

СРАВНЕНИЕ ИСПОЛЬЗУЕМЫХ МЕТОДОВ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ВЫРАБОТКИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ ВЕТРОЭЛЕКТРОСТАНЦИЯМИ

А.Ю. Горшенин

ассистент, e-mail: augomgtu@gmail.com

Д.И. Васина

магистрант, e-mail: basina94@mail.ru

Омский государственный технический университет, Омск, Россия

Аннотация. В данной работе исследуется влияние погодных условий на выработку энергии на ветроэлектростанциях. Исследование сосредоточено на разработке моделей для прогнозирования выработки электроэнергии на основе скорости ветра, атмосферного давления и температуры воздуха. В исследовании используются модели полиномиальной регрессии и искусственных нейронных сетей для прогнозирования.

Ключевые слова: ветроэнергетика, ветряные электростанции, выработка электроэнергии, прогнозирование, полиномиальная регрессия, искусственная нейронная сеть.

1. Введение

Ветроэнергетика является важнейшим источником возобновляемой энергии. Альтернативные источники возобновляемой энергии в последние годы начинают набирать популярность не только в странах Запада, но и в Российской Федерации [1]. В 2021 г. установленная мощность ветровой энергетика в мире составила 837 ГВт [2]. Выработку электроэнергии сложно прогнозировать, что затрудняет интеграцию ветроэлектростанций (ВЭС) в энергосистемы [3]. Даже краткосрочное прогнозирование выработки электроэнергии представляет сложную задачу, потому что на неё влияет множество факторов, которые могут быстро изменяться.

В связи с обоснованием актуальности требуются исследования, отражающие структурную организацию и технологические процессы, происходящие в прогнозируемой системе. Возникает необходимость разработки программного обеспечения с использованием элементов технологий искусственного интеллекта и машинного обучения для повышения точности прогнозирования выработки электроэнергии на ВЭС [4, 5]. Данное программное обеспечение позволит более эффективно распределять ресурсы, повышая при этом экономическую эффективность поставщиков [6]. Следует также отметить, что прогнозирование скорости ветра играет важную роль в распределении балансирующей мощности. Удовлетворительного результата добиться сложно из-за сложной флуктуационной характеристики скорости ветра [7].

2. Используемые методы прогнозирования

С целью установления значимости весов каждого параметра и дальнейшего прогнозирования выработки электроэнергии ВЭС были выбраны следующие методы.

Полиномиальная регрессия и искусственные нейронные сети (ИНС) – два распространённых метода машинного обучения, используемых в прогнозном моделировании. Основное преимущество полиномиальной регрессии заключается в том, что она соответствует нелинейным отношениям между независимыми и зависимыми переменными [8].

Полиномиальная регрессия – это тип регрессионного анализа, в котором взаимосвязь между независимой переменной x и зависимой переменной y моделируется как полином n -й степени. Модель обучается с использованием набора обучающих данных, а затем используется для прогнозирования новых, невидимых данных. С другой стороны, ИНС представляют собой тип алгоритма машинного обучения, вдохновлённый структурой и функциями человеческого мозга. ИНС обучаются с использованием больших объёмов данных и способны фиксировать сложные отношения между входными и выходными данными [9]. Одним из основных преимуществ ИНС является их способность обрабатывать большие объёмы данных, включая нелинейные и прерывистые отношения. Ограничением метода полиномиальной регрессии является то, что он подвержен переоснащению, которое происходит, когда модель становится слишком сложной и фиксирует шум в данных, что приводит к низкой производительности обобщения новых данных [10].

Одним из основных ограничений ИНС является то, что их трудно интерпретировать и объяснить, поскольку внутренняя работа сети непрозрачна.

3. Обработка данных

В качестве набора данных взяты следующие показатели: почасовая выработка электроэнергии ВЭС (кВт); дата и время, полученные с помощью интеллектуального счётчика; исторические метеорологические данные о скорости и направлении ветра; температура и давление воздуха. По исходным данным составлены графики (рис. 1) распределения параметров: выработки электроэнергии, скорости ветра и атмосферного давления воздуха за одну неделю февраля 2020 г.

На рис. 1 а показано распределение выработки электроэнергии, 1 б – распределение скорости ветра, 1 в – распределение давления. На данных графиках определены зависимости выработки электроэнергии ВЭС от метеоусловий.

На рис. 1 а представлена выработка электроэнергии за 1–7 февраля 2020 г. с периодичностью в 1 час. По графику установлено, что наибольшее количество выработанной энергии приходится на 3, 5 и 6 февраля 2020 г. По отношению к остальным временным отрезкам наблюдается невысокая тенденция роста выработки электроэнергии.

На графике 1 б представлена скорость ветра за 1–7 февраля 2020 г. с периодичностью в 1 час. На графике 1 б также видно, что 3, 5 и 6 февраля 2020 г. скорость ветра самая высокая, в остальные дни скорость ветра имеет тенденцию к среднему значению.

На рис. 1 в показано атмосферное давление за одну неделю, этот график показывает, что атмосферное давление ведёт себя одинаково во все дни.

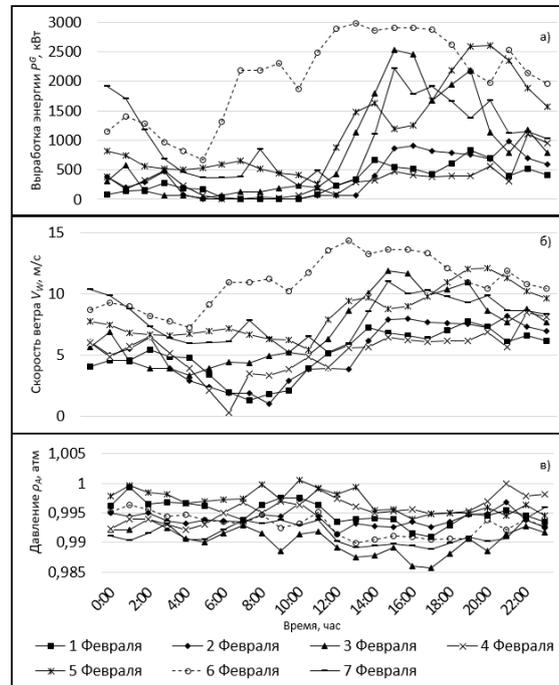


Рис. 1. Распределение параметров за 1–7 февраля:
а) выработка электроэнергии; б) скорость ветра; в) давление воздуха

Пример исследования наличия парной корреляции отражает зависимости между скоростью ветра и выработкой электроэнергии ВЭС у рассматриваемого процесса, что является основой построения моделей и алгоритмов прогнозирования последующей выработки электроэнергии, учитывающих динамику регрессоров.

В исследовании использовался метод полиномиальной регрессии. Расчёты проводились с использованием регрессионной модели с тремя входными параметрами:

$$y = a_0 + a_1 \cdot (V^W)^2 + a_2 \cdot (\rho^A)^3 + a_3 \cdot T^A, \quad (1)$$

где a_0 – точка пересечения a_1, a_2, a_3 ; V^W – скорость ветра; ρ^A – давление воздуха; T^A – температура воздуха.

Расчёты проводились со следующими параметрами: $a_0 = -72.298$; $a_1 = 17.590$; $a_2 = 11.665$; $a_3 = -4.598$.

Также расчёты проводились с использованием регрессионной модели с двумя (давление воздуха и скорость ветра) входными параметрами:

$$y = b_0 + b_1 \cdot (V^W)^2 + b_2 \cdot \rho^A, \quad (2)$$

где b_0 – точка пересечения b_1, b_2 ; V^W – скорость ветра; ρ^A – давление воздуха.

Расчёты проводились со следующими параметрами: $b_0 = -90.827$; $b_1 = 17.097$; $b_2 = -22.131$.

Дальнейшие расчёты проводились с использованием регрессионной модели с двумя входными параметрами (температура воздуха и скорость ветра):

$$y = c_0 + c_1 \cdot (V^W)^2 + c_2 \cdot T^A, \quad (3)$$

где c_0 – точка пересечения c_1, c_2 ; V^W – скорость ветра; T^A – температура воздуха.

Расчёты проводились со следующими параметрами: $c_0 = -69.010$; $c_1 = 17.601$; $c_2 = -4.279$.

Структура ИНС имеет 4 слоя, 2 из которых – скрытые. Вход ИНС содержит 4 нейрона. Модель содержит в скрытых слоях 16 нейронов. Выходной слой состоит из 1 нейрона. Функция распределения – функция Гаусса. Исследование проводилось с использованием функций активации – Rectifier. Обучение составляло 10 эпох. Структурная схема приведена на рис. 2¹.

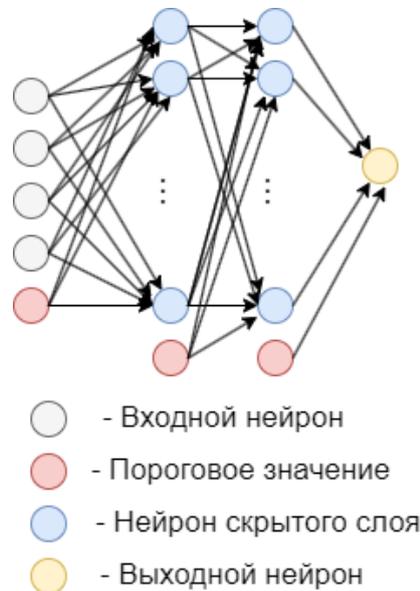


Рис. 2. Структурная схема ИНС, предназначенной для краткосрочного прогнозирования выработки электроэнергии ВЭС

4. Прогнозирование выработки электроэнергии ВЭС

В табл. 1 приведены расчёты ошибок прогноза выработки электроэнергии ВЭС с использованием метода полиномиальной регрессии. Прогноз был сделан на сутки вперёд.

По данной таблице установлено, что прогнозирование с учётом двух метеопараметров, а именно скорости ветра V^W и атмосферного давления ρ^A , даёт результат с большим коэффициентом ошибки, минимальная ошибка прогноза $\mathcal{E}_p = 15,66\%$ при размере выборки $n_{ts} = 500$. Прогнозирование по значениям параметров температуры воздуха T^A и скорости ветра V^W показало лучшие результаты, чем прогнозирование

¹Цветные иллюстрации доступны на сайте журнала <http://msm.omsu.ru/RU/jrn67.html>

Таблица 1. Ошибки прогнозирования выработки электроэнергии при использовании метода полиномиальной регрессии на сутки вперёд

№, п/п	Размер тренировочной выборки n_{ts}	Ошибка прогноза на основе метеоданных, ε_p %		
		$P^{PR}(V^W, \rho^A)$	$P^{PR}(V^W, T^A)$	$P^{PR}(V^W, \rho^A, T^A)$
1	100	20.54	19.86	18.69
2	250	17.5	11.26	10.45
3	500	15.66	8.18	7.23
4	750	16.11	10.36	9.44
5	1000	15.47	10.75	9.27
6	5000	16.01	16.28	11.44

ρ^A – атмосферное давление воздуха, T^A – температура воздуха, V^W – скорость ветра.

вание по значениям параметров скорости ветра V^W и атмосферного давления ρ^A . Наилучший результат $\varepsilon_p = 8,18$ % при размере выборки $n_{ts} = 500$.

Наилучшие результаты показала модель, основанная на данных по всем параметрам. Наилучший показатель $\varepsilon_p = 7,23$ % при размере выборки $n_{ts} = 500$. В результате можно сказать, что при использовании метода полиномиальной регрессии рекомендуется учитывать данные всех погодных показателей. Метод полиномиальной регрессии даёт результат с низкой ошибкой на выходе, и он может быть применён к задачам прогнозирования выработки электроэнергии ВЭС. Отсюда также следует, что увеличение параметров во входной выборке способствует уменьшению размера выборки.

В табл. 2 представлены расчёты ошибок прогноза выработки электроэнергии ВЭС методом на основе искусственной нейронной сети. Прогноз был сделан на сутки вперёд.

По данным таблицы видно, что удовлетворительные результаты можно получить

Таблица 2. Ошибки прогнозирования выработки электроэнергии при использовании метода на основе ИНС на сутки вперёд

№, п/п	Размер тренировочной выборки n_{ts}	Ошибка прогноза на основе метеоданных, ε_p %		
		$P^{NN}(V^W, \rho^A)$	$P^{NN}(V^W, T^A)$	$P^{NN}(V^W, \rho^A, T^A)$
1	100	11.54	15.14	20.3
2	250	15.40	11.49	5.79
3	500	11.19	7.99	3.17
4	750	3.57	1.60	5.96
5	1000	4.56	9.59	2.90
6	5000	2.79	2.58	1.02

ρ^A – атмосферное давление воздуха, T^A – температура воздуха, V^W – скорость ветра.

уже при размере выборки $n_{ts} = 500$. При использовании первой пары параметров V^W, ρ^A приемлемый результат получается уже при размере выборки $n_{ts} = 750$, т. е. с погрешностью менее 5 %.

При использовании второй пары параметров V^W, ρ^A результат ошибки прогнозирования меньше при размере выборки $n_{ts} = 750$. Наилучшие результаты представлены при использовании всего набора параметров V^W, ρ^A, T^A , более точные результаты при прогнозировании на сутки вперед можно получить при размере выборки $n_{ts} = 500$.

5. Результаты

ИНС как один из инструментов прогнозирования имеет практическую значимость, в отличие от метода полиномиальной регрессии, поскольку удовлетворительные результаты можно получить даже при размере тренировочной выборки $n_{ts} = 500$, исходя из данных табл. 2. Важную роль в исследовании играет метод полиномиальной регрессии, так как он позволяет определить значение метеоданных, указать их значимость в процессе выработки электроэнергии ВЭС.

Литература

1. 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), Omsk, Russian Federation. 2022. Art. 1–5.
2. Singh U. et al. Wind energy scenario, success and initiatives towards renewable energy in India—A review // Energies. 2022. Vol. 15 (6). Art. 2291.
3. Горшенин А.Ю., Блохин А.В., Грицай А.С. Анализ характеристик ветроэлектростанций и метеоусловий влияющих на энерговыработку // Математические структуры и моделирование. 2022. № 3 (63). С. 48–56.
4. Hanifi S., Liu X., Lin Z., Lotfian S. A Critical Review of Wind Power Forecasting Methods—Past, Present and Future // Energies. 2020. Vol. 13 (15) Art. 3764.
5. Тюньков Д.А., Грицай А.С., Сапилова А.А., Блохин А.В., Родионов В.С. Нейросетевая модель для краткосрочного прогнозирования выработки электрической энергии солнечными электростанциями // Научный вестник Новосибирского государственного технического университета. 2020. № 4. С. 145–158.
6. Soman S.S., Zareipour H., Malik O., Mandal P. A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons // North American Power Symposium. 2010.
7. Denisova L.A. A mathematical model of a digital control system with variable parameters // Automation and Remote Control. 2012. Vol. 73 (11). P. 1895–1901.
8. Gorshenin A., Denisova L. Forecasting the Power Output of a Wind Power Plant Using an Artificial Neural Network // 2022 Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines (Dynamics), Omsk, Russian Federation. 2022. Art. 1–5.
9. 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.

10. Хамитов Р.Н., Грицай А.С., Тюньков Д.А., Дугин Д.Д., Сеницин Г.Э. О методе построения обучающей выборки в задачах краткосрочного прогнозирования электропотребления с учётом критериев информативности и компактности // Промышленная энергетика. 2017. № 8. С. 23–28.

COMPARISON OF THE METHODS USED IN FORECASTING THE POWER GENERATION BY WIND POWER PLANTS'

A.Y. Gorshenin

Instructor, e-mail: ayugorshenin@omgtu.ru

D.I. Vasina

Master's Degree Student, e-mail: bacina94@mail.ru

Omsk State Technical University, Omsk, Russia

Abstract. This paper investigates the impact of weather conditions on energy production at wind farms. The research focuses on developing models to predict electricity generation based on wind speed, atmospheric pressure and air temperature. The study uses polynomial regression models and artificial neural networks to predict.

Keywords: wind energy, wind farms, power generation, forecasting, polynomial regression, artificial neural network.

Дата поступления в редакцию: 30.05.2023