



Столыпинский

вестник

Научная статья

Original article

УДК 62

ОБЗОР МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ГЕНЕРАЦИИ ЭНЕРГИИ OVERVIEW OF ENERGY GENERATION FORECASTING METHODS

Котов Андрей Сергеевич, студент, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», г Москва, Красноказарменная ул., 14

Сивеев Тихон Максимович, студент, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», г Москва, Красноказарменная ул., 14

Груздов Андрей Геннадьевич, магистрант, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», г Москва, Красноказарменная ул., 14

Пашковская Екатерина Евгеньевна, магистрант, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», г Москва, Красноказарменная ул., 14

Kotov Andrey Sergeevich, student, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "National Research University "MEI", Moscow, Krasnokazarmennaya st., 14

Tikhon Maximovich Siveev, student, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "National Research University "MEI", Moscow, Krasnokazarmennaya st., 14

Gruzdov Andrey Gennadievich, Master's student, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "National Research University "MEI", Moscow, Krasnokazarmennaya st., 14

Pashkovskaya Ekaterina Evgenievna, Master's student, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "National Research University "MEI", Moscow, Krasnokazarmennaya st., 14

Аннотация: В данной статье рассматриваются и анализируются методы прогнозирования объемов генерации электроэнергии на ВЭС и СЭС, предложенные зарубежными исследователями. Каждый из методов обладает весомым потенциалом в решении вопроса по улучшению экономических и экологических показателей энергетической сферы.

Abstract: This article discusses and analyzes the methods of forecasting the volume of electricity generation at wind farms and SES, proposed by foreign researchers. Each of the methods has a significant potential in solving the issue of improving the economic and environmental performance of the energy sector.

Ключевые слова: генерация, прогнозирование, нейронная сеть, алгоритм, модель.

Keywords: generation, prediction, neural network, algorithm, model.

Сегодня в электроэнергетике задана тенденция на развитие и распространение концепции распределенной генерации (РГ), в которой выработка электрической энергии осуществляется вблизи точки ее потребления. Работа РГ чаще всего основана либо на традиционных установках, которые работают на дизеле или газе, либо на источниках возобновляемой энергии (ВИЭ).

В связи с современными мировыми тенденциями, приоритет при постройке новых электростанций все больше отдается источникам экологически чистой энергии, сооружаются установки на базе ВИЭ. Использование подобных установок не вредит окружающей среде, не оставляет «углеродного следа». Однако установки на базе ВИЭ имеют и минусы. Они очень чувствительны к условиям окружающей среды, из-за чего часто встает вопрос о способах прогнозирования как генерации, так и потребления электроэнергии.



Рисунок 1. Источники возобновляемой энергии

На данный момент разработка методов прогнозирования генерации энергии находится на раннем этапе. Основная проблема состоит в том, чтобы точно определить величины генерируемой мощности на ВЭУ (ветроэнергетические установки), СЭУ (солнечная энергетическая установка) и МГЭС (малые гидроэлектростанции) в различные моменты времени. Выработка электроэнергии имеет стохастический характер, так как зависит от окружающих климатических условий. Они могут очень сильно колебаться и менять свой характер, поэтому ЭС на базе ВИЭ не могут гарантированно обеспечивать необходимый уровень вырабатываемой мощности. Однако для

станций с высоким уровнем цифровизации и большим количеством систем телеметрии представляется возможным создание моделей, которые на основе данных, записанных в системы обмена технологической информацией с автоматизированной системой системного оператора (СОТИАССО) и автоматизированные системы управления технологическим процессом (АСУ ТП), а также библиотек погодных данных для разнообразных метеостанций могут позволить достаточно точно прогнозировать объемы выработки и потребления мощности для объекта на базе ВИЭ [1].

Задачи прогнозирования погодных условий, влияющих на скорость ветра, инсоляцию, степень и скорость наполнения водохранилища, и величины генерируемой мощности относятся к основным задачам. В данной статье рассмотрим опыт зарубежных стран в прогнозировании ВИЭ-генерации в следующих направлениях:

- прогнозирование скорости ветра и связанного с ней объема выработки электроэнергии для ветроэнергетических установок (ВЭУ);
- прогнозирование инсоляции и связанного с ней объема выработки электроэнергии для фотоэлектрических панелей (ФЭП).

Сегодня существуют полноценные электростанции, которые вырабатывают электроэнергию при помощи потоков воздушных масс. В мире они пользуются спросом и используются довольно часто. При этом, заявлять, что человек подчинил себе энергию ветра, нельзя. Несмотря на значительные объемы вырабатываемой энергии, возможности этой отрасли пока еще далеки от совершенства.

Существующие на данный момент установки обладают недостаточной эффективностью, вызванной невозможностью регулирования воздушными потоками.

Определение скорости ветра и связанной с ней генерации ВЭУ подробно изучается в множестве зарубежных работ, некоторые из которых рассмотрим в этой статье.

Джамал Фараджи со своими коллегами спрогнозировали скорость ветра для иранской провинции Керман при помощи средств программного комплекса MATLAB пятью разными моделями на базе нейронных сетей с последующим определением самого точного результата прогноза [2]. В качестве алгоритмов использовались многослойный персептрон (MLP), нейронная сеть радиально-базисных функций (Radial Basis Function (RBF)), и адаптивные сети на основе системы нечеткого вывода (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)). Наилучшие результаты были продемонстрированы MLP-моделью и ANFIS-моделью. Они обладают лучшей производительностью для прогнозирования скорости ветра, а величина среднеквадратичной ошибки для них находится в диапазоне 2-3%, что является очень хорошим показателем.

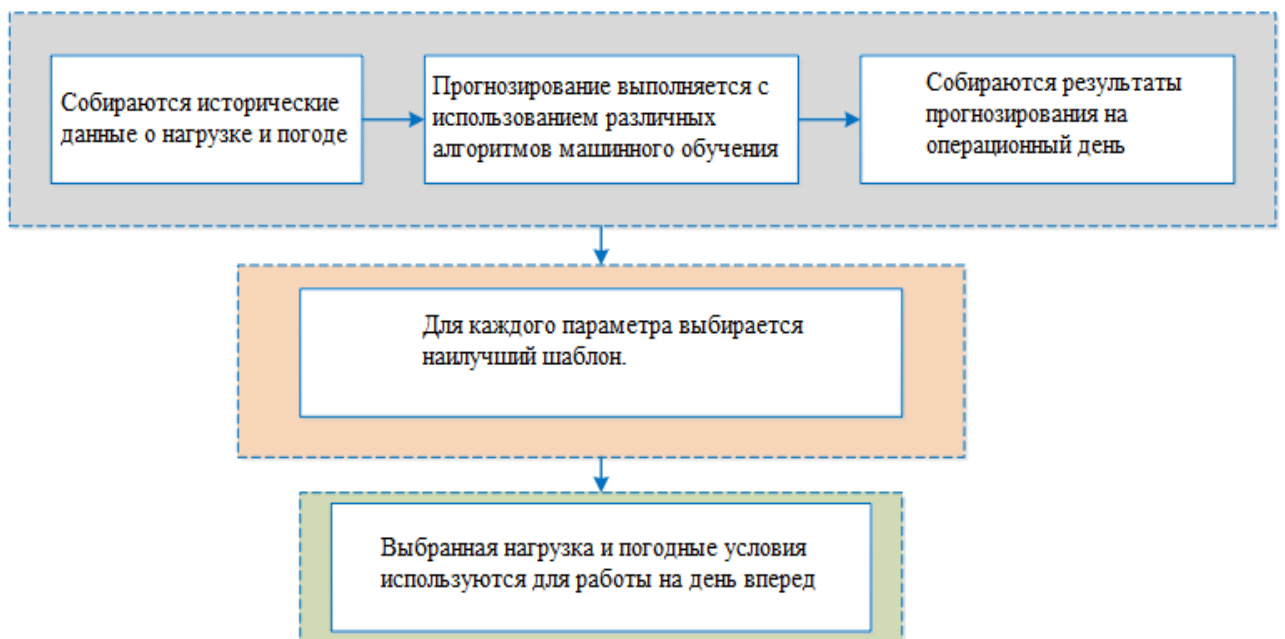


Рисунок 2. Общие шаги для получения наилучшего прогнозируемого шаблона

Чжан Сюй со своими коллегами спрогнозировали скорости ветра для ветропарка, расположенного в китайском Синьцзяне, на сутки вперед с шагом в 10 минут с помощью нейронных сетей на базе алгоритмов «длинной краткосрочной памяти» (рекуррентная нейронная сеть Long Short-Term Memory (LSTM)) и «управляемых рекуррентных блоков» (Gated Recurrent Units (GRU)), а также модель на основе «авторегрессии скользящего среднего» (Autoregressive Moving-Average Model (ARMA)) [3]. Все три модели показывают удовлетворительные результаты (величина средней абсолютной ошибки колеблется в диапазоне 9-19%).

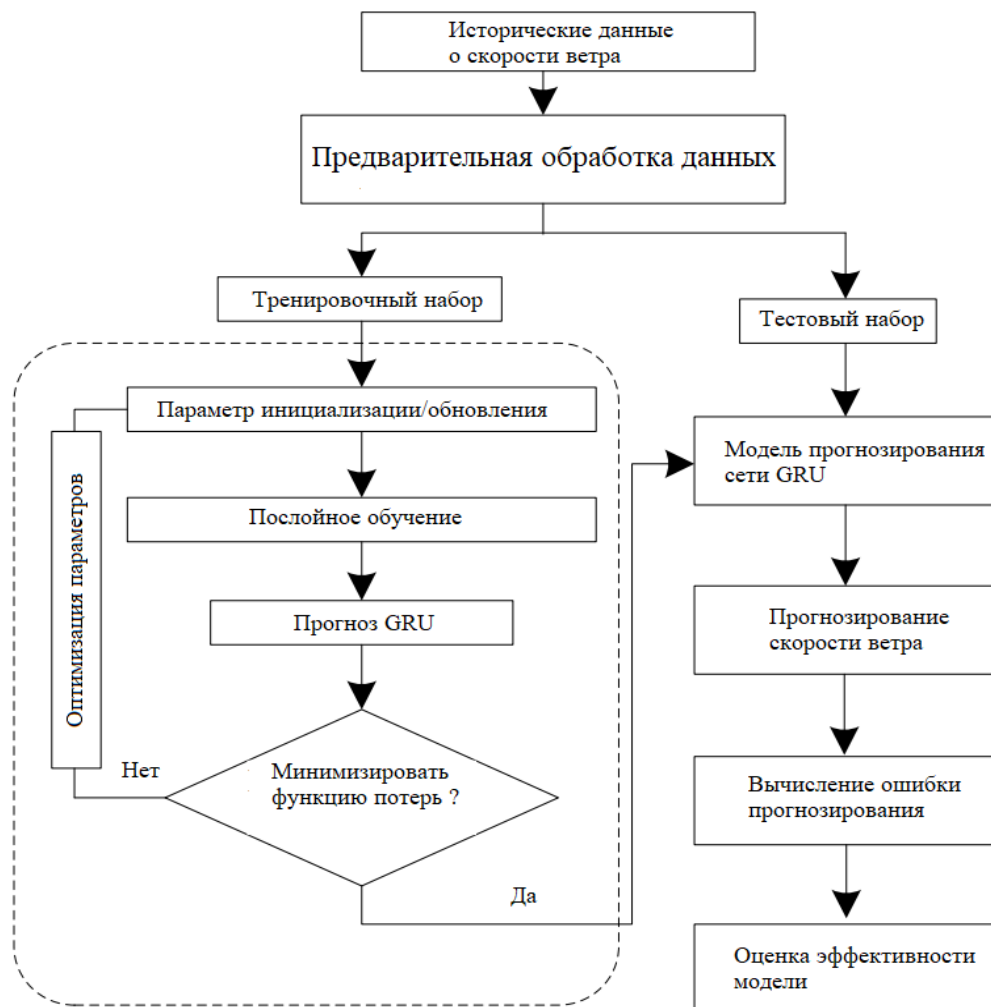


Рисунок 3. Рабочий процесс прогностической модели GRU

Соответствующая структура и другие параметры сетевой модели GRU определяются с помощью экспериментов. Данные временных рядов о скорости ветра моделируются динамически. В эксперименте используются измеренные данные о скорости ветра ветроэлектростанции в Синьцзяне, полученные результаты показывают, что предлагаемая модель (GRU) обладает более высокой точностью прогнозирования, чем модель ARMA и модель LSTM.

Устройства, преобразующие инсоляцию в электрический ток, называются фотоэлементами, и большая часть из них на данный момент представляют собой кремниевые полупроводниковые фотодиоды. Батарея или панель солнечных элементов обычно является комбинацией соединенных между собой параллельных модулей, тогда как наименьшей составной частью модулей является солнечная ячейка, размера которой составляет несколько квадратных миллиметров, а получаемая мощность выходит равной примерно одному ватту.

Генерирующая способность солнечных панелей определяется следующими основными факторами:

- интенсивность солнечного излучения;
- угол падения солнечных лучей;
- величина подключенной нагрузки;
- рабочая температура модуля.

Рассмотрим прогнозирование инсоляции и связанной с ней генерации ФЭП, опираясь на зарубежные исследования.

Киванц Басаран со своими коллегами спрогнозировали почасовую инсоляцию моделями на базах SVR, DT, MLP для пяти различных турецких метеостанций (Текирдаг, Синоп, Хаккяри, Афьон, Агры) с помощью собранных за четыре года данных [4]. Для каждого из представленных алгоритмов использовался градиентный бустинг и бэггинг.

Во-первых, было доказано, что ансамблевые модели повышают точность (качество моделей относительно базовых предикторов в контексте среднеквадратичной ошибки возрастало на 5-12%, при этом скорость подгонки возрастала на 7-10%). Во-вторых, наилучших показателей удалось добиться с помощью MLP-бустинга / MLP-бэггинга / DT-бустинга (коэффициент детерминации R^2 для этих моделей лежал в пределах от 0,95 до 0,97); различных базовых регрессионных моделей.

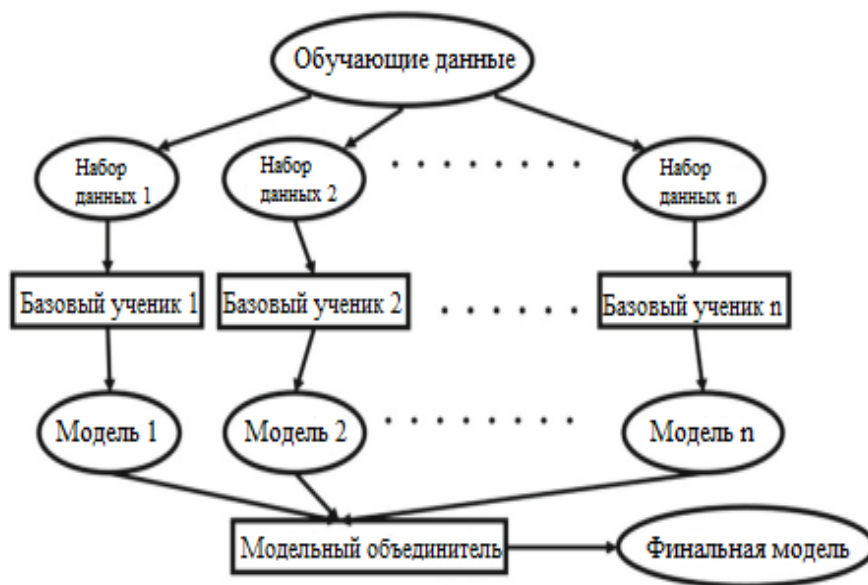


Рисунок 4. Общий процесс построения модели ансамбля

Валид И. Хамид со своими коллегами предложили способ определения текущего уровня инсоляции [5]. В программном комплексе MATLAB создается модель используемой солнечной панели и с помощью различных входных комбинаций напряжения холостого хода, тока короткого замыкания фотоэлектрических модулей и выходного параметра в виде инсоляции по методу обратного распространения ошибки обучается нейронная сеть ANN (artificial neural network), которая в дальнейшем на основе этих параметров определяет реальный уровень солнечного излучения для настоящей панели.

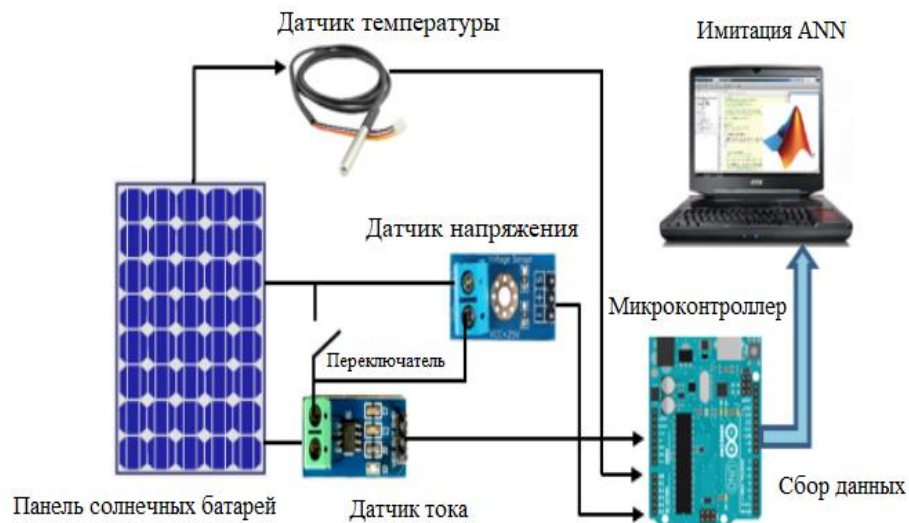


Рисунок 5. Структурная схема предлагаемого способа

Результаты экспериментов и моделирования показали, что предложенная методика может быть применена на практике, так как показывает очень высокие результаты (погрешность составляет 5% относительно эталонного уравнения Национальной Лаборатории Возобновляемой Энергетики). В результате этот метод конструктивно представляет собой недорогой прибор, который можно использовать вместо дорогого пиранометра (рис. 5).



Рисунок 6. Пиранометр

Чжицян Ву со своими коллегами предложили метод прогнозирования генерации электроэнергии СЭС Китая [6]. Моделями на основе нейронных сетей, созданными по алгоритмам SVM, MLP, BP и «экстремальной машины обучения» (Extreme Learning Machine). В прогнозировании используются три последовательных распространенных способа повышения точности результатов. Для начала, нестабильные временные ряды солнечной энергии разлагаются на плавные, уменьшая нежелательные эффекты, вызванные изменчивостью исходного ряда. Затем, на основе разложения используются четыре базовые модели, оптимизированные на основе алгоритма EOSSA (Sparrow Search Algorithm with elite oppositionbased learning). Наконец, ENN анализирует данные, полученные от четырех моделей, и выдает окончательные результаты. Предлагаемая модель ENN сравнивается с 9 аналогичными современными. Результаты показывают, что модель ENN обладает не только наилучшей точностью прогнозирования, но и наиболее надежной производительностью прогнозирования.

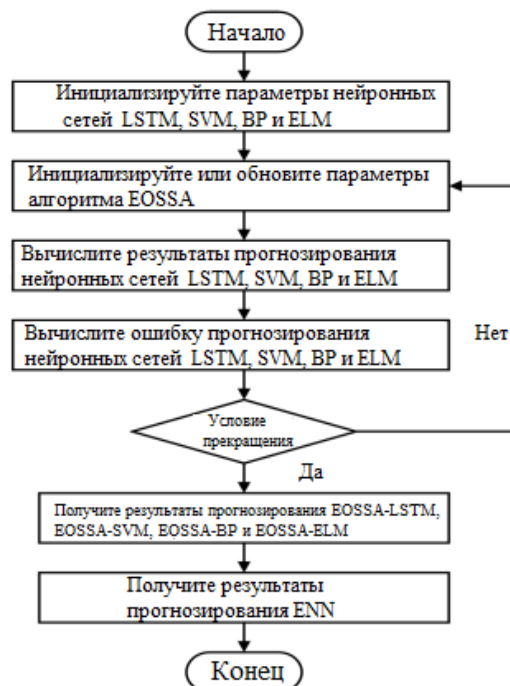


Рисунок 7. Процесс прогнозирования модели ENN

Притвиш Чакраборти со своими коллегами рассмотрели следующую модель [7]. Для СЭС мощностью 154 кВт в Пало-Альто (США) на основе почасовых данных инсоляции за 267 дней сравниваются между собой прогнозные модели для определения солнечной инсоляции на сутки вперед на следующих принципах: использование в качестве прогноза данных за аналогичный час предыдущих суток, авторегрессия, ступенчатая (пошаговая) регрессия, а также две модели на ансамблевых методах машинного обучения (базовые алгоритмы – k-NN и наивный байесовский классификатор, дополненные методикой «поиска мотива» – «motif-based», то есть определения основного тренда обучения): последняя ансамблевая модель показывает себя наилучшим образом, давая лучшие прогнозные результаты для объема выработки электроэнергии.

Г. Градиги, С. Ферлито и Г. Адинольфи рассмотрели в своей статье следующую модель [8]. Для тестовой микро-СЭС мощностью 1 кВт (28 модулей) в итальянском филиале Европейского агентства новых технологий предлагается прогнозирование выработки электроэнергии модулями на основе погодно-климатических данных за шесть лет с дискретностью в 10 минут с помощью моделей на базе множественной линейной регрессии, уравнений Шоклия-Санди и MLP: модель на базе перцептрона показывает наименьшую погрешность прогнозирования (5-7%), тогда как модели на базе регрессии и уравнений «ошибаются» от 8% до 15%.

Сирил Воянт со своими коллегами провели обзор научных исследований, затрагивающих применение машинного обучения для прогнозирования инсоляции [9]. Авторы рассмотрели почти пять десятков работ ученых из разных частей света и выяснили, что наибольшей популярностью при решении поставленной задачи пользуются методы обучения с учителем (линейная / нелинейная регрессии, SVR, k-NN, DT, марковские сети), методы обучения без учителя (кластеризация методом k-средних, иерархическая кластеризация, модели на базе смеси Гауссовых

распределений), ансамблевые методы или комбинации методов, связанные в основном с нейронными сетями или же с более классическими DT, SVR (Random Forest), k-NN и др., при этом ошибка прогнозирования для разных горизонтов планирования колебалась от 3% до 20%, что для прогнозирования такого стохастического явления как солнечное излучение является очень достойным показателем.

Тендани Мутавхацинди со своими коллегами рассмотрел почасового прогнозирования инсоляции в южноафриканской Претории на основе погодных данных для солнечных часов за четыре года [10]. Это исследование было сосредоточено на прогнозировании почасовой солнечной радиации с использованием данных, полученных из радиометрической сети Южноафриканских университетов на радиометрической станции Университета Претории. В исследовании рассматриваются модели на базе алгоритмов LSTM, SVR и MLP. Предварительно осуществляется отбор нужных параметров с помощью LASSO-критерия, а затем дополнительно «базовые» прогнозные модели комбинируются с помощью методов «усреднения регрессии по квантилям» и «выпуклого программирования» (Convex optimization (COpt)). Наилучшей базовой моделью стала MLP, а лучшим алгоритмом объединения – COpt. Это исследование показало, что предоставление адекватных и подробных показателей оценки, включая статистические тесты при прогнозировании, дает больше понимания разработанных моделей прогнозирования.

Исходя из рассмотренного в данной статье материала, можно сделать вывод о том, что доступно большое множество методов прогнозирования объемов генерации солнечной и ветровой энергии. Какие-то из предложенных методов зарекомендовали себя и используются достаточно часто, например, модели на базе алгоритмов LSTM и MLP, их значения ошибок сводятся к минимуму, что обеспечивает высокую точность прогнозирования. Другие методы находятся на стадиях отладки, поэтому используются реже, но тоже

показывают достойные результаты. В данной статье это SVM и SVR методы. В общем и целом, можно сказать, что человечество не стоит на месте и в скором времени будут вводиться новые и совершенствоваться старые методы прогнозирования, которые обеспечат приемлемые по всем направлениям показатели своей эффективности.

Литература:

1. Гедири Амель. Возобновляемые источники энергии — новая энергетическая революция // URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vozobnovlyaemye-istochniki-energii-novaya-energeticheskaya-revolyuetsiya/viewer>
2. Jamal Faraji, Abbas Ketabi, Hamed Hashemi-Dezaki, Miadreza Shafie-Khah, João P.S. Catalão. Optimal Day-ahead Self-scheduling and Operation of Prosumer Microgrids Using Hybrid Machine Learning-based Weather and Load Forecasting. // IEEE Access. - 2020. - Vol. 8. - P.157284-157305
3. Zhang Xu, Cheng Xueting, Wang Yixian, Gao Lei, Chen Yunlong. Short-term Wind Speed Prediction Based on GRU. // IEEE Sustainable Power and Energy Conference (iSPEC). - 2019. - P.882-887
4. Kivanc Basaran, Akın Özçift, Deniz Kılınç. A New Approach for Prediction of Solar Radiation with Using Ensemble Learning Algorithm. // Springer: Arabian Journal for Science and Engineering. - 2019. - P.7159-7171
5. Waleed I. Hameed, Baha A. Sawadi, Safa J. Al-Kamil, Mohammed S. Al-Radhi, Yasir I. A. Al-Yasir, Ameer L. Saleh, Raed A. Abd-Alhameed. Prediction of Solar Irradiance Based on Artificial Neural Networks. // Inventions. - 2019. - Vol. 4 - P. 45-55
6. Zhiqiang Wu, Bo Wang. An Ensemble Neural Network Based on Variational Mode Decomposition and an Improved Sparrow Search Algorithm for Wind and Solar Power Forecasting. // IEEE Access. - 2021. - Vol. 9. - P.166709 - 166719

7. Prithwish Chakraborty, Manish Marwah, Martin Arlitt, Naren Ramakrishnan. Fine-grained Photovoltaic Output Prediction using a Bayesian Ensemble. // AAAI'12: Proceedings of the Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence. - 2012. - P.274-280.
8. G. Graditi, S. Ferlito, G. Adinolfi. Comparison of Photovoltaic plant power production prediction methods using a large measured dataset. // Elsevier. - 2016. - Vol.90. - P.513-519.
9. Cyril Voyant, Gilles Notton, Soteris Kalogirou, Marie-Laure Nivet, Christophe Paoli, Fabrice Motte, Alexis Fouilloy. Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. // Elsevier: Renewable Energy. - 2017. - Vol.105. - P.569-582
10. Tendani Mutavhatsindi, Caston Sigauk, Rendani Mbuva. Forecasting Hourly Global Horizontal Solar Irradiance in South Africa Using Machine Learning Models. // IEEE Access. - 2020. - Vol. 8. - P.198872 - 198885

Literature:

1. Gediri Amel. Renewable energy sources — a new energy revolution // URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vozobnovlyaemye-istochniki-energii-novaya-energeticheskaya-revoljutsiya/viewer>
2. Jamal Faraji, Abbas Ketabi, Hamed Hashemi-Dezaki, Miadreza Shafi-Hah, Juan P.S. Catalan. Optimal automatic planning for the day ahead and operation of Prosumer microgrids using hybrid machine learning based on weather and load forecasting. // IEEE Access. - 2020. - Volume 8. - pp.157284-157305
3. Zhang Xu, Cheng Xueting, Wang Yixian, Gao Lei, Chen Yunlong. Short-term wind speed forecast based on GRU. // IEEE Conference on Sustainable Energy (iSPEC). - 2019. - pp.882-887
4. Kivanch Basaran, Akyn Ozchift, Deniz Kylynch. A new approach to predicting solar radiation using an ensemble learning algorithm. // Springer: Arabic Scientific and Engineering Journal. - 2019. - pp.7159-7171
5. Walid I. Hamid, Baha A. Sawadi, Safa J. Al-Kamil, Mohammed S. Al-Radhi, Yasir I. A. Al-Yasir, Amir L. Saleh, Raed A. Abd-Alhamid. Prediction of solar

- radiation based on artificial neural networks. // *Inventions*. - 2019. - Volume 4. - pp. 45-55
6. Zhiqiang Wu, Bo Wang. An ensemble neural network based on the decomposition of the variation mode and an improved Sparrow search algorithm for predicting wind and solar energy. // *IEEE Access*. - 2021. - Volume 9. - pp.166709 - 166719
 7. Prithvish Chakraborty, Manish Marwa, Martin Arlitt, Naren Ramakrishnan. Detailed prediction of photovoltaic power using a Bayesian ensemble. // *AAAI'12: Proceedings of the twenty-sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. - 2012. - pp.274-280.
 8. G. Graditi, S. Ferlito, G. Adinolfi. Comparison of methods for predicting electricity generation by photovoltaic installations using a large set of measured data. // *Elsevier*. - 2016. - Volume 90. - pp.513-519.
 9. Cyril Voyant, Gilles Notton, Soteris Kalogirou, Marie-Laure Nivet, Christophe Paoli, Fabrice Mott, Alexis Fuiloy. Machine learning methods for predicting solar radiation: an overview. // *Elsevier: Renewable Energy*. - 2017. - Volume 105. - pp.569-582
 10. Tendani Mutawhatsindi, Kaston Sigauk, Rendani Mbuwaha. Forecasting hourly global horizontal solar radiation in South Africa using machine learning models. // *IEEE Access*. - 2020. - Volume 8. - Pp.198872 - 198885

© Котов А.С., Сивеев Т.М., Груздов А.Г., Пашковская Е.Е. Научный сетевой журнал «Столыпинский вестник», номер 9/2022.

Для цитирования: Котов А.С., Сивеев Т.М., Груздов А.Г. ОБЗОР МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ГЕНЕРАЦИИ ЭНЕРГИИ // Научный сетевой журнал «Столыпинский вестник», номер 9/2022.