



Обзор методов прогнозирования в ветроэнергетике

В данной статье приводится обзор текущих, а также новых разработок в области прогнозирования ветра, основанные на физических, статистических и гибридных методах в разных временных масштабах. Уделяется внимание на точности моделей и источнику основных ошибок.

Генерация электроэнергии ветроэнергетическими установками является практически неисчерпаемым вариантом выработки. Ветер — источник экологически безопасной энергии, но при этом ветроэнергетика нуждается в большом количестве исследований для развития научных и технологических основ прогнозирования объёмов получаемой энергии. Стоит отметить, что, согласно [1], порядка 21 % сухопутных ветровых ресурсов принадлежит России и странам СНГ.

Экологическая повестка и рост цен на ископаемое топливо выдвигает на первый план использование возобновляемых источников энергии. Ветровая энергия является одной из наиболее привлекательных технологий возобновляемой энергетики

торым сталкиваются практики и учёные, начиная заниматься проблемами эксплуатации ветропарков, как в рамках отдельного проекта, так и в масштабах регионов, конгломераций и целых стран.

Для прогнозирования ветра разработаны различные методы, которые можно классифицировать по временным шкалам и методологии. Опираясь на множество исследований [6, 7], прогнозирование ветра по временному характеру можно условно разделить на три категории:

- прогнозирование на восемь часов вперёд (краткосрочное прогнозирование);
- прогнозирование на сутки вперёд (среднесрочное прогнозирование);
- прогнозирование на несколько дней вперёд (долгосрочное прогнозирование).



из-за её относительно высокой эффективности и низкого уровня загрязнения [2]. Однако, поскольку мощность, вырабатываемая ветроэнергетическими установками, зависит от метеорологических данных и скорости ветра [3, 4], неожиданные изменения выработки электроэнергии могут оказать негативное влияние на работу единой энергосистемы [5]. Данное обстоятельство требует высокую точность прогнозирования скорости ветра.

Прогнозирование ветрового потенциала и, как следствие, выработки электрической энергии ВЭУ и/или ВЭС (ветроэнергетическая установка / ветряная электростанция) — первый вопрос, с ко-

Также стоит отметить, что схемы прогнозирования ветра можно разделить на основе их методологии [8–10]:

- физический метод, основанный на состоянии нижнего слоя атмосферы или численном прогнозе погоды с использованием данных прогноза погоды;
- статистический метод, основанный на большом объёме данных исторического характера без учёта метеорологических условий, при этом для обработки «больших данных» (Big Data) применяется искусственный интеллект (нейронные сети) и подходы к анализу временных рядов;
- гибридный метод, который сочетает физические и статистические методы.

Авторы: К.Н. ЮСУПОВ; С.Т. ТОЖИБОВЕВ,
[Российский государственный университет нефти и газа \(НИУ\) имени И.М. Губкина](#)
 (РГУ им. И.М. Губкина)

Модели для краткосрочного прогнозирования

Модели для прогнозирования на восемь часов вперёд, как правило, основаны на статистических подходах. В качестве одного из ярких примеров таких моделей является разработанная в Германии модель WPMS (Wind Power Management System), которой пользуются сетевые операторы и операторы крупных ветропарков Германии [11]. Для прогнозирования WPMS использует искусственные нейронные сети, которые обрабатывают большое количество исторических данных. Входные и выходные данные измерений в ветропарке и прогнозируемые метеопараметры преобразовываются в файлы XML-формата и передаются в ядро программы, состоящее из модулей прогнозирования и модулей преобразования.

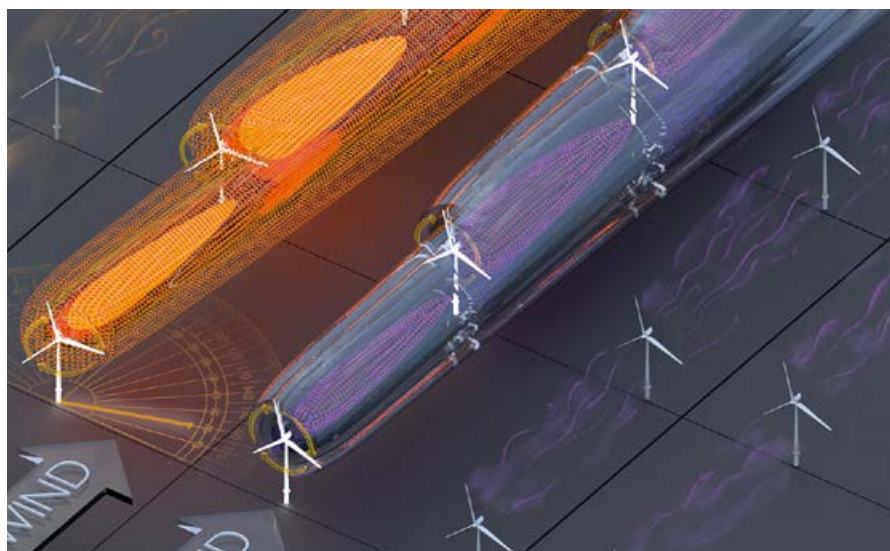


В свою очередь, ядро программы производит следующие расчёты:

- определение текущего объёма поступления ветровой энергии для всей зоны или местной зоны регулирования;
- составление прогнозов подачи ветровой энергии на ближайшие сутки вперёд

для зон регулирования на основе метеорологических параметров;

- расчёт ожидаемой подачи ветровой энергии на интервал от одного до восьми часов для зоны регулирования на основе метеорологических параметров и измененных данных мощности.



Модели для среднесрочного прогнозирования

Для среднесрочного прогнозирования существует несколько моделей: Wind Power Prediction Tool (WPPT), Predictor, Zephyr, WPFS 1.0, AWPPS. Реализация данных моделей была осуществлена в рамках научных исследований в Испании, Германии, Дании, Ирландии и во Франции [11].

WPPT (Wind Power Prediction Tool) — это система прогнозирования скорости ветра на срок до 48 часов вперёд, в зависимости от горизонта прогнозов, с разрешением, как правило, 30 минут. Компьютерная система работает в режиме онлайн. Система постоянно получает актуальную информацию и периодически (обычно каждые 30 минут) обновляет базовые модели для создания прогнозов.

Система Wind Power Prediction Tool была написана на языках программирования C/C++ и Java и работает под управлением Unix, Linux и Windows, а основной метод моделирования основан на передовых нелинейных статистических моделях. Набор моделей включает в себя полупараметрическую модель кривой мощности для ветровых электростанций, учитывающую как скорость, так и направление ветра, и модели динамического прогнозирования, описывающие динамику мощности ветра и любые его суточные колебания, и т.д.

При прогнозировании система WPPT учитывает множественные переменные параметры, например: онлайн-измерения мощности ветра, метеорологические прогнозы скорости и направления ветра по ветряным электростанциям и регионам, прочие доступные измерения и прогнозы, такие как местная скорость ветра, количества активных турбин [12].

Система **Prediktor** разработана в рамках исследовательской программы по метеорологии. В отличие от WPPT, основная идея Prediktor заключается в моделировании большого количества физических моделей. Система прогнозирует производительность ветропарков до 48 часов вперёд, на каждые шесть часов. Для этого системе необходим доступ к выходным данным модели численного прогноза погоды (ЧПП), так как общие погодные условия предсказываются моделью ЧПП. Prediktor может достоверно спрогнозировать скорость ветра только в конкретно указанной местности. Далее эти прогнозы корректируются по мере необходимости с помощью вспомогательных моделей, в которых учитываются влияния неров-



ностей рельефа местности, орография, а также влияние ветроустановок друг на друга. В настоящее время Prediktor применяется для прогнозирования ветра в электростанциях в Ирландии, Дании, Германии и Испании.

Существует также система AWPPS, который даёт краткосрочные прогнозы энергии ветра наземных и офшорных ветроэлектростанций на ближайшие 48/72 часа с шагом обновления каждый час, на ближайшие четыре-шесть часов с шагом обновления каждые 10–15 минут и оперативную оценку неопределённостей для этих прогнозов. Для прогнозирования AWPPS использует современные адаптивные нейронные сети. AWPPS предоставляет доверительные интервалы для прогноза ветровой энергии с предварительно заданным уровнем достоверности в 85, 90 и 95%. Данный модуль позволяет прогнозировать неопределённость на основе ожидаемой стабильности погоды в течение следующих 24 часов [13].

Китайским институтом электроэнергетики (China Electric Power Research Institute, CEPRI) разработана модель прогнозирования ветроэнергетики WPFS 1.0, которая

применяется в провинции Хэйлунцзян (Heilongjiang). Система WPFS 1.0 учитывает исторические данные о погоде, данные ветряных электростанций и параметры генерации, основанные как на физическом методе (новые ВЭС), так и на статистическом методе (существующие ВЭС).

Модели для долгосрочного прогнозирования

Современные средства прогнозирования ветровой энергии предоставляют прогнозы на временной горизонт до нескольких дней вперёд и обычно основаны на моделях численного прогноза погоды (ЧПП).

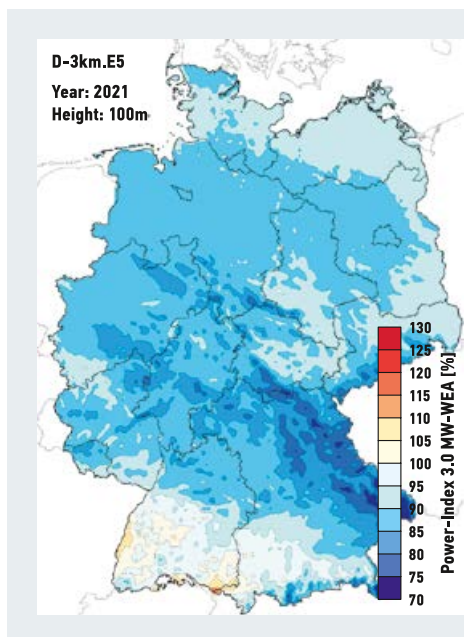
Национальные метеорологические службы и частные поставщики данных о погоде предлагают широкий спектр различных данных для применения метода численного прогноза погоды, которые подходят для прогнозирования скорости ветра и ветровой энергии. Это — тенденция использования ЧПП для долгосрочных прогнозов

Национальные метеорологические службы и частные поставщики данных о погоде предлагают широкий спектр различных данных для применения метода численного прогноза погоды, которые подходят для прогнозирования скорости ветра и ветровой энергии. Это — тенденция использования ЧПП для долгосрочного прогноза в будущем [14].

Для долгосрочного прогнозирования применяют систему **Prevento**. Она похожа на Prediktor, но использует более строгое физическое масштабирование и специализированное масштабирование. Prevento обеспечивает надёжный прогноз ожидаемой мощности ветра для любых мест и регионов в Германии, Европе и любой точке мира на срок до десяти дней и с временным разрешением до 15 минут. Прогнозирование ветровой энергии основано на оптимальном сочетании различных моделей погоды с учётом местных условий вокруг ветряной электростанции, а также ЧПП.

Система Prevento основана на физическом подходе с использованием данных крупномасштабной модели прогнозирования погоды — такой как Lokalmodell Немецкой метеорологической службы (DWD). Она моделирует пограничный слой с учётом шероховатости, орографии и следовых эффектов.

Важным для расчёта скорости ветра на высоте центра является суточный ход термической стратификации атмосферы, который используется для изменения логарифмического профиля. Используя удельную характеристику мощности турбины, рассчитывается ожидаемая выходная мощность для отдельных объектов. Суммарная электроэнергия, производимая ветром в пределах определённого региона, рассчитывается на основе выбранных ветровых электростанций.



Индекс ветра ANEMOS

Проект ANEMOS в ежегодном отчёте представляет высокодетализированные карты ветровых индексов (Windindex) и индексов доходности (Ertragsindex) ветроэнергетики для Европы и Германии (масштаб 3 км, высота 100 м), основанные на данных ERA5. Индекс доходности необходим операторам, менеджерам или управляющим активами для проверки производительности своих ВЭС. Например, по данным ANEMOS, средний индекс ветра в Германии в 2021 году составил 95,2%, что делает этот «ветровой год» самым слабым за последние 20 лет из-за чрезвычайно слабых зимних месяцев (менее 90%) и четырёх других месяцев слабого ветра в этом году.

Прогнозирование с помощью гибридных моделей

ANEMOS — это гибридный инструмент прогнозирования ветра, учитывающий различные временные горизонты. В данной модели упор делается на разработку интеграции метеорологических прогнозов с высоким разрешением и соответствующих моделей прогнозирования для морских месторождений [15, 16]. Для оффшорного случая будет учитываться морская метеорология, а также информация спутниковых радиолокационных изображений.

WindPro — это ведущее программное обеспечение для планирования в ветровой промышленности в Европе. Разработчиком является компания EMD из Дании. Программное обеспечение подходит практически для всех областей планирования: анализ выработки; создание собственных карт ветров; интерполяция данных о ветре из других мест; анализ теней; анализ видимости, анализ расстояний; анализ уклона подъездных дорог (при

уклоне от 7% перевозка тяжёлых грузов обычно невозможна); фотомоделирование, видеоанимация, трёхмерное моделирование потоков воздуха и поверхности земли; расчёты экономической эффективности; прокладка сетевых кабелей.

WindPro имеет несколько модулей для планирования и прогноза различных параметров. Для прогноза скорости ветра и выработки электроэнергии применяется модуль METEO. Этот модуль позволяет составлять прогнозы урожайности на основе данных о ветре, доступных для отдельных точек в пространстве. Моделирование рельефа местности не проводится, только градиент ветра (изменение ветра по высоте) может быть аппроксимирован простой экстраполяцией. Экстраполяция следует простым правилам и поэтому надёжна только при небольших изменениях высоты и на простой местности. Оптимальным является случай, если данные о ветре доступны именно для тех точек, где впоследствии будут работать ветряные турбины.

Ошибки рассматриваемых моделей

Подобные модели оцениваются с помощью средней ошибки, средней абсолютной ошибки (САО), среднеквадратичной ошибки (СКО), гистограммы распределения частоты ошибки, коэффициента корреляции R , средней абсолютной процентной ошибки (САПО) и коэффициента детерминации R^2 . Доказано, что ошибка результата прогнозирования увеличивается с ростом временного горизонта. Однако некоторые из инструментов повышают точность при увеличении количества вводимых данных. Например, WPMS (одна из наиболее зрелых коммерческих моделей для краткосрочного прогнозирования) показала отличную производительность с СКО, равную 7–19%. AWPPS была успешно адаптирована и проверена для более чем 35 наземных и морских ветропарков в Дании, Германии, Греции, Ирландии, Португалии, Испании и Великобритании. Ошибки прогнозирования для одного ветропарка находятся в диапазоне 2–5% (от номинальной мощности ветропарка) для прогнозов на один час вперёд и 10–15% для прогнозов на 48 часов вперёд. Ошибки для регионального прогнозирования составляет 8–10% для прогнозов на 24 часа вперёд. В Китае СКО прогноза WPFS составляет 16–19% для одного ветропарка и 11,67% для нескольких.

Заключение

В этой статье представлен обзор различных инструментов с различными методами, используемые для прогнозирования мощности ВЭС с учётом различных временных масштабов. Были рассмотрены несколько моделей прогнозирования, которые имеют свои особенности, и уделено внимание источникам ошибок моделей. Оценку эффективности различных моделей и их выбор следует делать в зависимости от конкретного проекта, учитывая характер местности, временные интервалы, экономику проекта. ●

1. Николаев В.Г., Ганага С.В., Кудряшов Ю.И. Национальный кадастр ветроэнергетических ресурсов России и методические основы их определения: монография. — М.: Научно-информационный центр «Атмограф», 2008. 581 с.
2. Chang W.-Y. Short-term wind power forecasting using EPSO based hybrid method. *Energies*. 2013. Vol. 9. Issue 6. Pp. 4879–4896.
3. Chang W.-Y. Comparison of three short term wind power forecasting systems. *Advanced Materials Research*. 2013. Vol. 684. Pp. 671–675.
4. Chang W.-Y. An Radial Basis Function (RBF) neural network combined with Ordinary Least Squares (OLS) algorithm and genetic algorithm for short-term wind power forecasting. *Journal of Applied Mathematics*. Vol. 2013.
5. Sideratos G., Hatzigargyriou N.D. An advanced statistical method for wind power forecasting. *The Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) Transactions on Power Systems*. 2007. Vol. 22. Issue 1. Pp. 258–265.
6. Lazić L., Pejanović G., Živković M. Wind forecasts for wind power generation using the ETA model. *Renewable Energy*. 2010. Vol. 35. Issue 6. Pp. 1236–1243.
7. Lange M., Focken U. New developments in wind energy forecasting. *IEEE Power and Energy Society General Meeting 2008 — Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century*, 2008 IEEE. July 20–24, 2008. Pp. 1–8.
8. Giebel G., Kariniotakis G.N., Brownsword R., Denhard M. The state-of-the-art in short-term prediction of wind power — A literature overview, 2nd Edition. Technical report for ANEMOS.plus and SafeWind projects. January 2011. 110 p.
9. García A.R., De-La-Torre-Vega E. A statistical wind power forecasting system — A Mexican wind-farm case study. *European Wind Energy Conference & Exhibition (EWEC-2009)*. Marseille, France. March 2009.
10. Wind Energy Report Germany 1999/2000. Annual Evaluation of WMEP. ISET. Kassel, Germany. 2000.
11. Candy B., English S.J., Keogh S.J. A comparison of the impact of QuikScat and WindSat wind vector products on met office analyses and forecasts. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2009. Vol. 47. Issue 6. Pp. 1632–1640.
12. Cadenas D.E., Jaramillo O.A., Rivera W. Analysis and forecasting of wind velocity in Chetumal, Quintana Roo (Mexico) using the single exponential smoothing method. *Renewable Energy*. 2010. Vol. 35. Issue 5. Pp. 925–930.
13. Kavasseri R.G., Seetharaman K. Day-ahead wind speed forecasting using f-ARIMA models. *Renewable Energy*. 2009. Vol. 34. Issue 5. Pp. 1388–1393.
14. The ANEMOS Project: next generation forecasting of wind power. Web-source: anemos.cma.fr. Access date: November 20, 2022.
15. Giebel G., Badger J., Martí I., Louka P. Short-term forecasting using advanced physical modelling — The results of the ANEMOS project. Results from mesoscale, microscale and CFD modelling. In *Proc. of the European Wind Energy Conference & Exhibition (EWEC-2006)*. Athens, Greece. February 2006. 29 p.