели при поступлении новых данных.

**Алгоритм краткосрочного прогнозирования почасового электропотребления группы точек поставки гарантирующего поставщика.** В ходе проведения исследования был разработан алгоритм краткосрочного прогноза почасовой ЭН ГТП СП с помощью инструментов глубоких ИМНС и машинного обучения [5, 6]. Блок-схема алгоритма составления прогноза почасовой ЭН ГТП СП представлена на рисунке.

Описание алгоритма составления краткосрочного прогноза почасовой ЭН ГТП СП:

Начало

Шаг I. Подгрузка и нормализация данных подвыборок для тренировки  $X$  и тестирования  $X^{мест}$  ИМНС.

Шаг II. Определение размерности входного вектора и форматирование массива данных в соответствии с размерностью сенсорного слоя ИМНС. Иными словами, происходит пересортировка входного

массива данных к необходимому виду. Также на этом шаге алгоритма формируется желаемый отклик ИМНС нейросети  $Y_{жел}$ .

Шаг III. Инициализация синаптических связей  $w$  и порогов активации  $b$  ИМНС по нормальному закону распределения с параметрами  $M=0$  и  $\sigma = 0,5$ .

Шаг IV. Подача на вход ИМНС данных выборки  $X$ .

Шаг V. Формирование выходного сигнала ИМНС  $Y$  на каждый тренировочный пример из выборки  $X$  и расчет ошибки прогноза по текущей эпохе обучения  $e_i = Y_{жел} - Y$ .

Шаг VI. Оптимизация синаптических связей  $w$  и порогов активации  $b$  посредством метода адаптивной инерции ADAM на основе дельта-правила обратного распространения ошибки  $w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n)$ , в результате чего оптимизированные свободные параметры ИМНС должны обеспечить уменьшение абсолютного значения функции ошибки  $J$ .

Шаг VII. Подача на вход ИМНС данных выборки  $X^{мест}$ .

Шаг VIII. Формирование выходного сигнала ИМНС данных выборки  $Y^{тест}$  на каждый тестовый пример из выборки  $X^{мест}$  и расчет ошибки прогноза по текущей эпохе обучения  $e_i^{тест} = Y_{жел}^{тест} - Y^{тест}$ .

Шаг IX. Расчет суммы изменений средней ошибки прогноза почасовой ЭН ГТП СП на тестировочных данных  $\Delta e_i^{тест}$  за три предшествующие итерации обучения.

Шаг X. Сравнение суммы  $\sum_{k=i-2}^i \Delta e_k^{тест}$  с пороговым значением ( $\Delta e = 0,15\%$ ). При условии выполнения минимального снижения ошибки цикл тренировки ИМНС продолжается и алгоритм составления краткосрочного прогноза почасовой ЭН ГТП СП возвращается к шагу IV. Иначе, алгоритм тренировки ИМНС останавливается.

Шаг XI. Сравнение погрешности прогноза почасовой ЭН ГТП СП на тестовых данных  $e_i^{тест}$  с максимально допустимой погрешностью прогноза  $e_{тр.макс} = 2\%$ . При условии выполнения критерия требуемой точности прогноза почасовой ЭН ГТП СП алгоритм переходит шаг XII. Иначе, алгоритм возвращается к шагу III.

Шаг XII. Сохранение конфигурации ИМНС, которая обеспечивает требуемую точность прогноза почасовой ЭН ГТП СП  $e_{тр.макс} < 2\%$ .

Шаг XIII. Подача на вход ИМНС прогнозных данных  $X^{прог}$ .

Шаг XIV. Формирование отклика ИНС  $Y^{прог}$  на прогнозные данные, представляющего из себя стол-

бец прогнозных нормализованных величин почасовой ЭН ГТП СП.

Шаг XV. Обратное масштабирование нормализованных величин почасовой ЭН ГТП СП.

Шаг XVI. Корректировка прогноза почасовой ЭН ГТП СП на величину недопоставки, связанной с от-

ключением и питающих электросетей напряжением 6 кВ и более.

Конец

Программно-аппаратная реализация алгоритма составления краткосрочного прогноза почасовой ЭН ГТП СП осуществлена в библиотеке Keras [7] на языке программирования Python.

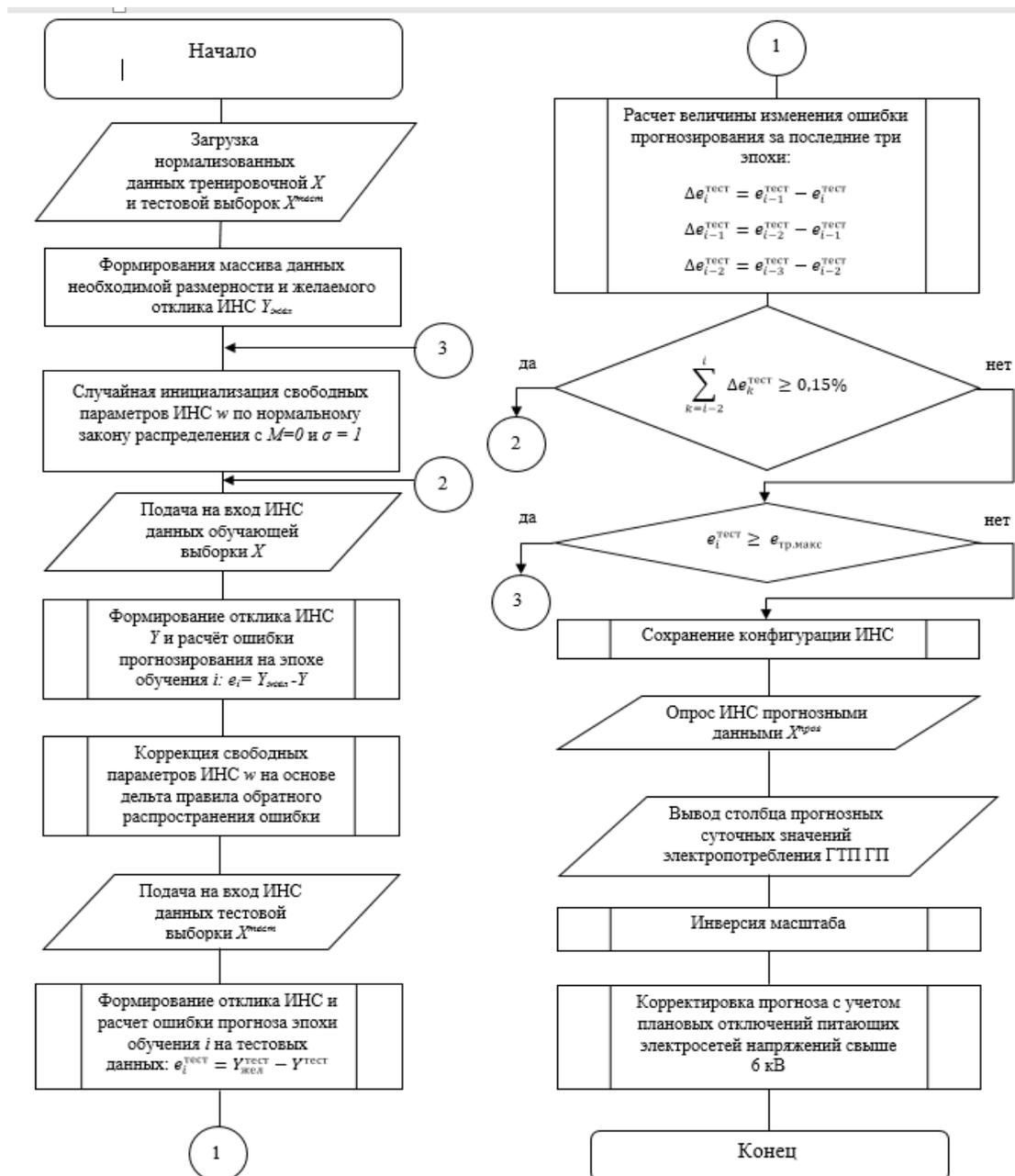


Рис. Блок-схема алгоритма составления прогноза почасовой ЭН ГТП СП

### Заключение

В ходе данного исследования были предложены требования, предъявляемые к методу и алгоритму краткосрочного прогноза почасовой электрической нагрузки группы точек поставки сельхозпроизводителей. На основании выработанных требований разработан и описан алгоритм составления краткосрочного прогноза почасовой электрической нагрузки

групп точек поставки, включающих крупных сельхозпроизводителей с использованием инструментария глубоких многослойных нейронных сетей.

### Библиографический список

1. Ribeiro, A., Carmo, P., Endo, P., et al. (2022). Short-and Very Short-Term Firm-Level Load Forecasting for Warehouses: A Comparison of Machine Learning

and Deep Learning Models. *Energies*. 15. DOI: 10.3390/en15030750.

2. Адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии автономными энергосистемами малых северных поселений на основе методов корреляционного анализа / Ю. Н. Исаев, О. В. Архипова, В. З. Ковалев, Р. Н. Хамитов. – DOI 10.18799/24131830/2023/2/4076. – Текст: непосредственный // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2023. – Т. 334, № 2. – С. 224-239.

3. Гужов, С. Применение моделей предиктивно-по анализа процессов энергопотребления на примере зданий типовой застройки Москвы / С. Гужов. – DOI 10.46920/2409-5516\_2023\_3181\_52. – Текст: непосредственный // Энергетическая политика. – 2023. – № 3 (181). – С. 52-61.

4. Rahman, A., Srikumar, V., Smith, A.. (2018). Predicting electricity consumption for commercial and residential buildings using deep recurrent neural networks. *Applied Energy*. 212. 372-385. DOI: 10.1016/j.apenergy.2017.12.051.

5. Серебряков, Н. А. Разработка метода и нейросетевого алгоритма краткосрочного прогнозирования почасового электропотребления гарантирующего поставщика: специальность 05.13.01 «Системный анализ, управление и обработка информации (по отраслям)»: диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук / Серебряков Николай Александрович. – Барнаул, 2021. – 169 с. – Текст: непосредственный.

6. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021616729 Российская Федерация. Программа краткосрочного прогнозирования почасового электропотребления «Прогноз ГТП ГП»: № 2021612610: заявл. 02.03.2021: опубл. 26.04.2021 / Н. А. Серебряков; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Алтайский государственный технический университет им. И.И. Ползунова». – Текст: непосредственный.

7. Yurshin, V. G., Stanovov, V. V. (2023). Artificial Neural Network Architecture Tuning Algorithm. In P. Stanimorovic, A. A. Stupina, E. Semenkin, I. V. Kovalev (Eds.), *Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems*, vol 1. *European Proceedings of Computers and Technology* (pp. 241-248). European Publisher. <https://doi.org/10.15405/epct.23021.29>.

## References

1. Ribeiro, A., Carmo, P., Endo, P., et al. (2022). Short-and Very Short-Term Firm-Level Load Forecasting for Warehouses: A Comparison of Machine Learning and Deep Learning Models. *Energies*. 15. DOI: 10.3390/en15030750.

2. Adaptivnoe kratkosrochnoe prognozirovanie potrebleniia elektroenergii avtonomnymi energosistemami malyykh severnykh poselenii na osnove metodov korrelyatsionnogo analiza / Iu. N. Isaev, O. V. Arkhipova, V. Z. Kovalev, R. N. Khamitov // Izvestiia Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov. – 2023. – Т. 334, No. 2. – С. 224-239. – DOI 10.18799/24131830/2023/2/4076.

3. Guzhov, S. Primenenie modelei prediktivnogo analiza protsessov energopotrebleniia na primere zdanii tipovoi zastroiki Moskvy / S. Guzhov // Energeticheskaia politika. – 2023. – No. 3 (181). – С. 52-61. – DOI 10.46920/2409-5516\_2023\_3181\_52.

4. Rahman, A., Srikumar, V., Smith, A.. (2018). Predicting electricity consumption for commercial and residential buildings using deep recurrent neural networks. *Applied Energy*. 212. 372-385. DOI: 10.1016/j.apenergy.2017.12.051.

5. Serebriakov, N. A. Razrabotka metoda i neirosetevogo algoritma kratkosrochnogo prognozirovaniia pochasovogo elektropotrebleniia garantiruiushchego postavshchika: spetsialnost 05.13.01 "Sistemnyi analiz, upravlenie i obrabotka informatsii (po otrasliam)": dissertatsiia na soiskanie uchenoi stepeni kandidata tekhnicheskikh nauk / Serebriakov Nikolai Aleksandrovich, 2021. – 169 s.

6. Svidetelstvo o gosudarstvennoi registratsii programmy dlia EVM No. 2021616729 Rossiiskaia Federatsiia. Programma kratkosrochnogo prognozirovaniia pochasovogo elektropotrebleniia "Prognoz GTP GP": No. 2021612610: zaiavl. 02.03.2021: opubl. 26.04.2021 / N. A. Serebriakov; zaiavitel federalnoe gosudarstvennoe biudzhethnoe obrazovatelnoe uchrezhdenie vysshego obrazovaniia «Altaiskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet im. I.I. Polzunova».

7. Yurshin, V. G., Stanovov, V. V. (2023). Artificial Neural Network Architecture Tuning Algorithm. In P. Stanimorovic, A. A. Stupina, E. Semenkin, I. V. Kovalev (Eds.), *Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems*, vol 1. *European Proceedings of Computers and Technology* (pp. 241-248). European Publisher. <https://doi.org/10.15405/epct.23021.29>.

