

ИНФОРМАТИКА,
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА
И УПРАВЛЕНИЕ

INFORMATICS,
COMPUTER ENGINEERING
AND CONTROL

УДК 004.032.26:620.91

DOI: 10.17212/1814-1196-2020-4-145-158

Нейросетевая модель для краткосрочного прогнозирования выработки электрической энергии солнечными электростанциями*

Д.А. ТЮНЬКОВ^a, А.С. ГРИЦАЙ^b, А.С. САПИЛОВА^c,
А.В. БЛОХИН^d, В.С. РОДИОНОВ^e, В.И. ПОТАПОВ^f

644050, РФ, г. Омск, пр. Мира, 11, Омский государственный технический университет

^a dmitry.tyunkov@gmail.com ^b aleksandr.gritsay@gmail.com ^c alinka.s97@mail.ru
^d sasha_bloh@mail.ru ^e rv991999@mail.ru ^f ivt@omgtu.ru

В наши дни потребление энергии в мире растет и становится актуальным решение задачи по замене традиционных источников на альтернативные. Решение данной задачи невозможно без предварительного анализа данных и дальнейшего прогнозирования выработки энергии альтернативными источниками. Однако использование альтернативных источников энергии в условиях оптового рынка электроэнергии и мощности, действующего в настоящее время на территории Российской Федерации, невозможно без применения краткосрочных прогностических моделей «на сутки вперед». В настоящей статье авторами проведен краткий анализ существующих методов краткосрочного прогнозирования, которые применяются при построении прогнозов выработки электроэнергии солнечными электростанциями. В настоящее время существует уже довольно большое количество прогностических моделей, построенных в рамках каждого из выделенных методов краткосрочного прогнозирования, и все они отличаются своими особенностями. Поэтому с целью выделения наиболее перспективного для дальнейшего использования и развития метода краткосрочного прогнозирования авторами была использована ранее разработанная классификация. В ходе исследования была проведена первоначальная обработка исходных данных, полученных от существующих солнечных электростанций при помощи спектрального анализа. Далее для построения прогностической модели был проведен корреляционный анализ исходных данных, который показал отсутствие линейной зависимости между компонентами в ретроспективных данных. Авторами, основываясь на показаниях корреляционного анализа, было принято решение о подборе параметров для целей построения прогностической модели эмпирическим путем. В результате проведенного исследования была предложена математическая модель, основанная на искусственной нейронной сети, и сформирована обучающая выборка к ней. Кроме того, была определена архитектура искусственной нейронной сети, результатом работы которой является краткосрочный прогноз выработки электрической энергии в режиме «на сутки вперед» и выполнены расчеты по получению численных значений прогноза. Из результатов исследования следует, что разработанная про-

* Статья получена 17 июля 2020 г.

гностическая модель на прогнозируемом интервале имеет среднюю абсолютную ошибку примерно 13,5 МВт. Однако на некоторых интервалах пиковые расхождения могут достигать до 200 МВт. Среднеквадратическая ошибка модели равна 27,8 МВт.

Ключевые слова: анализ данных, авторегрессионная модель, спектральный анализ, прогнозирование, нейронная сеть, альтернативная энергетика, возобновляемые источники энергии, солнечная энергетика, выработка электрической энергии, генерация

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в Российской Федерации действует рынок по оптовой продаже электроэнергии и мощности, который поделен на ценовые зоны. До недавнего времени в каждой такой ценовой зоне функционировали традиционные типы электростанций, такие как гидроэлектростанции, угольные тепловые электростанции и атомные. Системный оператор формирует заявки на генерацию электрической энергии по часовым интервалам суток. Однако с развитием альтернативных источников энергии, с одной стороны, и изменением мирового климата, связанного с экологической обстановкой на планете, с другой стороны, возникают задачи, связанные с интеграцией альтернативных источников энергии в уже созданные человеком традиционные электроэнергетические системы.

Исследование направлено на решение проблемы получения прогноза выработки электроэнергии на солнечных электростанциях в условиях неполноты информации о метеорологических факторах и действиях потребителей в электроэнергетической системе. Под электроэнергетической системой понимается единая электроэнергетическая сеть с подключенными к ней как традиционными источниками энергии (парогазовые установки, теплоэнергоцентры (ТЭЦ), атомные электростанции) так и альтернативными источниками энергии (в частности, солнечными электростанциями, а также потребителями энергии с априори неопределенным поведением), работающими в условиях рынка по оптовой продаже электроэнергии и мощности, на которые действуют различные экологические факторы, такие как солнечная радиация, ветер, температура окружающего воздуха и т. д. В связи с этим требуется разработка математической модели, отражающей структурную организацию и технологические процессы, протекающие в прогнозируемой системе, и разработки программного обеспечения с использованием элементов искусственного интеллекта и технологий машинного обучения с целью повышения точности прогноза выработки электроэнергии на солнечных электростанциях, что позволит более эффективно загружать ТЭЦ и газотурбинные станции для выработки электрической энергии, увеличив их экономическую эффективность за счет экономии топлива.

1. СУЩЕСТВУЮЩИЕ МЕТОДЫ

В настоящее время солнечные электростанции получили широкое распространение во всем мире. Существует ряд методов, которые используются для получения краткосрочного прогноза выработки электроэнергии, применимых к данным источникам, которые можно разделить на 4 класса [1], как представлено на рис. 1.



Рис. 1. Методы краткосрочного прогнозирования выработки электрической энергии

Fig. 1. Methods of short-term forecasting of electricity generation

Двухэтапный метод прогнозирования электрической энергии солнечными электростанциями, описанный в работе [2], делится на статистический и прогностический этапы. Первоначально данные о солнечной энергии подвергаются статистической нормализации при помощи использования модели ясного неба, которая была предложена в [3].

Следующий этап подразумевает использование моделей временных рядов для прогноза уже нормированных данных о солнечной энергии, таких как простая авторегрессионная модель и модель с экзогенным входом. В случае использования авторегрессионной модели с экзогенным входом на экзогенный вход производится подача численных данных метеопрогноза погоды. Показано, что использование авторегрессионной модели с экзогенным входом более целесообразно по сравнению с простой моделью, поскольку при ее использовании конечный результат на 12 % лучше в сравнении с результатом, полученным при использовании простой авторегрессионной модели при получении прогноза короткого горизонта, а при составлении прогноза на следующий день – на 23 %.

В работе [4] рассмотрено применение искусственной и обобщенной нейронных сетей, а также адаптивной сети, основанной на системе нечеткого вывода. В качестве входных параметров для предложенной модели выступают температура модуля станции, уровень солнечной радиации, скорость ветра и температура окружающей среды. Для достижения наилучшего результата необходимо использовать обобщенную нейронную сеть.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассмотренные выше, а также и другие физические [5–9], статистические [10–12], адаптивные [13–15] и гибридные [16–19] методы прогнозирования в разной степени зависят от условий климата. В проанализированных работах точность прогноза модели колеблется от 95 % в случае идеальных климатических условий, до 80 % – в остальных случаях. Таким образом, можно сделать вывод о необходимости выделения закономерностей и значимых компонент исходных данных. Для этого первоначально необходимо провести анализ ретроспективных данных о выработке электроэнергии. Второй этап подразумевает разработку самой прогностической модели.

Основным и немаловажным процессом, который необходимо выполнять на первоначальном этапе при построении подобных прогнозных моделей, является выделение тренда в наборе исходных данных, а также циклических компонент [20].

3. ПОСТРОЕНИЕ ПРОГНОСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

В роли ретроспективных данных для использования на этапе спектрального анализа выступили данные о выработке электроэнергии двумя солнечными электростанциями, которые расположены в Японии на острове Хоккайдо. Рассматривались данные за 2016–2017 гг., имеющие шаг в 30 минут. На рис. 2 продемонстрирован фрагмент рассматриваемых данных.

Первоначально спектральный анализ ретроспективных данных за рассматриваемый период был проведен по отдельности для каждой из электростанций. Периодограммы, полученные в результате анализа для первой и второй электростанций, представлены на рис. 3 и 4 соответственно.

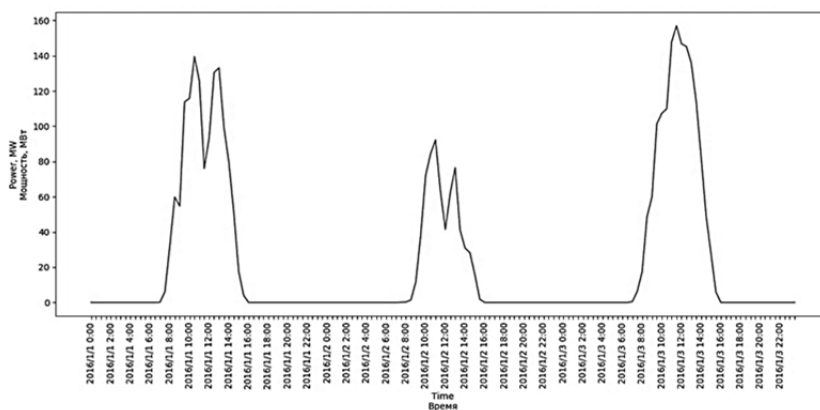


Рис. 2. Фрагмент исходных данных выработки электрической энергии

Fig. 2. A fragment of the source data of electric energy generation

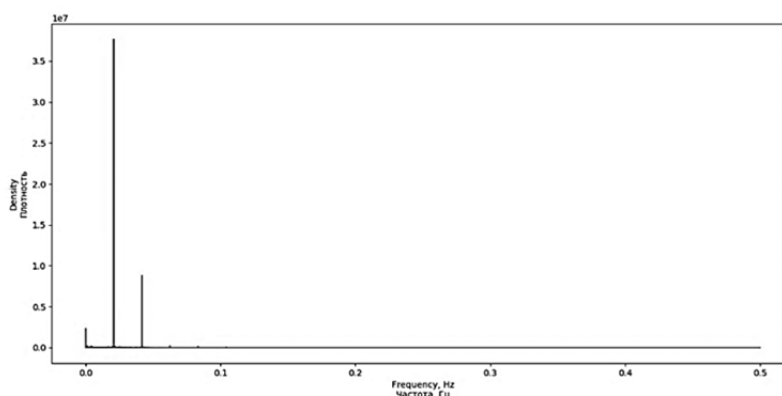


Рис. 3. Периодограмма данных выработки электрической энергии первой солнечной электростанцией за 2 года

Fig. 3. Periodogram of electric energy generation data by the first solar power station over 2 years

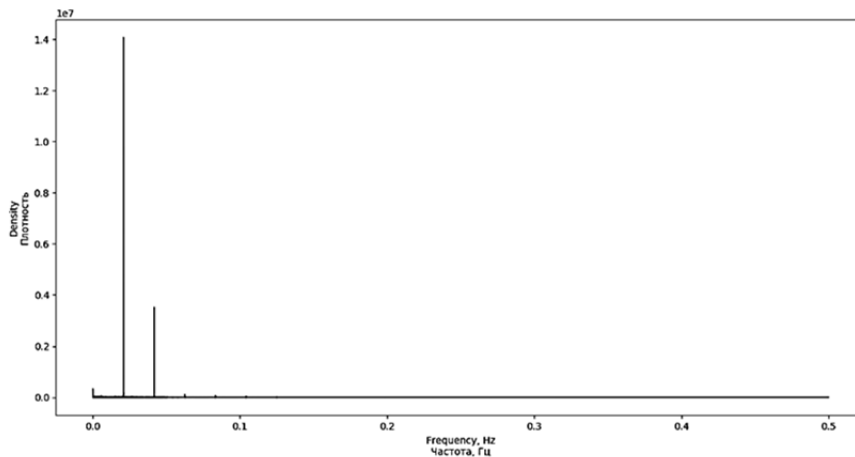


Рис. 4. Периодограмма данных выработки электрической энергии второй солнечной электростанцией за 2 года

Fig. 4. Periodogram of electricity generation data from the second solar power station over 2 years

Из периодограммы, представленной на рис. 3, можно сделать вывод об основных повторяющихся циклических компонентах. Данных компонент в исходных данных три. Они располагаются на пиках периодограммы, равных суткам, 12 часам и одному году. Стоит отметить, что наиболее выраженным является суточный цикл, а наименее – годово́й.

Периодограмма, представленная на рис. 4, также показывает два основных пиковых значения. Данные значения соответствуют суточным и 12-часовым циклическим компонентам.

Принимая во внимание исследование, основанное на данных двух солнечных электростанций, можно сделать вывод о малой значимости годового цикла выработки электроэнергии солнечными электростанциями и сосредоточиться на сильных компонентах – суточном и 12-часовом циклах.

На втором этапе построения краткосрочной прогностической модели был проведен корреляционный анализ исходных данных о выработке электрической энергии, а также метеорологических данных. Результаты корреляционного анализа представлены на рис. 5.

Основываясь на результатах корреляционного анализа, можно сделать вывод об отсутствии линейной зависимости между параметрами, в связи с чем было принято решение об отборе параметров эмпирическим путем.

Для построения прогностической модели была разработана математическая модель прогнозирования объема выработки электрической энергии, основанная на искусственной нейронной сети, – это функция от следующих переменных:

$$V(t) = \{D, s, sH, tS, w, v, uv, T, p, c\}, \quad (1)$$

где V – объем выработки электроэнергии, который необходимо спрогнозировать в формате на сутки вперед, МВт; D – дата; t – 30-минутный интервал; s – признак, указывающий на то, взошло ли солнце (при $s = 1$ – солнце взошло, $s = 0$ – солнце не взошло); sH – длина солнечного дня, ч; tS – уровень

снега, см; w – тип погоды (ясно, переменная облачность, туман и т. д.); ν – видимость, км; uv – УФ-индекс; T – температура окружающего воздуха, $^{\circ}\text{C}$; p – количество осадков, мм; c – облачность, %.

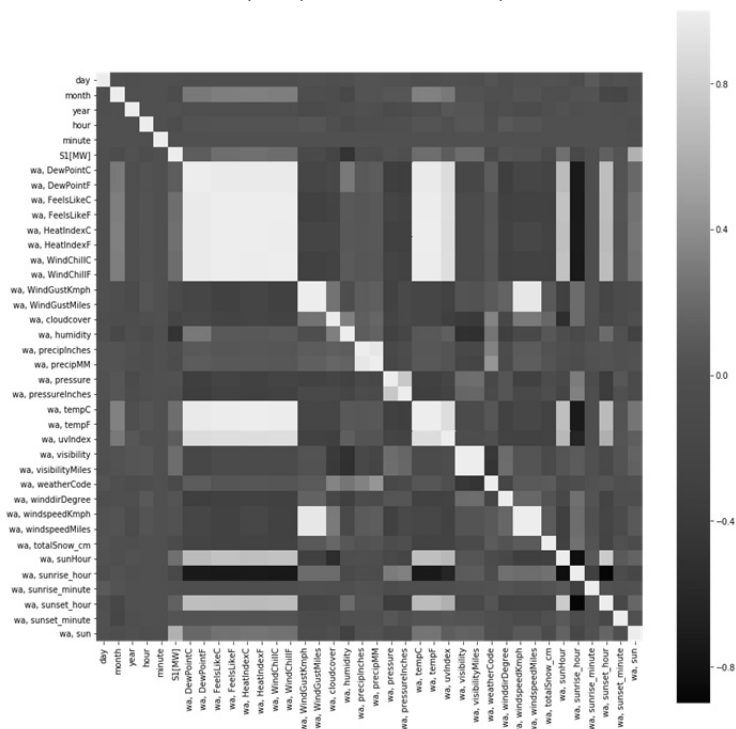


Рис. 5. Корреляционный анализ

Fig. 5. Correlation analysis

При создании обучающей выборки входные сигналы нейронной сети были представлены параметрами D , t , s , sH , tS , w , v , uv , T , p , c , а эталонные значения – параметром V . Фрагмент обучающей выборки данных о выработке электрической энергии показан в таблице.

Фрагмент обучающей выборки

Fragment of a neural network learning sample

Label	Входные нейроны														Выходной нейрон
V	D			t		s	sH	tS	w	v	uv	T	p	c	V
	day	month	year	hour	minute										
0	1	1	2017	0	0	0	6.5	0.05	113	10	2	-7	0	35	0
0	1	1	2017	0	30	0	6.5	0.05	113	10	2	-7	0	35	0
0	1	1	2017	1	00	0	6.5	0.05	113	9.5	2	-6	0	30	0
65.2	1	1	2017	12	00	1	6.5	0.05	116	9.5	2	0	0.01	50	110.13
52.7	1	1	2017	12	30	1	6.5	0.05	116	9.5	2	0	0.01	50	131.09
54.7	1	1	2017	13	00	1	6.5	0.05	116	9	2	0	0	65	65.69

Структура нейронной сети для построения краткосрочного прогноза выработки электрической энергии в режиме «на сутки вперед» представлена на рис. 6. Она состоит из 15 входных нейронов первого слоя, 13 нейронов скрытого слоя и одного выходного нейрона. Функция активации нейрона – ReLU [21]. Для настройки весов нейронной сети используется алгоритм обучения с учителем, известный как алгоритм обратного распространения ошибки [22].

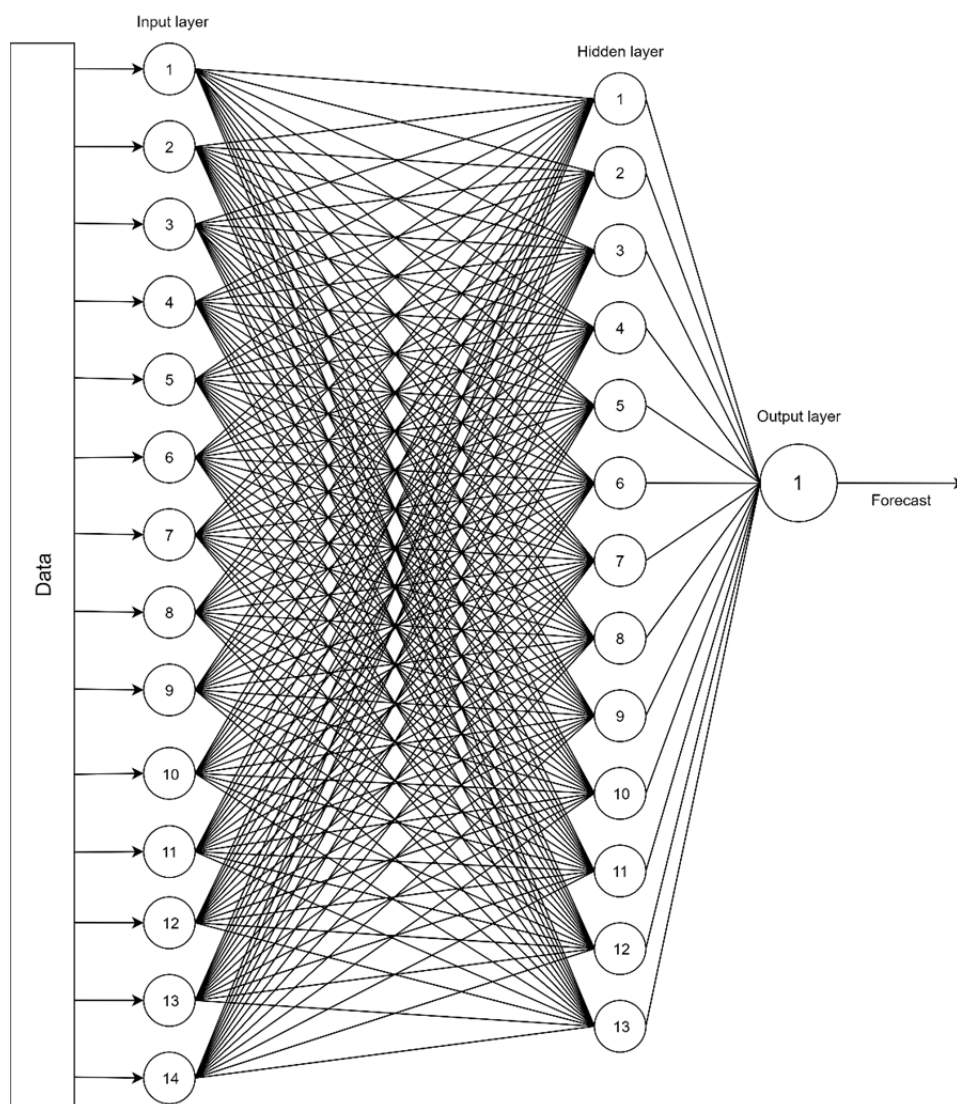


Рис. 6. Схема нейронной сети для построения прогноза выработки электрической энергии

Fig. 6. The scheme of the neural network to build a forecast for electric energy generation

Количество нейронов входного слоя сети определяется входными параметрами, представленными в таблице. Метод определения количества нейронов скрытого слоя подробно рассмотрен в [23]. На рис. 7 изображена UML-диаграмма процесса прогнозирования выработки электрической энергии.

В качестве обучающей выборки используются ретроспективные данные о выработке электрической энергии на годовом интервале, предшествующем прогнозируемому дню.

На рис. 8 и 9 отображены данные прогноза для первой и второй солнечных электростанций, расположенных на острове Хокайдо.

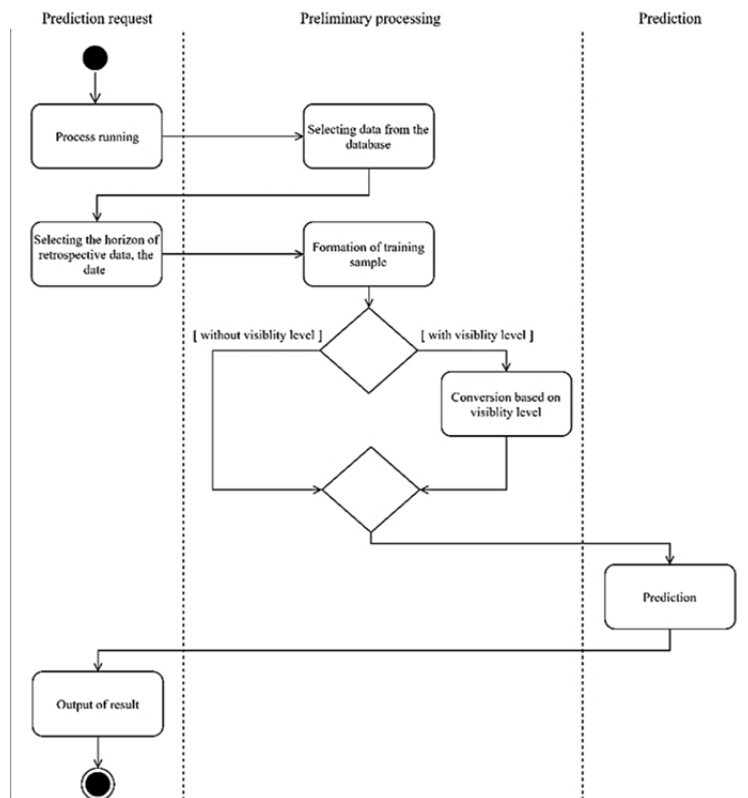


Рис. 7. UML-диаграмма метода прогнозирования выработки электрической энергии

Fig. 7. The UML diagram of the method for predicting electric energy generation

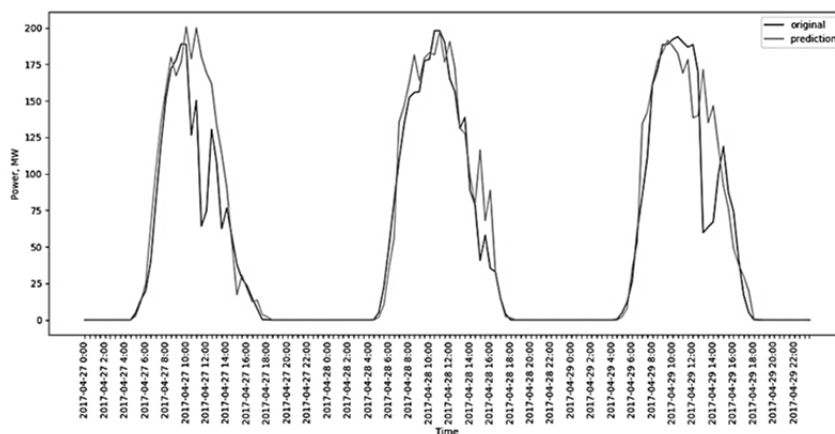


Рис. 8. Прогноз выработки электрической энергии первой электростанцией

Fig. 8. Forecast of electric power generation by the first power plant

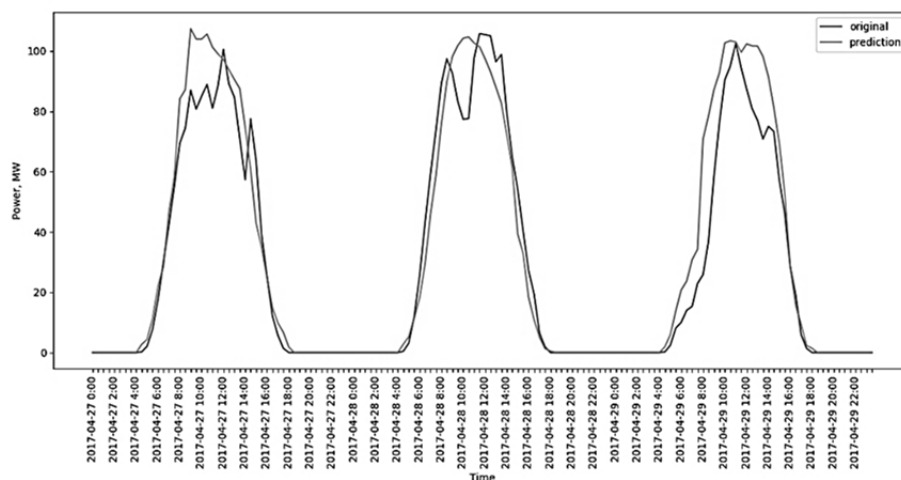


Рис. 9. Прогноз выработки электрической энергии второй электростанцией

Fig. 9. Forecast of electric power generation by the second power plant

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В представленной работе были предложены двухэтапный метод краткосрочного прогнозирования выработки электрической энергии, включающий статистическую нормализацию исходных данных выработки электрической энергии за определенный промежуток времени, полученных от солнечных электростанций, и процесс прогнозирования в режиме «на сутки вперед».

Инструментом исследования явилась разработанная математическая модель, основанная на базе искусственной нейронной сети. Для построения математической модели был проведен спектральный анализ, который показал значимость различных временных интервалов в исходных данных. Затем был проведен корреляционный анализ, который показал слабую зависимость между параметрами, характеризующими метеоусловия, ввиду чего параметры были подобраны эмпирическим путем.

Из результатов исследования следует, что разработанная прогностическая модель на прогнозируемом интервале имеет среднюю абсолютную ошибку (MAE) примерно 13,5 МВт. Однако пиковые расхождения могут достигать до 200 МВт. Среднеквадратическая ошибка модели (RMSE) равна 27,8 МВт. Опираясь на накопленный опыт и более подробный анализ входных данных, а также проведя более точную настройку нейронной сети, можно говорить о дальнейшем улучшении прогностической модели в сторону уменьшения ошибки прогнозирования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Short-term forecast methods of electricity generation by solar power plants and its classification / D.A. Tyunkov, A.S. Gritsay, V.I. Potapov, R.N. Khamitov // Journal of Physics: Conference Series. – 2019. – Vol. 1260. – P. 052033-1–052033-6. – DOI: 10.1088/1742-6596/1260/5/052033.
2. Bacher P., Madsen H., Nielsen H.A. Online short-term solar power forecasting // Solar Energy. – 2009. – Vol. 83, N 10. – P. 1772–1783.

3. Chowdhury B.H., Rahman S. Forecasting sub-hourly solar irradiance for prediction of photovoltaic output // Proceedings of the 19th IEEE Photovoltaic Specialists Conference. – New Orleans, USA, 1987. – P. 171–176.
4. Generalized neural network methodology for short term solar power forecasting / V.P. Singh, V. Vijay, M.S. Bhatt, D.K. Chaturvedi // Proceedings of the 13th International Conference on Environment and Electrical Engineering. – Wroclaw, Poland, 2013. – DOI: 10.1109/eeeic-2.2013.6737883.
5. Ерошенко С.А., Хальясмаа А.И., Снегирев Д.А. Подходы к прогнозированию плотности потока энергии солнечного излучения для СЭС // Энергоэксперт. – 2017. – № 5. – С. 28–31.
6. Akter N., Islam M.N. Use of MM5 model for weather forecasting over Bangladesh region // BRAC University Journal. – 2007. – Vol. 4. – P. 75–79.
7. Lazic L., Pejvanovic G., Zivkovic M. Wind forecasts for wind power generation using the Eta model // Renewable Energy. – 2009. – Vol. 35. – P. 1236–1243.
8. The accuracy of solar irradiance calculations used in mesoscale numerical weather prediction / R.J. Zamora, E.G. Dutton, M. Trainer, S.A. McKeen, J.M. Wilczak, Y.-T. Hou // Monthly Weather Review. – 2005. – Vol. 133, N 4. – P. 783–792.
9. Short-term solar power forecasting considering cloud coverage and ambient temperature variation effects / F.H. Gandoman, S.A. Aleem, N. Omar, A. Ahmadi, F.Q. Alenezi // Renewable Energy. – 2018. – Vol. 123. – P. 793–805.
10. Кузнецов Н.П., Лысенко О.В. Статистический анализ энергетических показателей солнечной радиации (на примере данных Токмакской солнечной электростанции) // Проблемы региональной энергетики. – 2017. – № 2 (34). – С. 139–147.
11. Тимчук С.А., Катюха И.А. Разработка критерия качества подбора коэффициентов регрессии в задачах прогнозирования электропотребления // Восточно-европейский журнал передовых технологий. – 2014. – Т. 5, № 8 (71). – С. 16–20.
12. Прогнозирование электропотребления с учетом температуры воздуха и естественной освещенности для региональных диспетчерских управлений / И.И. Надтока, А.В. Демура, С.О. Губский, А.Я. Ваколюк, В.В. Горбачев // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. – 2012. – № 1 (33). – С. 156–161.
13. Степанов С.М., Искра Н.А. Нейросетевое прогнозирование генерации электроэнергетики солнечными панелями // Доклады Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники. – 2018. – № 3 (113). – С. 26–31.
14. Манусов В.З., Бирюков Е.В. Краткосрочное прогнозирование электрической нагрузки на основе нечеткой нейронной сети и ее сравнение с другими методами // Известия Томского политехнического университета. – 2006. – Т. 309, № 6. – С. 153–157.
15. Толстых М.А., Фролов А.В. Некоторые современные проблемы численного прогноза погоды // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. – 2005. – Т. 41, № 3. – С. 315–327.
16. Грицай А.С. Гибридный метод краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии для энергосбытового предприятия с учетом метеофакторов: дис. ... канд. техн. наук. – Омск, 2017. – 153 с.
17. Гибридный метод краткосрочного прогнозирования электропотребления в условиях оптового рынка электроэнергии / А.С. Грицай, Д.А. Тюньков, Р.Н. Хамитов, Д.Д. Дугин, Г.Э. Синицин // Электроэнергетика глазами молодежи: материалы VIII Международной научно-технической конференции. – Самара: СамГТУ, 2017. – Т. 3. – С. 163–166.
18. О методе построения обучающей выборки в задачах краткосрочного прогнозирования электропотребления с учетом критериев информативности и компактности / Р.Н. Хамитов, А.С. Грицай, Д.А. Тюньков, Д.Д. Дугин, Г.Э. Синицин // Промышленная энергетика. – 2017. – № 8. – С. 23–28.
19. Кивчун О.Р. Метод векторного рангового анализа при управлении электропотреблением объектов военной инфраструктуры // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2018. – № 11. – С. 550–560.
20. Потапов В.И., Грицай А.С., Тюньков Д.А. Спектральный анализ ретроспективных данных ООО «Омская энергосбытовая компания» об электропотреблении // Омский научный вестник. – 2016. – № 5 (149). – С. 74–76.
21. Хайкин С. Нейронные сети: пер. с англ. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
22. Горелова А.В., Любимова Т.В. Алгоритм обратного распространения ошибки // Наука и современность. – 2015. – № 38. – С. 151–156.
23. Вьюгин В.В. Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования. – М.: МЦМНО, 2013. – 387 с.

Тюньков Дмитрий Александрович, аспирант, старший преподаватель кафедры «Информатика и вычислительная техника» Омского государственного технического университета. Основные направления научных исследований: прогнозирование электропотребления / выработки электрической энергии возобновляемыми источниками, построение прогностических экспертных систем. E-mail: dmitry.tyunkov@gmail.com

Грицай Александр Сергеевич, кандидат технических наук, доцент кафедры «Информатика и вычислительная техника», заведующий кафедрой «Информатика и вычислительная техника» Омского государственного технического университета. Основные направления научных исследований: прогнозирование электропотребления / выработки электрической энергии GRID систем, математическое моделирование в анализе данных. E-mail: aleksandr.gritsay@gmail.com

Сапилова Алина Анатольевна, студентка магистратуры, инженер кафедры «Информатика и вычислительная техника» Омского государственного технического университета. Основное направление научных исследований – прогнозирование выработки электрической энергии возобновляемыми источниками. E-mail: alinka.s97@mail.ru

Блохин Александр Владимирович, студент магистратуры, ассистент кафедры «Информатика и вычислительная техника» Омского государственного технического университета. Основное направление – прогнозирование выработки электрической энергии возобновляемыми источниками. E-mail: sasha_bloh@mail.ru

Родионов Виктор Сергеевич, студент кафедры «Информатика и вычислительная техника» Омского государственного технического университета. Основное направление научных исследований – прогнозирование выработки электрической энергии возобновляемыми источниками. E-mail: rv991999@mail.ru

Потапов Виктор Ильич, доктор технических наук, профессор кафедры «Информатика и вычислительная техника». Основное направление научных исследований – разработка моделей, алгоритмов и программного обеспечения для решения оптимизационных задач противоборства технических систем в конфликтных ситуациях. E-mail: ivt@omgtu.ru

Tyunkov Dmitry A., graduate student, senior lecturer at the Department of Informatics and Computer Engineering of the Omsk State Technical University. The main areas of his scientific research are forecasting of electricity consumption/generation by renewable sources, and construction of predictive expert systems. E-mail: dmitry.tyunkov@gmail.com

Gritsay Alexander S., PhD (Eng.), associate professor at the Department of Informatics and Computer Engineering, Head of the Department of Informatics and Computer Engineering of the Omsk State Technical University. The main areas of his research are forecasting electric power consumption/generation by GRID systems and mathematical modeling in data analysis. E-mail: aleksandr.gritsay@gmail.com

Sapilova Alina A., master student, engineer at the Department of Informatics and Computer Engineering of the Omsk State Technical University. The main area of her research is forecasting electricity generation by renewable sources. E-mail: alinka.s97@mail.ru

Blokhin Alexandr V., master student, assistant lecturer at the Department of Informatics and Computer Engineering of the Omsk State Technical University. The main direction of his scientific research is forecasting electricity generation by renewable sources. E-mail: sasha_bloh@mail.ru

Rodionov Viktor S., student at the Department of Informatics and Computer Engineering of the Omsk State Technical University. The main area of his scientific research is forecasting electricity generation by renewable sources. E-mail: rv991999@mail.ru

Potapov Victor I., D.Sc. (Eng.), professor at the Department of Informatics and Computer Engineering of the Omsk State Technical University. The main area of his scientific research is the development of models, algorithms and software for solving optimization tasks confrontation of engineering systems in conflict situations. E-mail: ivt@omgtu.ru

A neural network model for short-term forecasting of electricity generation by solar power plants*

D.A. TYUNKOV¹, A.S. GRITSAY², A.A. SAPILOVA³, A.V. BLOKHIN⁴,
V.S. RODIONOV⁵, V.I. POTAPOV⁶

Omsk State Technical University, 11 Mira Prospekt, Omsk, 644050, Russian Federation

^a dmitry.tyunkov@gmail.com ^b aleksandr.gritsay@gmail.com ^c alinka.s97@mail.ru

^d sasha_bloh@mail.ru ^e rv991999@mail.ru ^f ivt@omgtu.ru

Abstract

Today, energy consumption in the world is growing and it is becoming urgent to solve the problem of replacing traditional energy sources with alternative ones. The solution to this problem is impossible without a preliminary data analysis and further forecasting of energy production by alternative sources. However, the use of alternative energy sources in the conditions of the wholesale electricity and capacity market currently operating on the territory of the Russian Federation is impossible without the use of short-term predictive “day ahead” models. In this article, the authors perform a brief analysis of the existing methods of short-term forecasting which are used when making forecasts for the generation of electricity by solar power plants. Currently, there are already a fairly large number of predictive models built within each of the selected methods of short-term forecasting, and they all differ in their characteristics. Therefore, in order to identify the most promising method of short-term forecasting for further use and development, the authors used a previously developed classification. In the course of the study, a preliminary processing of initial data obtained from the existing solar power plants using spectral analysis was carried out. Further, to build a predictive model, a correlation analysis of the initial data was carried out, which showed the absence of a linear relationship between the components in the retrospective data. Based on the results of the correlation analysis the authors made a decision to select parameters empirically in order to build a predictive model. As a result of the study, a mathematical model based on an artificial neural network was proposed and a learning sample was generated for it. In addition, the architecture of an artificial neural network was determined, the result of which is a short-term forecast of electric power generation in the “day ahead” mode, and calculations were performed to obtain numerical values of the forecast. From the results of the study, it follows that the developed predictive model in the predicted interval has a mean absolute error of about 13.5 MW. However, at some intervals, the peak discrepancies can reach up to 200 MW. The root mean square error of the model is 27.8 MW.

Keywords: data analysis, autoregressive model, spectral analysis, forecasting, neural network, alternative energy, renewable energy, solar energy, electric power generation, generation

REFERENCES

1. Tyunkov D.A., Gritsay A.S., Potapov V.I., Khamitov R.N. Short-term forecast methods of electricity generation by solar power plants and its classification. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, vol. 1260, pp. 052033-1–052033-6. DOI: 10.1088/1742-6596/1260/5/052033.
2. Bacher P., Madsen H., Nielsen H.A. Online short-term solar power forecasting. *Solar Energy*, 2009, vol. 83, no. 10, pp. 1772–1783.
3. Chowdhury B.H., Rahman S. Forecasting sub-hourly solar irradiance for prediction of photovoltaic output. *Proceedings of the 19th IEEE Photovoltaic Specialists Conference*, New Orleans, USA, 1987, pp. 171–176.

* Received 17 July 2020.

4. Singh V.P., Vijay V., Bhatt M.S., Chaturvedi D.K. Generalized neural network methodology for short term solar power forecasting. *Proceedings of the 13th International Conference on Environment and Electrical Engineering*, Wroclaw, Poland, 2013. DOI: 10.1109/eeeic-2.2013.6737883.
5. Eroshenko S.A., Khal'yasmaa A.I., Snegirev D.A. Podkhody k prognozirovaniyu plotnosti potoka energii solnechnogo izlucheniya dlya SES [Approaches to predicting the energy flux density of solar radiation for solar power plants]. *Energoekspert = Energy Expert*, 2017, no. 5, pp. 28–31.
6. Akter N., Islam M.N. Use of MM5 model for weather forecasting over Bangladesh region. *BRAC University Journal*, 2007, vol. 4, pp. 75–79.
7. Lazic L., Pejanovic G., Zivkovic M. Wind forecasts for wind power generation using the Eta model. *Renewable Energy*, 2009, vol. 35, pp. 1236–1243.
8. Zamora R.J., Dutton E.G., Trainer M., McKeen S.A., Wilczak J.M., Hou Y.-T. The accuracy of solar irradiance calculations used in mesoscale numerical weather prediction. *Monthly Weather Review*, 2005, vol. 133, no. 4, pp. 783–792.
9. Gandoman F.H., Aleem S.A., Omar N., Ahmadi A., Alenezi F.Q. Short-term solar power forecasting considering cloud coverage and ambient temperature variation effects. *Renewable Energy*, 2018, vol. 123, pp. 793–805.
10. Kuznetsov N.P., Lysenko O.V. Statisticheskii analiz energeticheskikh pokazatelei solnechnoi radiatsii (na primere dannykh Tokmaskoi solnechnoi elektrostantsii) [Statistical analysis of energy indices of solar radiation (Based on the data of Tokmak Solar Power Station)]. *Problemy regional'noi energetiki = Problems of the regional energetics*, 2017, no. 2 (34), pp. 139–147.
11. Timchuk S.A., Katyukha I.A. Razrabotka kriteriya kachestva podbora koeffitsientov regressii v zadakhkh prognozirovaniya elektropotrebleniya [Development of a quality criterion for the selection of regression coefficients in the problems of forecasting power consumption]. *Vostochno-Evropeiskii zhurnal peredovykh tekhnologii = Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2014, vol. 5, no. 8 (71), pp. 16–20.
12. Nadtocha I.I., Demura A.V., Gubskiy S.O., Vakolyuk A.J., Gorbachev V.V. Prognozirovanie elektropotrebleniya s uchetom temperatury vozdukh i estestvennoi osveshchennosti dlya regional'nykh dispetcherskikh upravlenii [Energy consumption prediction model for temperature and lighting of regional dispatch administrations]. *Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Tekhnicheskie nauki = Vestnik of Samara State Technical University. Technical Sciences Series*, 2012, no. 1 (33), pp. 156–161.
13. Stepanov S.M., Iskra N.A. Neirosetevoe prognozirovanie generatsii elektroenergii solnechnymi panelyami [Neural network forecasting of energy generation by solar panels]. *Doklady Belorusskogo gosudarstvennogo universiteta informatiki i radioelektroniki = Doklady BGUIR*, 2018, no. 3 (113), pp. 26–31.
14. Manusov V.Z., Biryukov E.V. Kratkosrochnoe prognozirovanie elektricheskoi nagruzki na osnove nechetkoi neironnoi seti i ee sravnenie s drugimi metodami [Short-term load prediction on the basis of fuzzy neural network and its comparison with other methods]. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta = Bulletin of the Tomsk Polytechnic University*, 2006, vol. 309, no. 6, pp. 153–157.
15. Tolstykh M.A., Frolov A.V. Nekotorye sovremennye problemy chislennogo prognoza pogody [Some current problems in numerical weather prediction]. *Izvestiya Rossiiskoi akademii nauk. Fizika atmosfery i okeana = Izvestiya. Atmospheric and Oceanic Physics*, 2005, vol. 41, no. 3, pp. 315–327.
16. Gritsai A.S. *Gibridnyi metod kratkosrochnogo prognozirovaniya potrebleniya elektricheskoi energii dlya energosbytovogo predpriyatiya s uchetom meteofaktorov*. Diss. kand. tekhn. nauk [Hybrid method of short-term forecasting of electricity consumption for a power supply company, taking into account meteorological factors. PhD eng. sci. diss.]. Omsk, 2017. 153 p.
17. Gritsay A.S., Tyunkov D.A., Khamitov R.N., Dugin D.D., Sinitcin G.E. [Forecast electricity load via hybrid method on the Russia electricity market]. *Elektroenergetika glazami molodezhi: materialy VIII Mezhdunarodnoi nauchno-tekhnicheskoi konferentsii* [Electric power industry through the eyes of youth: materials of the VIII International scientific and technical conference]. Samara, SamSTU Publ., 2017, vol. 3, pp. 163–166. (In Russian).
18. Khamitov R.N., Gritsay A.S., Tyunkov D.A., Dugin D.D., Sinitcin G.E. O metode postroeniya obuchayushchei vyborki v zadakhkh kratkosrochnogo prognozirovaniya elektropotrebleniya s uchetom kriteriev informativnosti i kompaktnosti [On the method of constructing a training sample in the problems of short-term forecasting of electricity consumption, taking into account the criteria of information content and compactness]. *Promyshlennaya energetika = Industrial power engineering*, 2017, no. 8, pp. 23–28.

19. Kivchun O.R. Metod vektornogo rangovogo analiza pri upravlenii elektropotrebleniem ob"ektov voennoi infrastruktury [Vector rank analysis method for power consumption management of military infrastructure facilities]. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki = News of the Tula state university. Technical sciences*, 2018, no. 11, pp. 550–560.
20. Potapov V.I., Gritsay A.S., Tyunkov D.A. . Spektral'nyi analiz retrospektivnykh dannykh OOO "Omskaya energosbytovaya kompaniya" ob elektropotreblenii [Spectral analysis of retrospective data on power consumption by Omsk Energy Retail Company LLC]. *Omskii nauchnyi vestnik = Omsk Scientific Bulletin*, 2016, no. 5 (149), pp. 74–76.
21. Haykin S. *Neural networks*. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999 (Russ. ed.: Khaikin S. *Neironnye seti*. Moscow, Williams Publ., 2006. 1104 p.).
22. Gorelova A.V., Lyubimova T.V. Algoritm obratnogo rasprostraneniya oshibki [Backpropagation algorithm]. *Nauka i sovremennost' = Science and modernity*, 2015, no. 38, pp. 151–156.
23. V'yugin V.V. *Matematicheskie osnovy teorii mashinnogo obucheniya i prognozirovaniya* [Mathematical foundations of machine learning and forecasting theory]. Moscow, MCNMO Publ., 2013. 387 p.

Для цитирования:

Нейросетевая модель для краткосрочного прогнозирования выработки электрической энергии солнечными электростанциями / Д.А. Тюньков, А.С. Грицай, А.С. Сапилова, А.В. Блохин, В.С. Родионов, В.И. Потапов // Научный вестник НГТУ. – 2020. – № 4 (80). – С. 145–158. – DOI: 10.17212/1814-1196-2020-4-145-158.

For citation:

Tyunkov D.A., Gritsay A.S., Sapilova A.A., Blokhin A.V., Rodionov V.S., Potapov V.I. Neurosetevaya model' dlya kratkosrochnogo prognozirovaniya vyrabotki elektricheskoi energii solnechnymi elektrostantsiyami [A neural network model for short-term forecasting of electricity generation by solar power plants]. *Nauchnyi vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Science bulletin of the Novosibirsk state technical university*, 2020, no. 4 (80), pp. 145–158. DOI: 10.17212/1814-1196-2020-4-145-158.