

ЗНАЧЕНИЕ АНАЛИЗА ДАННЫХ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ВЕТРОЭНЕРГЕТИКИ

THE SIGNIFICANCE OF DATA ANALYSIS IN WIND POWER GENERATION FORECASTING

А. Ю. Горшенин, Д. И. Васина

Омский государственный технический университет, г. Омск, Россия

A. Y. Gorshenin, D. I. Vasina

Omsk state technical university, Omsk, Russia

Аннотация. В статье обсуждается важность анализа данных при прогнозировании выработки энергии ветром. Изменчивость выработки энергии ветром создает проблемы для операторов электросетей, и точное прогнозирование имеет важное значение для эффективных решений по управлению энергопотреблением. В статье подчеркивается важность анализа данных для выявления тенденций, закономерностей и выбросов в данных, которые являются важнейшими исходными данными для моделей прогнозирования. В нем также подчеркивается важность разделения выборочных данных на соответствующие обучающие и тестовые наборы на основе ежемесячных выборок для повышения точности. В статье подчеркивается важность надлежащего анализа данных для повышения точности и надежности прогнозируемых результатов.

Ключевые слова: энергия ветра, возобновляемые источники энергии, анализ данных, прогнозирование, производство электроэнергии, управление энергопотреблением, точность, надежность, изменчивость.

Abstract. This article discusses the importance of data analysis in wind power generation forecasting. The variability of wind power generation creates challenges for power grid operators, and accurate forecasting is essential for effective energy management solutions. The article emphasizes the significance of data analysis for identifying trends, patterns, and outliers in the data, which are crucial inputs for forecasting models. It also emphasizes the importance of dividing the sample data into appropriate training and test sets based on monthly samples to improve accuracy. The article highlights the significance of proper data analysis in improving the accuracy and reliability of predicted results.

Keyword: wind power, renewable energy, data analysis, forecasting, power generation, energy management, accuracy, reliability, variability

I. ВВЕДЕНИЕ

Возобновляемые источники энергии, такие как энергия ветра, приобретают все большее значение по мере того, как мы стремимся к более устойчивому будущему. Однако изменчивость выработки энергии ветром создает проблему для операторов энергосистем, которые должны балансировать спрос и предложение электроэнергии в режиме реального времени [1]. Точное прогнозирование выработки энергии ветром может предоставить операторам сетей ценную информацию, позволяющую им лучше управлять сетью и снизить зависимость от невозобновляемых источников энергии [2].

Прежде чем приступить к прогнозированию выработки энергии ветром, крайне важно провести тщательный анализ данных [3]. Этот шаг включает в себя обработку, очистку и изучение имеющихся данных для обеспечения их точности, полноты и непротиворечивости. Без надлежащего анализа данных результаты прогнозирования могут быть ненадежными и неточными, что приводит к неоптимальным решениям по управлению энергопотреблением [4].

Анализ данных позволяет идентифицировать тенденции, закономерности и выбросы в данных, которые являются важнейшими исходными данными для моделей прогнозирования [5]. Это также помогает в обнару-

жении недостающих или ошибочных точек данных, которые могут быть исправлены или вменены, чтобы избежать влияния на результаты прогноза [6].

Кроме того, анализ данных позволяет выявить потенциальные проблемы с качеством данных, которые могут возникнуть в процессе прогнозирования, такие как пробелы в данных или ошибки, вызванные неисправным оборудованием [7]. Решив эти проблемы до начала прогнозирования, можно значительно повысить точность и надежность прогнозируемых результатов [8].

Таким образом, анализ данных является важным шагом, который не следует упускать из виду при прогнозировании выработки энергии ветра. Это обеспечивает качество и точность данных, предоставляет ценную информацию и исходные данные для моделей прогнозирования и повышает общую эффективность решений по управлению энергопотреблением [9].

II. ТЕОРИЯ И РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Для прогнозирования выработки электроэнергии требуется предварительная обработка и анализ данных. Расчеты, построение и визуализация производились с помощью программы написанной на языке программирования Python.

Исходные данные содержат в себе значения объема выборки – 8760 записей; дату и время с интервалом записи в 1 час на протяжении года; значение выработки электроэнергии, скорости ветра, направления ветра, давления и температуры воздуха в соответствии с датой и временем.

Первый набор диаграмм на рис. 1 представляет собой прямоугольные диаграммы, которые отображают распределение каждой переменной в наборе данных. Каждое поле представляет распределение значений для одной переменной, причем поле содержит медианное значение, а верхняя и нижняя границы представляют межквартильный диапазон. «Усы» простираются до минимального и максимального значений распределения, в то время как любые выбросы отображаются в виде отдельных точек. Переменные отображаются разными цветами для облегчения визуального распознавания.

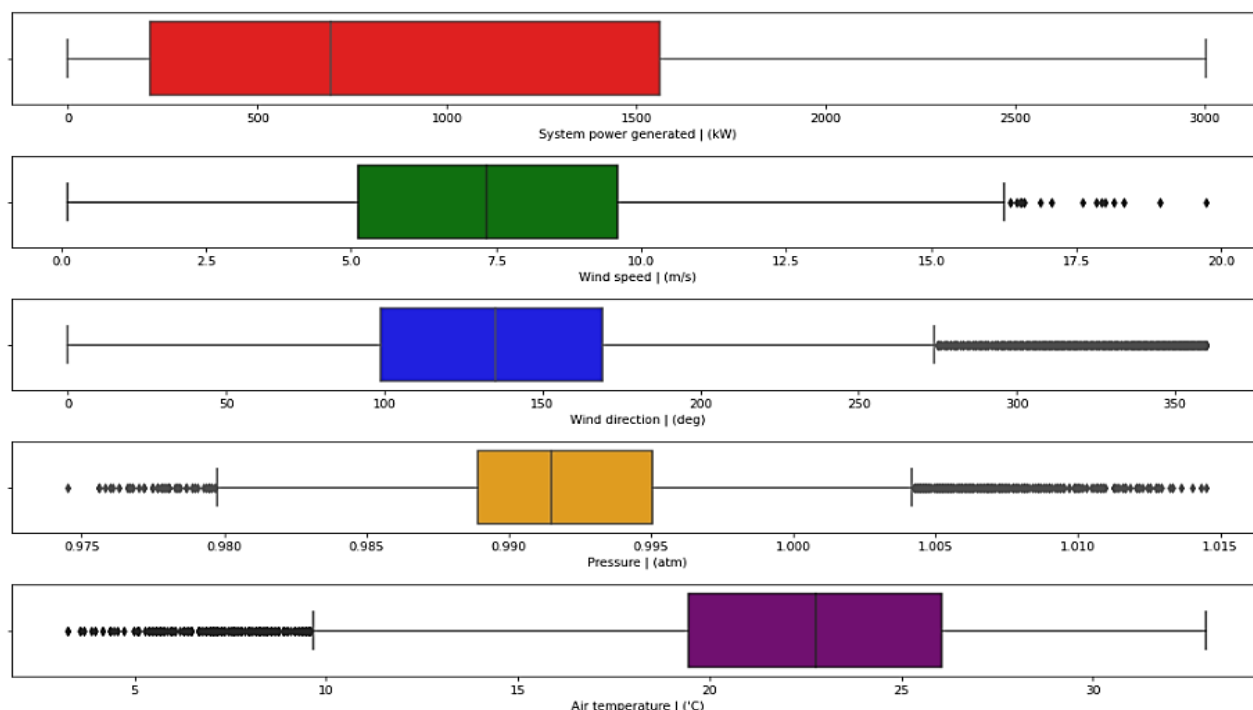


Рис. 1. Распределение переменных

Графики показывают, что вырабатываемая мощность в основном находится в диапазоне 250–1600 кВт, ветер в основном 5–10 м/с и в основном с юго-востока (100–170 градусов). Данные также выводятся на график ежечасно, ежемесячно и ежедневно, чтобы выявить закономерности в данных.

На рис. 2 показана прямоугольная диаграмма почасовой разбивки выработки электроэнергии в кВт. Ось x показывает время суток, в то время как ось y показывает вырабатываемую мощность. График прямоугольника и усов показывает распределение мощности, вырабатываемой за каждый час дня, причем прямоугольник представляет межквартильный диапазон, а «усы» показывают диапазон значений, в 1,5 раза, превышающий межквартильный диапазон. Любые точки за пределами этого диапазона отображаются как отдельные точки.

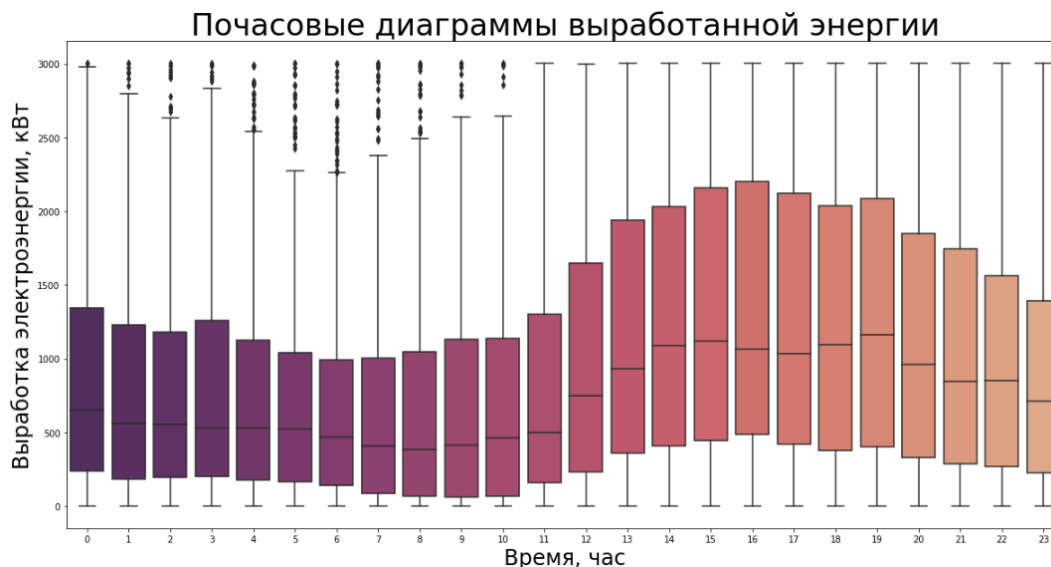


Рис. 2. Почасовая разбивка выработки электроэнергии

На диаграмме (рис. 3) показан объемный график ежемесячной выработки электроэнергии системой в кВт. Ось x показывает месяц года, в то время как ось y показывает вырабатываемую мощность. График прямоугольника и «усов» показывает распределение мощности, вырабатываемой за каждый месяц года, причем прямоугольник представляет межквартильный диапазон, а «усы» показывают диапазон значений, в 1,5 раза, превышающий межквартильный диапазон. Любые выбросы за пределами этого диапазона отображаются как отдельные точки.

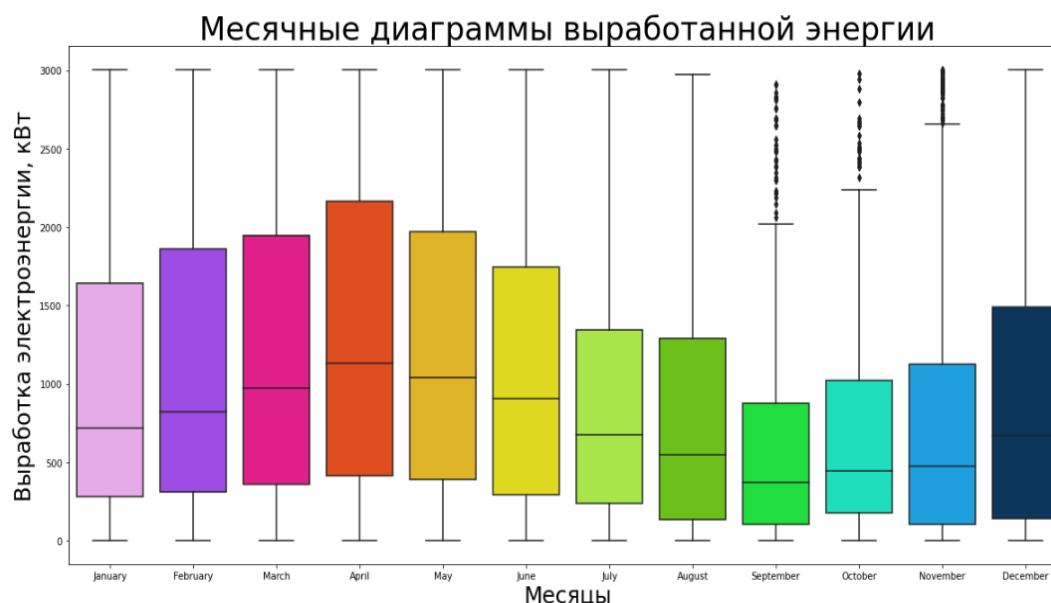


Рис. 3. Ежемесячная выработка электроэнергии

На рис. 4 показан линейный график суточной выработки электроэнергии в кВт. Ось x показывает период времени, в то время как ось y показывает генерируемую мощность. Линейный график показывает суточное изменение вырабатываемой мощности с течением времени.

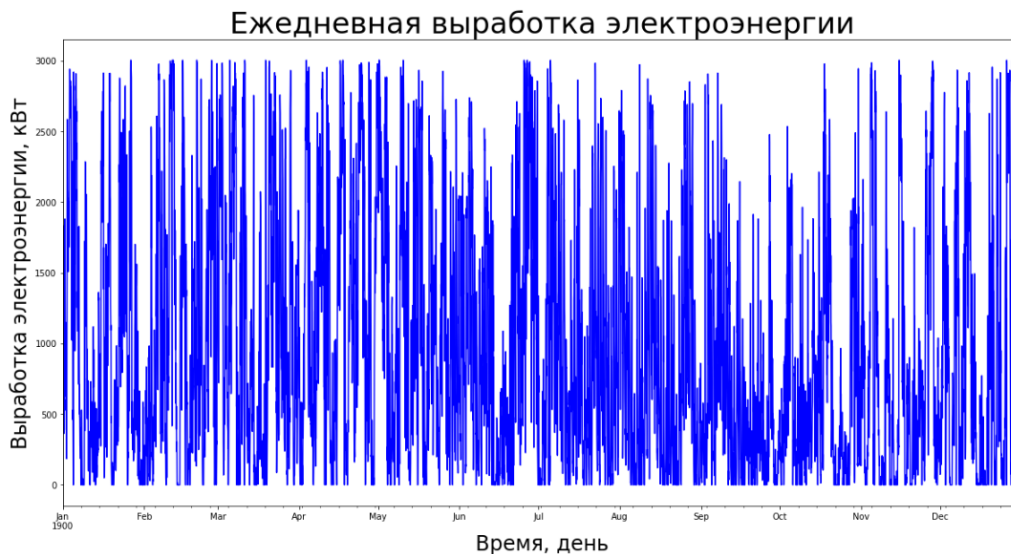


Рис. 4. Линейный график суточной выработки электроэнергии

Для того чтобы точно спрогнозировать выработку энергии ветром, важно соответствующим образом разделить выборку. Выработка энергии ветра значительно варьируется в зависимости от месяца, что делает необходимым использование варианта разделения теста на стратифицированные поезда, который гарантирует использование выборки за каждый месяц. Такой подход позволяет избежать риска искажения или предвзятости результатов за счет разделения обучения и тестирования на основе периодов высокой или низкой генерации.

Также важно проверить размер данных и убедиться, что в каждом месяце содержится одинаковое количество записей. Посмотрев на ежемесячное количество функций, можно подтвердить, что обучающие и тестовые наборы были созданы с использованием значений за каждый месяц. Этот процесс разделения данных на соответствующие обучающие и тестовые наборы на основе ежемесячных выборок имеет решающее значение для точного прогнозирования выработки энергии ветром.

Таким образом, правильная стратегия разделения тестов поездов, основанная на ежемесячных выборках, жизненно важна для эффективного прогнозирования выработки энергии ветром. Такой подход обеспечивает непредвзятые и точные результаты, принимая во внимание различия в выработке энергии ветра в разные месяцы. Следуя этой методологии и обеспечивая одинаковое количество записей за каждый месяц, можно значительно повысить точность прогнозов выработки энергии ветром.

III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Прогнозирование выработки энергии ветра является важнейшим аспектом в отрасли возобновляемых источников энергии в связи с растущей зависимостью от энергии ветра. Точные прогнозы позволяют операторам электросетей эффективно управлять спросом на электроэнергию, предотвращать отключения электроэнергии и обеспечивать стабильность сети. Однако перед началом процесса прогнозирования важно провести тщательный анализ данных, чтобы убедиться, что данные, используемые в модели прогнозирования, являются точными и репрезентативными для анализируемой системы. Используя соответствующие аналитические методы для предварительной обработки и анализа данных, исследователи могут выявлять и удалять выбросы, учитывать недостающие значения и оценивать качество данных. Это гарантирует, что модель прогнозирования основана на надежных данных, что приводит к более точным и достоверным прогнозам. Таким образом, сочетание точных методов анализа данных и эффективных моделей прогнозирования имеет жизненно важное значение в стремлении к устойчивому энергетическому будущему.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Горшенин А. Ю., Блохин А. В., Грицай А. С. Исследование параметров, влияющих на выработку электроэнергии ветроэлектростанций // Информационные технологии в науке и производстве : материалы IX Всерос. молодеж. науч.-техн. конф., Омск, 19–20 апреля 2022 года. Омск: Омский государственный технический университет, 2022. С. 110–116.
2. Gorshenin A., Vasina D. Study of Methods for Forecasting Wind Power Generation Based on the Processing of Meteorological Data // 2022 Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines (Dynamics), Омск, Russian Federation. 2022. P. 1–5. DOI: 10.1109/Dynamics56256.2022.10014925.
3. Горшенин А. Ю., Денисова Л. А. Прогнозирование энерговыработки ветроэлектростанций с использованием искусственной нейронной сети // Информационные технологии и автоматизация управления : материалы XIII Всерос. науч.-практ. конф. студентов, аспирантов, работников образования и промышленности, Омск, 27–28 мая 2022 года. Омск: Омский государственный технический университет, 2022. С. 63–69.
4. Хомутов С. О., Хамитов Р. Н., Грицай А. С., Серебряков Н. А. Методика формирования обучающей выборки в задачах краткосрочного прогнозирования электропотребления гарантирующего поставщика // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2021. № 2. С. 227–233.
5. Stein M., Pinson P. Renewable energy forecasting: From physics-based models to data-driven approaches // Annual Review of Environment and Resources. 2019. Vol. 44. P. 1–36. DOI: 10.1146/annurev-environ-101718-033212.
6. Ruiz-Arias J. A., Sánchez-Navarro J. T., Antón P., López A. G. Wind energy forecasting: A review of state-of-the-art models and techniques // Renewable and Sustainable Energy Reviews. 2013. Vol. 26. Pp. 216–256. DOI: 10.1016/j.rser.2013.05.012.
7. Salcedo-Sanz J., Pinson P., Gómez-Lázaro E. Short-term wind power forecasting using artificial intelligence techniques: A review // Applied Energy. 2018. Vol. 211. P. 1123–1140. DOI: 10.1016/j.apenergy.2017.11.057.
8. Liu R., Liu W., Ma Y., Lv Y. Comparison of different neural network models for wind speed prediction in wind power plants // Renewable Energy. 2019. Vol. 132. P. 1317–1333. DOI: 10.1016/j.renene.2018.08.084.
9. Moro S., Pinson P., Gómez-Lázaro E. A hybrid methodology based on machine learning for short-term wind power forecasting // Renewable Energy. 2016. Vol. 85. Pp. 1371–1380. DOI: 10.1016/j.renene.2015.07.070.