

УДК 621.548

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОИЗВОДСТВА ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ ВЕТРОВЫМИ ЭЛЕКТРОСТАНЦИЯМИ

Н.П. Кузнецов

Институт возобновляемой энергетики НАНУ
02094 Украина, Киев, ул. Красногвардейская, д. 20А
Тел./факс +38-044-537-26-57, e-mail: renewable@ukr.net

Заключение совета рецензентов: 08.06.11 Заключение совета экспертов: 18.06.11 Принято к публикации: 28.06.11

Увеличение мощности ветровых электростанций требует все более тщательного прогнозирования скорости ветра. Для каждой ветростанции можно использовать как данные метеопрогнозов, так и накопленную информацию о работе самой станции. В данной статье рассмотрены возможности улучшения результатов прогнозирования за счет комбинированного использования различных расчетных моделей и исходных данных.

Ключевые слова: ветровые электростанции, методы прогнозирования, статистическая обработка данных, расчетные модели.

PREDICTION OF WIND ENERGY PRODUCTION

N.P. Kuznetsov

Institute of Renewable Energy, National Ukrainian Academy of Science
20A Krasnogvardejska str., 02094, Kyev-94, Ukraine
Phone/fax: +38-044-537-26-57, e-mail: renewable@ukr.net

Referred:08.06.11 Expertise: 18.06.11 Accepted: 28.06.11

To increase the wind power penetration, the accurate forecasting of wind speed is needed. For a given wind farm, the input variables are the meteorological predictions of wind and historical data of output power. In this article the opportunities of forecasting results improvement by combined use of various computing models and initial data are considered.

Keywords: wind power stations, forecasting techniques, statistical data processing, computational models.

Роль ветровой энергетики в мире быстро возрастает. Фундаментальным осложнением на пути ее широкого внедрения остается переменный характер и непредсказуемость ветровой энергии. Потребность в прогнозировании текущей производительности ветровых электростанций (ВЭС) зависит от уровня внедрения ветровой энергетики. Считается, что при доле мощностей ВЭС на уровне 5% общего объема потребность в точном прогнозировании становится насущной, а для уровня 10% и выше – критически необходимой [1]. Ведь при внедрении ветровой энергетики возрастает влияние случайных факторов на всю энергосистему, что затрудняет ее планирование и диспетчеризацию, при этом возрастают потребности в резервных мощностях. Следовательно, для интегрирования ВЭС в энергосеть необходимо иметь инструментарий предсказаний их текущей мощности. Детальный обзор современных методов прогнозирования приведен в работе [2].

Методы прогнозирования ветровой энергии в целом можно разделить на физические и статистические. Первые исследуют физические свойства атмосферы

и ее взаимодействие с поверхностью Земли, вторые базируются на статистических закономерностях среди массива результатов непосредственных измерений. Обычно используются одновременно как физические, так и статистические модели. Данные метеорологических служб используются как входные переменные наряду со статистическими данными о работе ВЭС.

Для физической модели нужны текущие данные метеонаблюдений из многих точек. Особую сложность здесь представляет потребность в оперативном взаимодействии с метеослужбами и значительный объем расчетных работ [3]. Зато статистические прогнозы можно выполнять с использованием традиционного вычислительного аппарата (программы типа Statistica, SPSS и др.), имея в качестве исходных данных срочные записи метеопостов ВЭС или исследовательских постов, а также официальные метеопрогнозы. Такие методы доступны и менее затратны.

Традиционные статистические модели идентичны прямым моделям обработки случайных величин. Исходные данные рассматриваются как временные ряды.

Зачастую используется модель авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС), согласно которой серии случайных данных могут быть описаны следующим образом:

$$x_t = \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} + \alpha_t - \sum_{j=1}^m \theta_j \alpha_{t-j}, \quad (1)$$

где φ_i – параметр авторегрессии; θ_j – параметр скользящего среднего; α_t – нормальный белый шум; x_t – значения прогнозируемой случайной величины в момент времени t .

Различные модели прогнозирования имеют свои особенности, которые позволяют получать лучшие результаты в зависимости от ситуации. Модели постоянства рассматриваются как простейший вариант, который применяет текущую величину как значение

следующего момента. Как улучшение модели постоянства можно рассматривать метод экспоненциального сглаживания. Сравнение точности различных моделей затруднено, поскольку она зависит от разных обстоятельств. Так, для лучших моделей нормализованная средняя ошибка прогноза мощности ВЭС варьируется от 5-10% для плоских территорий (10-15% для оффшорных ВЭС) до 10-35% для гористой местности [4]. Отличные результаты демонстрируют комбинированные модели. Погрешность возрастает с увеличением горизонта прогнозирования.

Пример статистического прогнозирования скорости ветра на 6 и на 24 часа вперед (начало отсчета отнесено к 360 часу) для одной из крымских ветростанций изображен на рис. 1 [5]. Очевидно, чем короче срок прогнозирования, тем выше его точность.

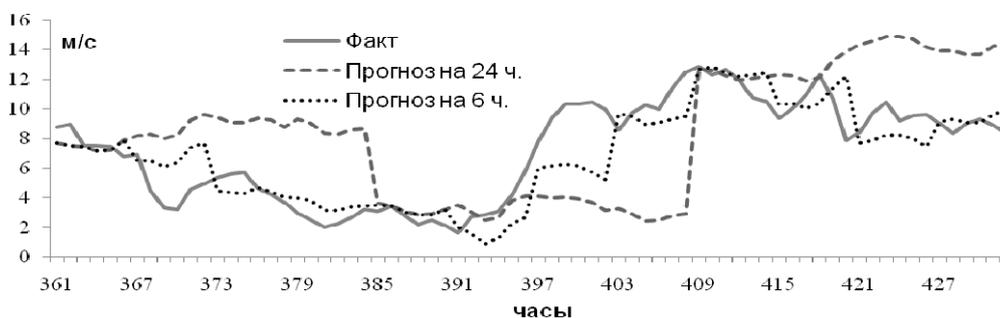


Рис. 1. Изменение характера прогноза при уменьшении интервала прогнозирования
 Fig. 1. Changing of the forecast due to decreases of the prediction interval

Определим возможности улучшения прогноза, используя не только статистический подход, но и официальные метеопрогнозы. Ежедневные прогнозы отечественной государственной гидрометеослужбы содержат в том числе расчетные значения скорости ветра на двое суток вперед (по четыре значения в сутки) в привязке к существующей сети гидрометеостанций (ГМС) [6]. Для примера рассмотрен месячный объем прогнозных данных, касающихся нескольких крымских ГМС. Для улучшения прогноза определим регрессию прогнозных значений на фак-

тические методом распределенных лагов (МРЛ) [7]. Уравнение линейной регрессии:

$$Y_t = \sum_{i=0}^L \beta_i X_{t-i}, \quad (2)$$

где Y – зависимый ряд; X – независимый ряд; t – индекс, определяющий момент времени; β_i – коэффициенты регрессии. Число членов уравнения определяется лагом L .

В дальнейшем можно комбинировать прогнозы, составленные по различным моделям (табл. 1).

Сравнительные показатели точности прогнозирования скорости ветра
 Comparable figures of wind speed forecast accuracy
 Таблица 1
 Table 1

Метод прогнозирования	Коэффициент корреляции	Среднеквадратическая погрешность, м/с	Относительная погрешность
Модель АРПСС	0,457	2,61	0,451
Экспоненциальное сглаживание	0,450	2,60	0,449
Прогноз ГМС	0,717	2,52	0,413
Улучшенный прогноз МРЛ	0,683	1,98	0,344
Комбинированный АРПСС-МРЛ	0,686	1,88	0,326

При объеме базы данных от 10 до 20 дней изменение коэффициентов регрессии с добавлением каждого последующего дня является достаточно заметным, а уже начиная с 25 дней приближается к асимптоте. Таким образом, месячный объем базы данных оказался вполне достаточным для выявления статистически значимой зависимости, т.е. достижения стабильной точности прогноза [5].

В большинстве расчетных моделей прогнозируется скорость ветра, а не мощность ВЭС, на что есть ряд причин. Показатель скорости ветра является объективным и нормативным, тогда как мощность ВЭС зависит от технических возможностей конкретных ветроэлектрических установок (ВЭУ). На практике значение мощности ВЭС может иметь также закономерности, связанные с расположением отдельных установок, внутренним распорядком работы станции, особенностями диспетчерского управления энергосетью и т.д.

Адаптивная модель статистического прогнозирования мощности ВЭС, которая использует группы (ансамбли) прогнозов с определенными весовыми коэффициентами, рассмотрена, в частности, в работе [8]. Результирующая прогнозируемая величина мощности рассматривается как адаптированная к конкретным условиям комбинация альтернативных динамических моделей. Модели учитывают существенно нелинейную зависимость мощности ВЭС от скорости ветра, а также зависимость от других погодных факторов – направления ветра, плотности воздуха и т.д. При этом предполагается, что одновременно рассчитано несколько прогнозов по альтернативным моделям, а результирующий прогноз использует адаптивную комбинацию конкурирующих моделей.

Мощность ВЭС в момент времени $t + h$, где t – текущее время, а h – горизонт прогнозирования, предлагается определять по правилу

$$P_{t+h}^C = \sum_{k=1}^K \phi_{tk}^{(h)} p_{t+h}^{(k)}, \quad (3)$$

где K – общее число прогнозов, рассчитанных по альтернативным моделям; k – номер прогноза (модели); $\phi_{tk}^{(h)}$ – весовые коэффициенты k -го прогноза, зависящие от времени.

Относительно используемых моделей предлагаются несколько альтернативных моделей, которые отличаются количеством учитываемых факторов. Общий вид расчетной модели:

$$P_{t+h} = \alpha_{0,t} + P_t(k, c) + W_{t+h|t}(q) + D_{t+h|t} + e_{t+h|t}^{(M_m)}, \quad (4)$$

где $P_t(k, c) = \sum_{i=1}^k \alpha_{i,t} P_{t+1-i} + \alpha_{k+1,t} P_{t+h-c}$ – авторегрессионная составляющая мощности ВЭС с учетом суточной цикличности; $W_{t+h|t}(q) = \sum_{i=1}^q \beta_{i,t} v_{t+h|t}^i$ – про-

гноз относительно скорости ветра;

$$D_{t+h|t} = \gamma_{1,t} \sin\left(\frac{2\pi\varphi_{t+h|t}}{360}\right) + \gamma_{2,t} \cos\left(\frac{2\pi\varphi_{t+h|t}}{360}\right) - \text{прогноз}$$

относительно направления ветра; v и φ – соответственно, скорость (м/с) и направление (град) ветра; $e_{t+h|t}^{(Mi)}$ – погрешность прогнозирования i -й модели; q и k – число параметров регрессии.

Гибкость данной методики прогнозирования состоит в выборе, во-первых, адаптивных способов оценки коэффициентов каждой отдельной модели, а во-вторых, адаптивного подхода к оценке весовых коэффициентов при различных моделях. И если в первом случае используются рутинные математические процедуры (в частности, метод наименьших квадратов), то во втором возможен несколько интуитивный выбор количества и типа альтернативных моделей.

Чтобы оценить точность прогноза мощности ВЭС, выполненного с применением формул (1-4), можно использовать фактические погодные данные, полученные после окончания срока прогнозирования. В качестве опорных (точных) значений можно рассчитать мощность определенной (условной) ВЭС по фактическим метеоданным, например, используя прикладные программы типа WAsP (WindFarm, WindPRO т.п.).

Результаты суточных прогнозов средней мощности ВЭС и среднеквадратичные погрешности (СКП) для двух схем расстановки ветроустановок и реальных метеоданных за март 2010 г. при различных моделях расчета приведены в табл. 2.

Как видим, квадратичная регрессия обеспечивает меньшую погрешность прогноза, чем линейная (для кубического уравнения показателя еще лучше), хотя лучший результат относительно среднего значения мощности демонстрирует именно линейная регрессия. Коэффициент корреляции прогнозных значений с точными составляет в среднем 0,80 для прогнозов на базе МРЛ и линейных регрессий; 0,875 для квадратичных и 0,925 для кубических регрессий. Различие в точности для одно- и двухсуточного прогнозов оказалось небольшим – в пределах нескольких процентов.

Целью совершенствования модели прогнозирования является минимизация разницы между прогнозными и фактическими значениями. Критерием оптимальности при расчете коэффициентов регрессии обычно является минимум среднеквадратичной погрешности. Рассчитанный таким образом прогноз называется оптимальным предиктором. Кроме наименьшей погрешности, оптимальный предиктор обеспечивает также наивысшую корреляцию с фактическими значениями [9]. Для оптимального предиктора с ростом количества прогнозных моделей (предикторов) происходит уменьшение погрешности, причем результирующая точность зависит от того, насколько новые предикторы коррелируют с исследуемой случайной величиной P :

$$\sigma_{n+1}^2(P) = \sigma_n^2(P)(1 - \rho_{n+1}^2), \quad (5)$$

где σ_n – стандарт случайной величины; ρ_{n+1} – частичная корреляция (n+1)-го предиктора.

Таким образом, дополнительный учет новой модели, корреляция которой близка к нулю, не улучшает точности прогноза. С другой стороны, чрезмерное увеличение количества предикторов даже при асимптотическом уменьшении погрешности не гарантирует полного совпадения прогнозных и фактических значений. На самом деле существуют ограничения точности, обусловленные рядом факторов, таких как точность прогноза гидрометеослужб, стабильность энергетических характеристик ВЭУ, достоверность описания площадки, точность измерений и вычислений и т.д.

При максимально корректном прогнозировании погрешности должны соответствовать нормальному закону распределения с нулевым средним и минимально достижимой дисперсией, определяемой уровнем стохастичности исследуемых величин. Это будет свидетельствовать об отсутствии систематической погрешности.

Пример границ вероятного отклонения для точного прогноза изображен на рис. 2.

Как видим, интервал с доверительной вероятностью 80% (уровнем значимости 0,2) практически перекрывает фактические результаты, рассчитанные программой WAsP.

Таблица 2

Прогноз средней мощности ВЭС (МВт)

Table 2

Prediction of wind farm's average power (MW)

№	Расчетная модель	Площадка А		Площадка Б	
		Среднее	СКП	Среднее	СКП
1	Модель WAsP (принята за точную)	1,289	0	0,596	0
2	Модель АРПСС	0,998	0,775	0,761	0,541
3	Прогноз распределенными лагами (МРЛ)	1,347	0,447	0,612	0,323
4	Модель МРЛ, скорректированная с учетом направления ветра	1,320	0,437	0,605	0,321
5	Линейная регрессия на АРПСС и МРЛ	1,288	0,297	0,596	0,309
6	Линейная регрессия на АРПСС, МРЛ и МРЛ скорректированную	1,289	0,295	0,594	0,309
7	Квадратичная регрессия на АРПСС и МРЛ	1,290	0,292	0,595	0,249
8	Квадратичная регрессия на АРПСС, МРЛ и МРЛ скорректированную	1,283	0,285	0,598	0,246
9	Кубическая регрессия на АРПСС и МРЛ	1,286	0,269	0,593	0,196
10	Кубическая регрессия на АРПСС, МРЛ и МРЛ скорректированную	1,285	0,251	0,607	0,195



Рис. 2. Доверительный интервал прогнозируемой мощности ВЭС
Fig. 2. Confidence interval of the predicted power of a wind farm

Выводы

Применение комбинации нескольких прогнозов, учитывающих влияние различных факторов, обеспечивает достаточно высокую точность предсказания текущей мощности ветростанции. При этом чисто статистический прогноз на базе анализа ряда предыдущих значений мощности должен учитывать влияние регулярных факторов, связанных с процессом эксплуатации и обслуживания станции. Далее, прогноз скорости ветра, который выполняется государственными метеослужбами, позволяет предсказать характер ветра на площадке ВЭС, при этом статистическая обработка прогнозируемых и фактических значений позволяет учесть разницу в характере ветрового потока на площадке и в районе метеостанции. Результирующая точность прогноза будет возрастать с увеличением учитываемых факторов, например, при учете данных от нескольких прилегающих к ВЭС метеостанций.

Совершенствование методов прогнозирования может быть вызвано дальнейшим развитием ветроэнергетики и ростом ее удельного веса в энергетике и потребует новых технологических подходов.

Список литературы

1. Wind energy – the facts: a guide to the technology, economics and future of wind power / EWEA, London-Sterling, VA. 2009.
2. Lei M., Shiyan L., Chuanwen J., Hongling L., Yan Z. A review on the forecasting of wind speed and generated power // Renewable and Sustainable Energy Reviews. 13. 2009. P. 915–920.
3. Landberg L. Short-term prediction of the power production from wind farms // J. Wind Eng. Ind. Aerodyn. 80. 1999. P. 207-220.
4. Кузнецов М.П. Методи прогнозування виробітку електроенергії вітровими електростанціями // Відновлювана енергетика. 2010. № 3. С. 42-48.
5. Кузнецов М.П. Можливості короткотермінового прогнозування швидкості вітру на українських ВЕС // Відновлювана енергетика. 2010. № 4. С. 40-47.
6. www.meteo.com.ua.
7. Халафян А.А. STATISTICA 6. Статистический анализ данных. Учебник. М.: ООО «Бином-Пресс», 2008.
8. Sanchez I. Short-term prediction of wind energy production // International Journal of Forecasting. 22. 2006. P. 43–56.
9. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. М.: Финансы и статистика, 2006.

