

УДК 621.311

**ОЦЕНКА МОЩНОСТИ ВЕТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ УСТАНОВОК  
НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ ВЕТРОВОГО ПОТОКА И ЕГО  
ВЕРОЯТНОСТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК****В.З. Манусов, Н. Хасанзода***Новосибирский государственный технический университет*

Для прогнозирования скорости ветра и угла его направления предлагается использовать авторегрессию на основе концепции нечетких систем, которая признана достаточно удобным инструментом моделирования. Цель нечеткого регрессионного анализа состоит в том, чтобы найти регрессионную модель, которая удовлетворяет всем наблюдаемым нечетким данным в пределах указанного критерия оптимальности. Согласно этому методу, коэффициенты регрессии являются нечеткими числами, которые могут быть выражены как числа интервала со значениями принадлежности. В работе осуществляется прогнозирование скорости и направления ветровых потоков для Дальневосточного побережья. Показано, что на этой основе может быть определена мощность и выработка электроэнергии ветроэлектростанции и возможность покрытия ею графика нагрузки с функцией аккумуляирования энергии. Высокое внедрение ветровых электростанций (ВЭС) в энергосистему приводит к некоторым неудобствам в работе системных операторов, прежде всего это связано с непредсказуемым и изменчивым характером скорости ветра и вырабатываемой ВЭС мощности соответственно. Несмотря на то что мощность, выработанная на ВЭС, не регулируется системным оператором, точное прогнозирование скорости ветра и угла его направления могло бы решить данную проблему, внося тем самым существенный вклад в повышение надежности систем электроснабжения.

*Ключевые слова:* авторегрессия, нечеткие системы, регрессионная модель возобновляемых источников энергии, ветроэнергетическая станция, ветроэнергетическая установка.

DOI: 10.17212/1727-2769-2019-1-73-82

**Введение**

Растущие цены на ископаемое топливо ускоряют процесс перехода на возобновляемые источники энергии. Среди разнообразия таких источников в настоящее время пользуется довольно большим спросом ветровая энергия, как один из наиболее эффективных и чистых источников энергии [1]. С 1999 по 2017 г. суммарная установленная мощность ветроустановок (ВЭУ) в мире выросла с 14 до 540 ГВт, с приростом в последние годы свыше 10 % в год. Наибольшее развитие ветроэнергетика получила в Китае, США, Германии, Испании, Индии, Великобритании. В отдельных странах и регионах доля установленной мощности ВЭУ превышает 20 % и даже 40 % (Дания). Установленная мощность крупнейших наземных и наводных комплексов (ВЭК) достигает сотен и даже тысяч МВт. Максимальная единичная мощность действующих ВЭУ составляет 8 МВт, в процессе разработки ВЭУ мощностью до 12 МВт. В 2017 г. введен первый промышленный плавучий ВЭК, продемонстрировавший работу со средним коэффициентом использования мощности 65 %. Исходя из достигнутых в 2017 г. уровня и темпов развития мировой ветроэнергетики предполагается, что к 2030 г. установленная мощность ВЭУ достигнет в сумме 977 МВт: 905 ГВт – наземных ВЭК и 72 ГВт – наводных ВЭК, включая плавучие.

Однако интеграция подобных источников энергии в электроэнергетическую систему вызывает различного рода проблемы, которые сегодня находят свое решение [2]. Наряду с этим надо отметить, что вырабатываемая мощность ветро-энергетическими установками сильно зависит от метеорологических факторов, в частности скорости ветра [3, 4]. Соответственно неожиданное изменение мощности ВЭС может привести к таким производственным издержкам, как потребность в увеличении основной резервной мощности и увеличение рисков в надежности электроснабжения [5].

Системным операторам необходимо прогнозировать изменения вырабатываемой ВЭС мощности и точно знать объемы выработки, чтобы планировать необходимый объем резерва и управлять процессами в сети с учетом прогнозных данных. Для уменьшения объема резервной мощности и повышения уровня проникновения ВЭС в энергосистему необходимо точное прогнозирование скорости ветра [6]. Также необходимо отметить, что прогнозирование скорости ветра играет важную роль в распределении балансирующей мощности. Наряду с этим прогнозирование мощности ветрового потока позволяет планировать объем мощности на сутки вперед и участвовать на рынке электроэнергии [7].

Сегодня существует несколько методов прогнозирования мощности ветра, которые условно были разделены на шесть групп: инерционный метод, физический метод, статистический метод, метод пространственной корреляции, методы искусственного интеллекта и гибридный метод [8].

В настоящее время для решения задач прогнозирования в большинстве случаев используется модель авторегрессии скользящего среднего (ARMA), а также авторегрессии интегрированного скользящего среднего (ARIMA). Наряду с этим в условиях системы с зависимыми и независимыми переменными используется авторегрессия скользящего среднего с экзогенными переменными (ARMAX) и авторегрессия интегрированного скользящего среднего с экзогенными переменными (ARIMAX), которые являются наиболее часто применяемыми классическими моделями для математического описания временных рядов. Модели ARMA обычно используются для стационарных процессов, а ARIMA является продолжением ARMA для нестационарных процессов. ARMA и ARIMA используют временной интервал и электропотребление, только как входные параметры. Так нагрузка, как правило, зависит от погоды и времени суток, ARIMAX является наиболее естественным инструментом для прогноза нагрузки среди классических моделей временных рядов [9].

Однако в большинстве программных продуктов в электроэнергетике в моделях авторегрессии учет метеофакторов выполнен слабо. Кроме того, к недостатку этих моделей относится невозможность прогнозирования кратковременных провалов электропотребления или порывов ветра, например в период праздников и штормовых явлений. В связи с этим предлагаемые модели позволяют повысить точность предсказания возможной потенциальной генерации возобновляемыми источниками энергии и на этой основе – их предикторного управления.

### **1. Нечеткая регрессионная модель прогнозирования скорости и направления ветра**

Скорость и направление ветра подвержены воздействию различных метеорологических факторов, что не позволяет указать какое-либо однозначное решение по их определению. В этом случае можно выбрать адекватную модель с учетом регрессии и нечеткой логики.

Преимущество таких модели состоит в том, что полученное решение представляет собой гладкую функцию, границы действия которой несколько размыты,

что снижает требования к точному определению функциональной зависимости  $y = f(x)$ . Точность аппроксимации может изменяться за счет увеличения или уменьшения базы нечетких правил.

Прогнозирование на основе нечетких моделей можно представить в виде некоторой базы исходных правил следующего вида [10]:

$$IF, x_1 \in A_{1i} \& \dots \& x_n \in A_{ni} \text{ THEN, } y = \eta^i(x_j), i = \overline{1, \dots, m}, j = \overline{1, \dots, n}, \quad (1)$$

где  $A_{ji}$  – нечеткое подмножество для переменной  $x_j$  с функцией принадлежности  $\mu_{A_{ji}}(x_j)$ ;  $m$  – число нечетких правил;  $n$  – количество факторов;  $\eta^i(x_j)$  – функция, определяющая локальную зависимость отклика  $y$  от набора регрессий  $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ .

Управляющее воздействие на систему в форме некоторого четкого значения определяется после операции дефазификации, например, по формуле центра тяжести, который находится по площади, ограниченной функцией принадлежности, и вычисляется по формуле

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_i \eta^i}{\sum_{i=1}^m \mu_i}; \quad \mu_i = \prod_{j=1}^n \mu_{A_{ji}}(x_j). \quad (2)$$

Предложенная модель, которая представлена формулами (1) и (2) соответствует нечеткой регрессионной модели (Fuzzy Logic Regression) FLR. Построение FLR регрессии для одномерной зависимости осуществляется следующим образом:

$$IF, x \in A_i \text{ THEN, } y = \eta^i(x_j), i = \overline{1, m}, j = \overline{1, n}, \quad (3)$$

где  $A_i$  имеет функцию принадлежности  $\mu_{A_i}(x)$ .

В случае линейной зависимости выходного сигнала (отклика) от фактора функции  $\eta^i(x)$  приобретают вид  $\eta^i(x_j) = \theta_0^i + \theta_1^i x_j$ ,  $i = \overline{1, \dots, m}$ ,  $j = \overline{1, \dots, n}$ , тогда регрессия  $y$  по  $x$  подчиняется следующему уравнению:

$$y_u = \sum_{i=1}^m (\theta_0^i + \theta_1^i x_u) \mu_{A_i}(x_u) + e_u, \quad u = 1, \dots, n. \quad (4)$$

При использовании метода наименьших квадратов в глобальном его варианте все неизвестные параметры, входящие в (4), оцениваются совместно. Выберем целевую функцию для использования взвешенного метода наименьших квадратов в такой форме:

$$S(\theta^i) = (y - X\theta^i)^T W_i (y - X\theta^i) = y^T W_i y - 2\theta^{iT} X^T W_i y + \theta^{iT} X^T W_i X \theta^i, \quad (5)$$

где  $W_i = \text{diag}(\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{in})$ ;  $\mu_{ij}$  – значение  $\mu_i$  в  $j$ -й точке.

Приравняв производные нулю, после решения системы уравнений получим

$$\hat{\theta}^i = (X^T W_i X)^{-1} X^T W_i y. \quad (6)$$

При моделировании временного ряда скорости ветра можно предположить, что этот ряд обладает свойством нестационарности. Однако скорость ветра определяется относительно регулярно повторяющимися временными интервалами усиления или ослабления ветрового потока, которые можно моделировать разными локальными моделями. Если наблюдается усиление ветрового потока (так называемый положительный тренд, а в условиях ослабления ветра – отрицательный тренд), необходимо использовать различные модели на каждом из этих интервалов смены тренда. Самый простой вариант это учесть величину и знак разности  $\Delta y = y(t-1) - y(t-2)$ . Пусть в зоне отрицательных разностей  $\Delta y$  значение  $\mu_1(\Delta y)$  равно 1, а в зоне положительных разностей  $\Delta y$  значение  $\mu_2(\Delta y)$  равно 1. Обе этих модели (партиции) пересекаются в окрестности нулевого значения. Рассмотрим случай двух партиций, правила будут такими [11]:

$$\begin{aligned} IF, \Delta y \in A_1 THEN, y^1(t) &= a_1^1 y(t-1) + a_2^1 y(t-2), \\ IF, \Delta y \in A_2 THEN, y^2(t) &= a_1^2 y(t-1) + a_2^2 y(t-2). \end{aligned} \quad (7)$$

В глобальном МНК в качестве регрессоров будут выступать:

$$\begin{aligned} \mu_1(\Delta y)y(t-1), \mu_1(\Delta y)y(t-2), \\ \mu_2(\Delta y)y(t-1), \mu_2(\Delta y)y(t-2). \end{aligned} \quad (8)$$

Таким образом, в зоне первой партиции в основном используем первую модель, участок ниспадающего тренда, а в зоне второй партиции – вторую модель, участок восходящего тренда. В зоне смены направлений тренда должны получить сглаженный участок за счет пересечения партиций. При этом важно определить участок пересечения партиций, а именно их значения для временных интервалов ниспадающего и восходящего трендов,  $\Delta y = y(t-1) - y(t-2)$ , а также моменты времени смены тренда с отрицательного на положительный.

## 2. Оценка мощности ВЭУ на основе прогноза ветрового потока

Мощность на выходе ВЭУ напрямую зависит от скорости ветрового потока, который сильно изменяется во времени, от местной погоды и поверхности местности. Зависимость между скоростью ветра, проходящего через ометаемую площадь установки  $A$  ( $m^2$ ), и мощностью выражается через формулу

$$P_{\text{дет}} = C_p \rho A \frac{V^3}{2}, \quad (10)$$

где  $\rho$  – плотность воздушного потока ( $kg/m^3$ ), зависящая от температуры и давления воздуха;  $A$  – площадь, ометаемая лопастями;  $V$  – скорость ветра;  $C_p$  – коэффициент эффективности ВЭУ.

Один из простых методов преобразования скорости ветра в мощность – это использование характеристики мощности от производителя конкретной установки. Подобный метод и результаты исследования подробно описаны в работах [12–14]. Приведенная математическая модель (10) является детерминистической, так как она не учитывает вероятностные отклонения от некоторого среднего значения на некотором интервале времени, то есть флуктуацию (колебания) скорости ветрового потока, что имеет место в реальной действительности.

Известно, что при нелинейной зависимости между входным и выходным возмущениями (сигналами) возникает смещение математического ожидания выходного сигнала от дисперсии входного сигнала. Так, например, при квадратичной зависимости потерь активной мощности от тока в линиях электропередачи в детерминистическом варианте, при токе  $I$  и сопротивлении  $R$  эти потери равны

$$\Delta P_{\text{дет}} = I^2 R, \quad (11)$$

В стохастической постановке задачи, то есть при учете флуктуации тока потери равны

$$\Delta P_{\text{сто}} = (\overline{I^2} + D_I) R = \overline{I^2} R + D_I R. \quad (12)$$

Иначе говоря, детерминистическое решение является частным случаем от стохастического решения. Подобным образом можно установить вероятностную зависимость между скоростью ветра с учетом ее флуктуации и выработкой мощности ветроустановкой.

Разработку новой вероятностной математической модели оценки мощности, вырабатываемой ВЭУ, выполним через начальные и центральные моменты случайной величины, в качестве которой выбрана скорость ветрового потока. Результирующее выражение имеет вид

$$P_{\text{сто}} = \frac{C_p \rho A}{2} (\overline{V^3} + \overline{V} \sigma_V^2). \quad (13)$$

При сравнении (10) и (13) видно, что учет флуктуации скорости ветра смещает математическое ожидание вырабатываемой мощности ВЭУ в сторону большего значения. Иначе говоря, флуктуация ветрового потока (скорости ветра) позволяет увеличить вырабатываемую мощность, что обусловлено нелинейной зависимостью мощности от скорости ветра.

### 3. Результаты прогнозирования

Для прогноза на сутки вперед необходимо получить отдельный прогноз для каждого из коэффициентов временных рядов: скорости и направления ветра. Прогноз скорости и направления ветра на сутки вперед осуществлен с помощью уравнений нечеткой регрессии (7) и (8).

Полученные результаты прогнозирования скорости ветра представлены в табл. 1, при этом определены вероятностные характеристики ветрового потока: математическое ожидание ( $m_x$ ), среднеквадратическое отклонение ( $\sigma_x$ ) и дисперсия ( $D_x$ ). На этой основе с помощью формул (10) и (13) определены электрические мощности ВЭУ в детерминистической ( $P_{\text{дет}}$ ) и стохастической ( $P_{\text{сто}}$ ) постановке задачи.

Из табл. 1 следует, что погрешность в прогнозировании математического ожидания скорости ветра на три часа вперед составляет от 2 до 31 %.

На рис. 1 представлены графики выработки мощности ветроустановки при детерминистической модели ветра (10) и вероятностной модели с учетом среднеквадратического отклонения скорости ветра (13).

Таблица 1 / Table 1

**Выработка активной мощности ВЭУ при фактических и прогнозных значениях скорости ветра**

**Generation of active power of wind turbines with actual and predicted wind speed values**

Время суток	$m_x$			$D_x$		$\sigma_x$		$P_{\text{дет}}, \text{МВт}$		$P_{\text{сто}}, \text{МВт}$	
	Ф	П	$\sigma, \%$	Ф	П	Ф	П	Ф	П	Ф	П
0	14	12,2	12,9	13,68	7,88	3,70	2,81	2,05	2,05	2,05	2,05
3	10	13,1	31,0	11,47	12,32	3,39	3,51	1,18	2,05	1,31	2,05
6	11	13,4	21,8	7,69	11,11	2,77	3,33	1,56	2,05	1,66	2,05
9	11	12,6	14,5	11,12	13,73	3,33	3,70	1,56	2,05	1,71	2,05
12	15	11,9	20,7	31,00	12,51	5,57	3,54	2,05	1,98	2,05	2,05
15	13	10,3	20,8	17,49	11,18	4,18	3,34	2,05	1,28	2,05	1,42
18	15	14,7	2,0	28,71	26,24	5,36	5,12	2,05	2,05	2,05	2,05
21	14	10,7	23,6	17,49	8,65	4,18	2,94	2,05	1,44	2,05	1,55
24	14	12,2	12,9	13,68	7,88	3,70	2,81	2,05	2,05	2,05	2,05

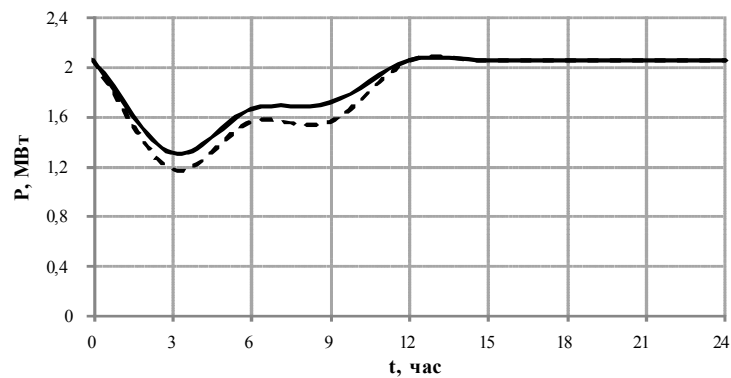


Рис. 1 – Выработка активной мощности ВЭУ на суточном интервале с учетом обеих моделей (—————  $P_{\text{сто}}$ , - - - - -  $P_{\text{дет}}$ )

Fig. 2 – The generation of active power of wind turbines on the daily interval, considering both models (—————  $P_{\text{sto}}$ , - - - - -  $P_{\text{det}}$ )

Из графика видно, что при значительных значениях среднеквадратического отклонения скорости ветра от 0 до 12 часов вероятностная модель позволяет учесть некоторую дополнительную мощность от флуктуации скорости ветра.

Наряду с этим осуществлен прогноз направления ветрового потока по направлениям сторон света (табл. 2). Таким образом, авторами работы рассмотрено прогнозирование направления ветра и предложены функции принадлежности для отдельных направлений ветра. В качестве базовых направлений приняты основные стороны света: восток (East) – нулевой отсчет от положительного направления оси абсцисс; север (North) – положительное направление оси ординат, сдвинутое на  $90^\circ$  против часовой стрелки; запад (West) – отрицательное направление оси абсцисс, сдвинутое на  $180^\circ$  против часовой стрелки; юг (South) – отрицательное направление оси ординат, сдвинутое на  $180^\circ$  против часовой стрелки (рис. 2).

Таблица 2 / Table 2

**Прогноз направление ветра**  
**Wind direction forecast**

Время суток	0	3	6	9	12	15	18	21	24
Фактическое значение	ССЗ	ССЗ	ССЗ	ССЗ	ССЗ	С	С	ЗСЗ	ССЗ
Прогнозное значение	ССЗ	ССЗ	С	ССВ	ЗЮЗ	ССЗ	ССЗ	ЗСЗ	ССЗ

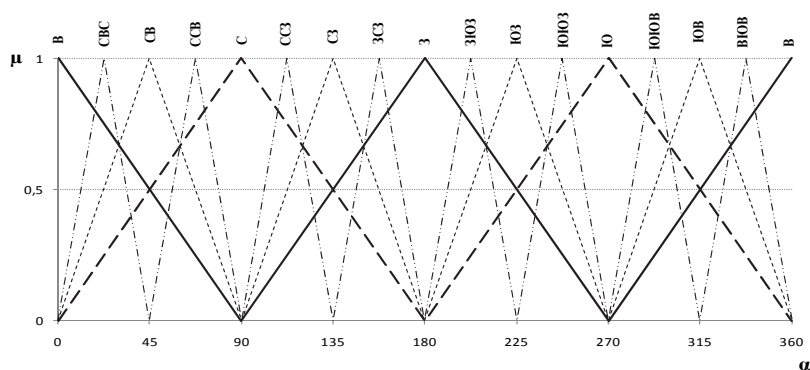


Рис. 2 – Функции принадлежности направления ветра

Fig. 2 – Membership functions of wind direction

Такой набор функций принадлежности является приближенным, поэтому введены промежуточные функции принадлежности: северо-восток, северо-запад, юго-запад и юго-восток. Однако для управления ВЭУ на основе нечеткой логики и этой градации функции принадлежности может быть недостаточно. В связи с этим авторами предлагаются новые градации направления ветров, а именно: востоко-северо-восток (ВСВ), северо-северо-восток (ССВ), северо-северо-запад (ССЗ), западо-северо-запад (ЗСЗ), западо-юго-запад (ЗЮЗ), юго-юго-запад (ЮЮЗ), юго-юго-восток (ЮЮВ) и востоко-юго-восток (ВЮВ).

Далее даны прогнозные значения направления ветра, измеренные в углах (табл. 3). Отсчет угла начинается со страны Восток от положительного направления оси абсцисс.

Таблица 3 / Table 3

**Прогноз угла направление ветра**  
**Angle forecast wind direction**

Время суток	0	3	6	9	12	15	18	21	24
Фактическое значение	112,5	112,5	112,5	112,5	112,5	90	90	157,5	112,5
Прогнозное значение	96	102	89	78	215	127	106	158	96
Погрешность, %	14,6	9,3	20,8	30,6	47	41	17,7	3	14,6

Из табл. 3 следует, что погрешность в прогнозировании угла направления ветра на три часа вперед составляет от 3 до 47 %.

Таким образом, в качестве исходной информации для управления ВЭУ могут быть использованы математическое ожидание ( $m_x$ ) и среднеквадратическое

отклонение ( $\sigma_x$ ) скорости ветра, а также направление ветра, что определяет угол поворота гондолы. Это позволяет перейти к предикторному управлению ветро-энергетической установкой по правилам с учетом функций принадлежности.

### Заключение

Выполненные расчеты показывают, что прогнозирование скорости ветра и его угла на основе нечеткой регрессии могут быть выполнены с приемлемой точностью на три часа вперед. Это позволяет планировать выработку электроэнергии на суточном интервале с помощью ВЭУ и минимизировать расходы генерирующего потребителя. Впервые прогноз скорости ветра дополнен прогнозированием направления ветра, что позволяет на втором этапе выработки мощности ВЭУ осуществлять предикторное управление гондолой в то время, как угол атаки лопасти может являться вторичным элементом управления ВЭУ.

Предложена новая стохастическая модель выработки мощности ВЭУ на основе учета вероятностных отклонений ветрового потока от его математического ожидания. Показано, что непериодические колебания скорости ветра позволяют несколько увеличить мощность ветроустановки на величину  $(\bar{V} \cdot \sigma_V^2)$ .

Реализация новой математической модели с учетом вероятностного характера ветрового потока позволяет спроектировать дополнительные закрылки на лопастях ВЭУ (флепсы), с помощью которых возможен съем дополнительной мощности ветрового потока.

### ЛИТЕРАТУРА

1. **Chang W.Y.** Short term wind power forecasting using EPSO based hybrid method // *Energies*. – 2013. – N 6. – P. 4879–4896.
2. **Grogg K.** Harvesting the wind: the physics of wind turbines. – Northfield: Carleton College, USA, 2005. – 42 p.
3. **Chang W.Y.** Comparison of three short term wind power forecasting systems // *Advanced Materials Research*. – 2013. – N 684. – P. 671–675.
4. **Chang W.Y.** An RBF neural network combined with OLS algorithm and genetic algorithm for short-term wind power forecasting // *Journal of Applied Mathematics*. – 2013. – Art. 971389. – P. 1–9.
5. **Sideratos G., Hatzigiorgiou N.D.** An advanced statistical method for wind power forecasting // *IEEE Transactions on Power Systems*. – 2007. – N 22. – P. 258–265.
6. A review on the forecasting of wind speed and generated power / L. Ma, S.Y. Luan, C.W. Jiang, H.L. Liu, Y. Zhang // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2009. – N 13. – P. 915–920.
7. **Lange M., Focken U.** New developments in wind energy forecasting // *Proceedings of the 2008 IEEE Power and Energy Society Generalizing, Pittsburgh, 20–24 July*. – Pittsburgh, PA, 2008. – P. 1–8.
8. **Chang W.Y.** A literature review of wind forecasting methods // *Journal of Power and Energy Engineering*. – 2014. – N 2. – P. 161–168.
9. **Papalexopoulos A.D., Hao S., Peng T.M.** An implementation of a neural network based load forecasting model for the EMS // *IEEE Transactions on Power Systems*. – 1994. – N 9. – P. 1956–1962.
10. **Takagi T., Sugeno M.** Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. – 1985. – Vol. 15, N 1. – P. 116–132.
11. **Попов А.А.** Оптимальное планирование эксперимента в задачах структурной и параметрической идентификации моделей многофакторных систем: монография. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2013. – 296 с.
12. **Манусов В.З., Хасанзода Н., Бобоев Ш.А.** Исследование оптимальных режимов интеллектуальных сетей с двухсторонним потоком энергии // *Научный вестник НГТУ*. – 2018. – № 3 (72). – С. 175–190.



13. Манусов В.З., Хасанзода Н. Оптимизация энергоэффективности ветровых ресурсов Дальнего Востока на основе алгоритма роевого интеллекта // Альтернативная энергетика и экология (ISJAE). – 2018. – № 19–21. – С. 12–22.
14. Manusov V.Z., Khasanzoda N., Palagushkin B.V. Using wind resources of Far East in Smart Grid technology with the optimum two-way energy flow // 13 International Forum on Strategic Technology (IFOST 2018): proceedings. – Harbin, China, 2018. – P. 713–718.

## THE ESTIMATION OF A WIND POWER PLANT BASED ON A FUZZY MODEL OF A WIND FLOW AND ITS PROBABILISTIC CHARACTERISTICS

Manusov V.Z., Khasanzoda N.

*Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russia*

To forecast the wind speed and the angle of its direction, it is suggested to use autoregression based on the concept of a fuzzy system, which is recognized as a fairly convenient modeling tool. The main goal of fuzzy regression analysis is to find a regression model that satisfies all the observed fuzzy data within a specified optimality criterion. According to this method, regression coefficients are fuzzy numbers which can be expressed as numbers of the interval with membership values. In this work, the wind speed and direction are predicted for the Far Eastern coast. It is shown that on this basis the power and generation of a wind power plant and a possibility of covering its load schedule, and the function of energy storage can be determined. High introduction of wind power plants into the system leads to some inconveniences in the operation of a system operator s, primarily due to an unpredictable and volatile nature of wind speed, and generated wind power, respectively. Despite the fact that the power generated at the wind farm is not regulated by the system operator, accurate prediction of wind speed and the angle of its direction could solve this problem, thereby making a significant contribution to improving the reliability of power supply systems.

*Keywords:* autoregression, fuzzy systems, regression model, renewables, wind power station, wind power plant.

DOI: 10.17212/1727-2769-2019-1-73-82

### REFERENCES

1. Chang W.Y. Short term wind power forecasting using EPSO based hybrid method. *Energies*, 2013, no. 6, pp. 4879–4896.
2. Grogg K. *Harvesting the wind: the physics of wind turbines*. Northfield, Carleton College, USA, 2005. 42 p.
3. Chang W.Y. Comparison of three short term wind power forecasting systems. *Advanced Materials Research*, 2013, no. 684, pp. 671–675.
4. Chang W.Y. An RBF neural network combined with OLS algorithm and genetic algorithm for short-term wind power forecasting. *Journal of Applied Mathematics*, 2013, art. 971389, pp. 1–9.
5. Sideratos G., Hatzigargyriou N.D. An advanced statistical method for wind power forecasting. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2007, no. 22, pp. 258–265.
6. Ma L., Luan S.Y., Jiang C.W., Liu H.L., Zhang Y. A review on the forecasting of wind speed and generated power. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2009, no. 13, pp. 915–920.
7. Lange M., Focken U. New developments in wind energy forecasting. *Proceedings of the 2008 IEEE Power and Energy Society Generalizing*, Pittsburgh, PA, 20–24 July, 2008, pp. 1–8.
8. Chang W.Y. A literature review of wind forecasting methods. *Journal of Power and Energy Engineering*, 2014, no. 2, pp. 161–168.
9. Papalexopoulos A.D., Hao S., Peng T.M. An implementation of a neural network based load forecasting model for the EMS. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1994, no. 9, pp. 1956–1962.
10. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1985, vol. 15, no. 1, pp. 116–132.
11. Popov A.A. *Optimal'noe planirovanie eksperimenta v zadachakh strukturnoi i parametricheskoi identifikatsii modelei mnogofaktornykh sistem* [The optimal experiment design in prob-

- lems of structural and parametric identification of multifactor systems models]. Novosibirsk, NSTU Publ., 2013. 296 p.
12. Manusov V.Z., Khasanzoda N., Boboev Sh.A. Issledovanie optimal'nykh rezhimov intellektual'nykh setei s dvukhstoronnim potokom energii [Research on optimal modes of intelligent networks with a two-way energy flow]. *Nauchnyi vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Science bulletin of the Novosibirsk state technical university*, 2018, no. 3 (72), pp. 175–190.
  13. Manusov V.Z., Khasanzoda N. Optimizatsiya energoeffektivnosti vetrovykh resursov Dal'nego Vostoka na osnove algoritma roevogo intellekta [Optimization of the Far East wind resources energy efficiency on the basis of the swarm intelligence algorithm]. *Al'ternativnaya energetika i ekologiya (ISJAE) – Alternative Energy and Ecology (ISJAE)*, 2018, no. 19–21, pp. 12–22.
  14. Manusov V.Z., Khasanzoda N., Palagushkin B.V. Using wind resources of Far East in Smart Grid technology with the optimum two-way energy flow. *13 International Forum on Strategic Technology (IFOST 2018): proceedings*, Harbin, China, 2018, pp. 713–718.

## СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



**Манусов Вадим Зиновьевич** – родился в 1936 году, д-р техн. наук, профессор, профессор, кафедры систем электроснабжения предприятий, Новосибирский государственный технический университет. Область научных интересов: применение интеллектуальных информационных технологий и методов искусственного интеллекта для анализа, планирования и оптимизации электроэнергетических систем. Опубликовано более 220 научных работ. (Адрес: 630073, Россия, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, 20. E-mail: manusov36@mail.ru).

**Manosov Vadim Zinovevich** (b. 1936) – Doctor of Sciences (Eng.), professor, professor, at the Department of Industrial Power Supply System, Novosibirsk State Technical University. His research interests are application of intelligent information technology and methods of artificial intelligence for analysis, planning and optimization of electric power systems. He is author of 220 scientific papers. (Address: 20, Karl Marx Av., Novosibirsk, 630073, Russia. E-mail: manusov36@mail.ru).



**Хасанзода Насрулло** – родился в 1990 году, аспирант, кафедры систем электроснабжения предприятий, Новосибирский государственный технический университет. Область научных интересов: использование возобновляемых источников энергии и управления ими на основе методов искусственного интеллекта. Опубликовано 10 научных работ. (Адрес: 630073, Россия, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, 20. E-mail: nasrullo-5445@mail.ru).

**Khasanzoda Nasrullo** (b. 1990) – post-graduate student, at the Department of Industrial Power Supply System, Novosibirsk State Technical University. His research interests are use of renewable energy sources and their management based on artificial intelligence methods. He is author of 10 scientific papers. (Address: 20, Karl Marx Av., Novosibirsk, 630073, Russia. E-mail: nasrullo-5445@mail.ru).

Статья поступила 12 декабря 2018 г.  
Received December 12, 2018

## To Reference:

Manusov V.Z., Khasanzoda N. Otsenka moshchnosti vetroenergeticheskikh ustanovok na osnove nechetkoi modeli vetro-vogo potoka i ego veroyatnostnykh kharakteristik [The estimation of a wind power plant based on a fuzzy model of a wind flow and its probabilistic characteristics]. *Doklady Akademii nauk vysshei shkoly Rossiiskoi Federatsii – Proceedings of the Russian higher school Academy of sciences*, 2019, no. 1 (42), pp. 73–82. DOI: 10.17212/1727-2769-2019-1-73-82.