

Increase of the Integration Degree of Wind Power Plants into the Energy System Using Wind Forecasting and Power Consumption Predictor Models by Transmission System Operator

Manusov V.Z., Kholdonov A.A., Boiko K.N., Khaldarov Sh.K.

Novosibirsk State Technical University
Novosibirsk, Russian Federation

Abstract. Wind power plants' (WPPs) high penetration into the power system leads to various inconveniences in the work of system operators. This fact is associated with the unpredictable nature of wind speed and generated power, respectively. Due to these factors, such source of electricity must be connected to the power system to avoid detrimental effects on the stability and quality of electricity. The power generated by the WPPs is not regulated by the system operator. Accurate forecasting of wind speed and power, as well as power load can solve this problem, thereby making a significant contribution to improving the power supply systems reliability. The article presents a mathematical model for the wind speed prediction, which is based on autoregression and fuzzy logic derivation of Takagi-Sugeno. The new model of wavelet transform has been developed, which makes it possible to include unnecessary noise from the model, as well as to reveal the cycling of the processes and their trend. It has been proved, that the proposed combination of methods can be used simultaneously to predict the power consumption and the wind power plant potential power at any time interval, depending on the planning horizon. The proposed models support a new scientific concept for the predictive control system of wind power stations and increase their degree integration into the electric power system.

Keywords: autoregression, Fuzzy Systems, regression model, least squares method, wavelet data analysis, mean-square error.

Creșterea gradului de integrare a centralelor eoliene în sistemul energetic prin utilizarea modelelor matematice de prognoză a vântului și a consumului de energie la operatorul de sistem

Manusov V.Z., Kholdonov A.A., Boiko K.N., Khaldarov Sh.K.

Universitatea Tehnică de Stat din Novosibirsk
Novosibirsk, Federația Rusă

Rezumat. Implementarea pe scară largă a centralelor electrice eoliene (CEE) în sistemul energetic generează diverse dificultăți în funcționarea operatorilor de sistem. În primul rând, acest fapt este condiționat de natura imprevizibilă și volatilă a vitezei vântului și a puterii generate. Având în vedere acești factori, o astfel de sursă de energie electrică trebuie să fie conectată la un sistem electric rigid, pentru a evita efectele negative asupra stabilității sistemului electroenergetic și calității energiei electrice. În practică, vedem situația opusă, când parcurile eoliene sunt conectate la porțiuni de rețea cu tensiunea relativă joasă, de exemplu la liniile rețelelor de distribuție. În astfel de rețele, în care infrastructura energetică nu dispune de rezerve suficiente pentru a permite fluctuații puternice în capacitatea de generare ale parcurilor eoliene, se pierde posibilitatea utilizării unor astfel de surse de energie. Cu toate acestea, în ciuda faptului că energia generată de parcul eolian nu este reglementată de operatorul de sistem, previzionarea exactă a vitezei vântului și puterii turbinelor eoliene, precum și a sarcinii electrice ar putea rezolva această problemă, contribuind astfel semnificativ la îmbunătățirea fiabilității sistemelor de alimentare cu energie electrică. Pentru a prognoza viteza vântului și sarcina electrică, se propune utilizarea metodei autoregresiei bazate pe conceptul de sisteme fuzzy, care este recunoscut ca un instrument de modelare destul de convenabil, în absența ipotezelor a priori cu privire la structura modelului. Ca sisteme de reguli, sa folosit modelul Takagi-Sugeno. La divizarea domeniului factorilor de intrare, s-au folosit funcții trapezoidale de membru. Pentru a estima precizia soluțiilor obținute în lucrare s-a utilizat deviația medie față de valoarea reală. Pentru a îmbunătăți calitatea prognozei, a fost utilizată analiza datelor wavelet. Experimentul computațional a fost realizat pe date reale obținute cu utilizarea turnului meteorologic de pe teritoriul primului parc eolian de 45 MW, în apropierea orașului Yermantau, în partea de nord a Republicii Kazahstan. Pentru executarea experimentului de calcul, s-a elaborat software-ul corespunzător.

Cuvinte-cheie: autoregresie, sistem fuzzy, model de regresie, metoda cu cele mai mici pătrate, model Takagi-Sugeno, analiză wavelet-date, pierderi, eroare rădăcină medie-pătrată.

Повышение степени интеграции ветроэнергетических станций в энергосистему путем использования у системного оператора математических моделей прогнозирования ветра и электропотребления

Манусов В.З., Холдонов А.А., Бойко К.Н., Халдаров Ш.К.

Новосибирский государственный технический университет

Новосибирск, Российская Федерация

Аннотация. Широкое внедрение ветровых электростанций (ВЭС) в энергосистему приводит к различным неудобствам в работе системных операторов. В первую очередь, данный факт связан с непредсказуемым и изменчивым характером скорости ветра и вырабатываемой мощности соответственно. С учетом этих факторов подобный источник электроэнергии должен быть подключен к жестким энергосистемам, чтобы избежать пагубного влияния на стабильность и качество электроэнергии. На практике мы видим обратную ситуацию, когда ветровые парки подключаются к удаленным участкам сетей, например, на уровне распределительных линий. В таких сетях, где энергетическая инфраструктура не располагает достаточными резервами, чтобы позволить себе сильные колебания мощности ВЭС, теряется возможность использования подобных источников энергии. Тем не менее, несмотря на то, что мощность, выработанная на ВЭС, не регулируется системным оператором, точное прогнозирование скорости ветра и мощности ВЭУ, а также электрической нагрузки могло бы решить данную проблему, внося тем самым существенный вклад в повышение надежности систем электроснабжения. Предложена математическая модель прогнозирования скорости ветра, основанная на авторегрессии и нечеткого логического вывода Такаги-Сугено. Дополнительно разработана новая модель анализа временных рядов, основанная на вейвлет-преобразовании, которая позволяет исключить из модели излишний шум, а также выявить цикличность процессов и их тренд. Доказано, что предложенная комбинация методов может быть одновременно использована для прогнозирования мощности электропотребления и потенциальной мощности ветровой электроустановки на любом интервале времени в зависимости от горизонта планирования. Предложенные модели поддерживают новую научную концепцию предикторной системы управления ветроэнергетических станций и повышают степень интеграции их в электроэнергетическую систему.

Ключевые слова: авторегрессия, нечеткие системы, регрессионная модель, метод наименьших квадратов, вейвлет-анализ данных, среднеквадратическая ошибка.

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]. 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 ветроэнергетическими 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 [5]. 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 ветра позволяет планировать объем мощности на сутки вперед и участвовать на рынке электроэнергии [7].

Для оценки экономической и энергетической выгоды от применения систем генерации на базе ветроэнергетических установок и решения вышеуказанных задач необходимо применение эффективного метода прогнозирования скорости ветра, а в последующем и вырабатываемую мощность конкретного ВЭС для конкретного региона с учетом особенностей в энергопотреблении.

Несмотря на достигнутую точность в прогнозировании мощности ветра, прогноз

такого метеофактора, в силу своей природы, уступает точности прогноза нагрузки в энергосистеме. Тем не менее, развитие такого направления играет ключевую роль в процессе электроснабжения.

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].

Крупные электропотребители, стремясь выйти на оптовые рынки электроэнергии, в которых, очевидно, цена на электроэнергию существенно ниже, сталкиваются с необходимостью составления заявки на энергопотребление вперед на определенный срок. Причем последующее отклонение реального потребления от заявленного может быть чревато серьезными штрафными санкциями со стороны поставщика. В федеральном законе «Об электроэнергетике» [9], принятом в марте 2003 г., обеспечение долгосрочного и краткосрочного прогнозирования объема производства и потребления электроэнергии рассматривается как необходимое условие надежности функционирования ЭЭС. Краткосрочные прогнозы потребления, от недели до суток вперед, являются основой для формирования диспетчерских графиков. Одновременно определяются необходимые объемы и размещение резервов мощности в ЭЭС. Объемы потребления ЭО, субъектов рынка на всех временных этапах планирования и эксплуатации обязательно согласовываются с подразделениями и филиалами Системного оператора – региональными (РДУ), объединенными диспетчерскими управлениями (ОДУ) и Центральным диспетчерским управлением Единой энергетической системой России. Согласованные графики потребления и генерации (диспетчерские графики) являются важнейшими для ЭО показателями, определяющими основные аспекты их работы – графики выработки электроэнергии станциями с учетом резервов, состав генерирующего оборудования, объемы покупки и продажи электроэнергии и мощности на рынке. Помимо заявленных графиков электропотребления участников рынка, учтенных при расчете

предварительного диспетчерского графика, системный оператор осуществляет собственный суточный прогноз потребления активной мощности на моменты окончания диспетчерских интервалов времени по территориям диспетчерского управления. При управлении режимами работы ЭЭС реализуется также оперативный прогноз графика потребления на следующий час и оставшиеся до конца суток часы с целью оптимального использования энергоресурсов и минимизации стоимости отклонений поставок от планового объема.

Множество статистических методов и методов искусственного интеллекта было разработано для краткосрочного прогнозирования нагрузки. Среди них основными являются методы регрессии, описанные в [10], [11], [12], [13], [14] и методы, основанные на искусственных нейронных сетях (ИНС) [15].

В [16] разработали на основе ИНС краткосрочную модель прогнозирования нагрузки для Центра управления энергетикой греческой государственной энергетической корпорации. При разработке они использовали трехслойную прямую связь ИНС и алгоритм обратного распространения был использован для обучения. Входные переменные включают исторические данные почасовой нагрузки, температуры и дня недели. Модель может прогнозировать значение нагрузки длительностью от одного до семи дней. Также А.Д. Папалексопулос и др. [17] разработали и внедрили многоуровневую прямую связь ИНС для системы краткосрочного прогнозирования нагрузки.

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.

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.

В данной работе предлагается использование регрессионной модели на основе размытых правил Такаги-Сугено совместно с вейвлет-анализом данных для краткосрочного прогнозирования скорости ветра и мощности ВЭУ, а также нагрузки с целью повышения надежности электроснабжения при интеграции ветроэнергетических установок в энергосистему.

При краткосрочном прогнозировании скорости ветра и электропотребления, применены методы нечеткой логики, а сама система содержит базу нечетких правил, заключения которых содержат линейные функции. Такой вид базы правил соответствует модели Такаги – Сугено. Использование аппарата нечетких правил помогает получить наиболее гибкую модель, улучшая точность аппроксимации, модифицируя (изменяя) количество нечетких правил.

В настоящей работе предлагается использовать глобальное оценивание параметров регрессионных моделей. При применении локального метода наименьших квадратов параметры отдельных линейных моделей, входящих в систему правил, оцениваются независимо. В качестве систем правил реализована модель нечеткого логического вывода Такаги-Сугено. При разбиении области определения входных

факторов использовались трапецевидные функции принадлежности.

I. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассмотрим систему электроснабжения, в которой имеются электропотребители в качестве жилых и общественных зданий, а также источник энергии в виде парка ВЭУ. Суточный график нагрузки, а также суточный график мощности, выдаваемой ВЭУ и представлены на рис. 1.

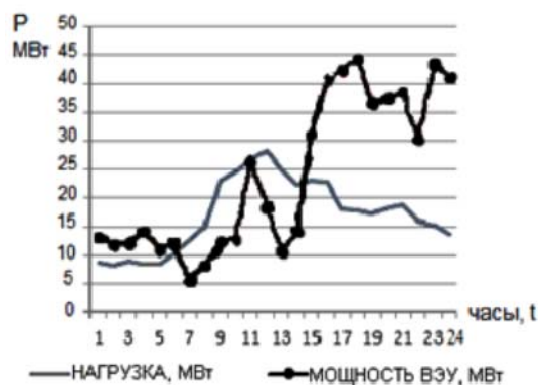


Рис. 1. Нагрузка и мощность на суточном интервале.

Уравнение баланса для данной системы будет иметь следующий вид:

$$P_{ВЭУ} \pm P_{Ак} + P_{ТЭС} + P_{ЭЭС} = P_{П} + \Delta P, \quad (1)$$

где $P_{ВЭУ}$ – мощность ВЭУ, $P_{Ак}$ – мощность аккумуляторной батареи, $P_{ТЭС}$ – мощность газовой станции, $P_{ЭЭС}$ – мощность, которую можно закупить в ЭЭС, $P_{П}$ – мощность потребителя, ΔP – потери, кВт.

В интегральной форме:

$$\int_0^t P_{ВЭУ}(t) dt \pm \int_0^t P_{Ак}(t) dt + \int_0^t P_{ТЭС}(t) dt + \int_0^t P_{ЭЭС}(t) dt = \int_0^t P_{П}(t) dt + \int_0^t \Delta P(t) dt \quad (2)$$

Как видно из рис. 1, в системе имеется дефицит мощности в период времени с 6 часов утра до 13 часов дня, наибольший дефицит приходится на полдень, наименьший на 10 утра. Очевидно, что для интеграции ВЭУ в общую электрическую сеть необходимо оперировать не статистическими данными по выдаваемой мощности ВЭУ и электропотреблению, накопленными за

определённый промежуток времени, а иметь оперативные данные, полученные с помощью метода прогнозирования.

II. РЕГРЕССИОННАЯ МОДЕЛЬ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

В силу сложности построения модели скорости ветра, а также влиянию неучтенных метеофакторов, таких как: температура воздуха, давление, влажность и другие не всегда удается однозначно определить вид статистически устойчивой зависимости $y = f(x)$. Часто можно наблюдать, что в различных частях области определения факторов, более адекватными могут оказываться различные модели. В этом случае можно пытаться получить единую адекватную на исходной выборке модель, значительно ее усложнив. Другой способ может состоять в построении кусочной регрессии. Недостаток первой (переусложненной) модели состоит в значительном риске ее использования для прогноза. Кусочные модели требуют достаточно точного определения области определения ее отдельных частей.

Альтернативным вариантом можно считать построение модели в виде системы размытых правил. Преимуществом таких моделей является то, что получаемое решение есть достаточно гладкая функция. Границы действия отдельных частей модели размыты, что снижает требования к их точному определению. Точность аппроксимации можно варьировать, увеличивая или уменьшая число используемых размытых правил.

Нечёткие модели Такаги-Сугено типа MISO (multiple input, single output) представляют собой совокупность правил вида [18]:

$$IF \ x_1 \in A_{1i} \ \& \dots \ \& \ x_n \in A_{ni} \ THEN \ y = \eta^i(x_j), \ i = \overline{1..m}, j = \overline{1..n} \quad (3)$$

где A_{ji} – нечеткое подмножество для переменной x_j с функцией принадлежности $\mu_{A_{ji}}(x_j)$; m – число правил, n – количество факторов, $\eta^i(x_j)$ – функция, определяющая

локальную зависимость отклика y от набора регрессий $x = (x_1, \dots, x_n)^T$. Четкое значение переменной \hat{y} , полученное с использованием дефазификации по методу центра тяжести, вычисляется по формуле[19]:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_i \eta^i}{\sum_{i=1}^m \mu_i}; \quad \mu_i = \prod_{j=1}^n \mu_{A_{ji}}(x_j). \quad (4)$$

Модель в виде (3), (4) будем называть FLR (Fuzzy Logic Regression) регрессионной моделью. Рассмотрим технику построения FLR регрессии для случая построения одномерной зависимости.

При одной переменной x система правил (3) приобретает вид:

$$IF \ x \in A_i \ THEN \ y = \eta^i(x_j), \quad (5) \\ i = \overline{1..m}, j = \overline{1..n}$$

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

Необходимость нормировки в (4) отпадает, если считать, что функции принадлежности обладают тем свойством, что в любой точке x выполняется условие

$$\sum_{i=1}^m \mu_{A_i}(x) = 1. \quad (6)$$

Для локальной линейной зависимости отклика от фактора функции $\eta^i(x)$ приобретают вид:

$\eta^i(x_j) = \theta_0^i + \theta_1^i x_j, \ i = \overline{1..m}, j = \overline{1..n}$. В итоге можно считать, что регрессия y по x подчиняется следующему уравнению наблюдения:

$$y_u = \sum_{i=1}^m (\theta_0^i + \theta_1^i x_u) \mu_{A_i}(x_u) + e_u, \quad (7) \\ u = 1, \dots, n$$

При использовании метода наименьших квадратов в глобальном его варианте все неизвестные параметры, входящие в (7), оцениваются совместно. При этом в качестве регрессоров используются следующие:

$$\begin{matrix} \mu_{A_1}(x), \dots, \mu_{A_m}(x), \\ x\mu_{A_1}(x), \dots, x\mu_{A_m}(x) \end{matrix} \quad (8)$$

Одной из серьезных проблем построения нечетких TS (Takagi – Sugeno) моделей является быстрый рост числа правил вида (3) как при увеличении числа нечетких партиций при разбиении области определения входных переменных ровно, так и при увеличении числа входных факторов. В определенной степени снизить остроту данной проблемы возможно, если использовать метод раздельного (локального) оценивания зависимостей $\eta^i(x)$, $i=1, \dots, m$ по взвешенному МНК. Пусть μ_i из (4) – сила высказывания для i -го правила в (3). Введем в рассмотрение целевую функцию для взвешенного МНК следующего вида:

$$\begin{aligned} S(\theta^i) &= (y - X\theta^i)^T W_i (y - X\theta^i) = \\ &= y^T W_i y - 2\theta^{iT} X^T W_i y + \theta^{iT} X^T W_i X \theta^i \end{aligned}$$

где $W_i = \text{diag}(\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{iN})$, μ_{ij} – значение μ_i в j -ой точке. Первые частные производные $S(\theta^i)$ по параметрам θ^i имеют вид:

$$\frac{\partial S(\theta^i)}{\partial \theta^i} = -2X^T W_i y + 2X^T W_i X \theta^i.$$

Приравняв их нулю и решая систему нормальных уравнений, находим решение:

$$\hat{\theta}^i = (X^T W_i X)^{-1} X^T W_i y. \quad (9)$$

Видим, что параметры локальных моделей в этом случае оцениваются независимо.

Наверное, главная проблема при моделировании временного ряда силы ветра в том, что этот ряд скорее всего не стационарен. Есть у него трендовая составляющая. Она определяется довольно часто повторяющимися участками усиления ветра и ослабления ветра. Предлагается участки временного ряда усиления и ослабления ветра моделировать разными локальными моделями.

Наиболее ответственный момент здесь – это определить, когда ситуация находится в состоянии усиления ветра (положительный тренд), а когда в ситуации ослабления ветра (отрицательный тренд). Самый простой вариант это учесть величину и знак разности $\Delta y = y(t-1) - y(t-2)$. Пусть в зоне отрицательных значений разности Δy значение $\mu_1(\Delta y)$ принимает значение 1, а в зоне положительных значений разности Δy значение $\mu_2(\Delta y)$ принимает значение 1. Первая и вторая партиции пересекаются в окрестности 0. Шириной пересечения можно управлять. Либо можно в зоне окрестности 0 выделить отдельную партицию. Тогда их будет 3. Третья партиция будет соответствовать периоду, когда ветер более менее постоянен.

Рассмотрим случай двух партиций, по правилам будет таким [20]:

$$\begin{aligned} \text{if } \Delta y \in A_1 \text{ then } y^1(t) &= a_1^1 y(t-1) + a_2^1 y(t-2) \\ \text{if } \Delta y \in A_2 \text{ then } y^2(t) &= a_1^2 y(t-1) + a_2^2 y(t-2) \end{aligned} \quad (10)$$

В глобальном МНК в качестве регрессоров будут выступать:

$$\begin{matrix} \mu_1(\Delta y)y(t-1), \mu_1(\Delta y)y(t-2), \\ \mu_2(\Delta y)y(t-1), \mu_2(\Delta y)y(t-2) \end{matrix} \quad (11)$$

Итак, в зоне первой партиции мы в основном моделируем (описываем) первой моделью участок ниспадающего тренда, а в зоне второй партиции второй моделью моделируем участок восходящего тренда. В зоне смены направлений тренда должны получить сглаженный участок за счет пересечения партиций.

Реализовать такой вариант в программе достаточно просто. Важно определить участок пересечения партиций. Посмотрите значения разности $\Delta y = y(t-1) - y(t-2)$, а именно типовые их значения для участков ниспадающего и восходящего трендов, а также значения вблизи участков смены направления тренда.

III. ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ПРОГНОЗИРУЕМОЙ СКОРОСТИ ВЕТРА В МОЩНОСТЬ

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

$$P = \frac{1}{2} \rho A V^3 C_p(\lambda), \quad (12)$$

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

По выражению (12) можно заметить, что зависимость между мощностью и скоростью ветра нелинейная и имеет кубическое значение. Поэтому любая незначительная ошибка в прогнозе скорости ветра вызовет значительную (кубическую) ошибку в прогнозе мощности. В масштабах целого ветрового парка эта взаимосвязь выражается еще сильнее. Так как парк представляет собой комплект установок, и каждая установка использует разные скорости и направление ветра.

Один из простых методов преобразования прогнозированной скорости ветра в мощность – это использование характеристики мощности от производителя конкретной установки. Подобный метод и результаты исследования пробно описаны в работах [8, 15-17].

Преобразование прогнозируемой скорости ветра в электрическую мощность

осуществляется в четыре этапа. Необходимо отметить, что данные скорости ветра, получаемые с анемометра на самой установке, либо полученные с метеорологической мачты, установленной на территории сии на этапе ветроэнергетического кадастра, не совсем соответствуют той скорости, которая непосредственно попадает в ометаемую площадь установки.

На первом этапе следует преобразовать скорость ветра, полученную с уровня метеомачты (анемометра) V_m в скорость ветра на уровне высоты оси ступицы ротора (трубчатая башня) V_c . Данная процедура имеет уточняющий характер. Необходимо отметить, что его эффект имеет важную роль, так как мощности ВЭУ от скорости ветра имеет кубическую зависимость.

На втором этапе осуществляется прогнозирование скорости ветра с помощью предикторной модели, предлагаемой в данной работе.

На третьем этапе выполняется вейвлет-анализ полученных прогнозных значений, что тоже в какой-то степени выполняет функцию уточнения. Как показывают исследования, такой анализ благоприятно сказывается на качестве прогнозирования.

На заключительном этапе с помощью характеристики мощности ВЭУ от производителя и полученных данных скорости ветра осуществляется преобразование скорости ветра в мощность.

Таким образом, преобразование реальных данных скорости ветра, измеренных в течение года на метеорологической мачте в скорость ветра, которая соответствует уровню высоты оси ступицы ротора можно осуществить с помощью методов экстраполяции, например степенного закона:

$$V_c(t) = V_m(t) * \left(\frac{H}{M} \right)^\alpha, \quad (13)$$

где V_c – скорость ветра на уровне оси ступицы ротора (m/s), V_m – скорость ветра на уровне метеомачты (m/s), H – высота оси ступицы ротора ВЭУ (для данного типа установки она равна 85 м), M – высота метеомачты (10 м), α – коэффициент сезонности, который может меняться в

зависимости от района установки, плотности воздуха, времени года и т.д. Для данной местности и выбранного месяца он равен приблизительно 0,08.

Необходимо отметить, что в зависимости от условий и ситуации для подобного преобразования скорости ветра с одного уровня в другой может подойти тот или иной метод экстраполяции. При возможности измерить скорость ветра на уровне оси ступицы ротора ВЭУ необходимость в преобразовании отпадает.

После получения модели скорости ветра следует выполнить преобразование этой скорости в выходную мощность ВЭУ с помощью характеристики мощности установки модели WTU 2.0 рис. 2.

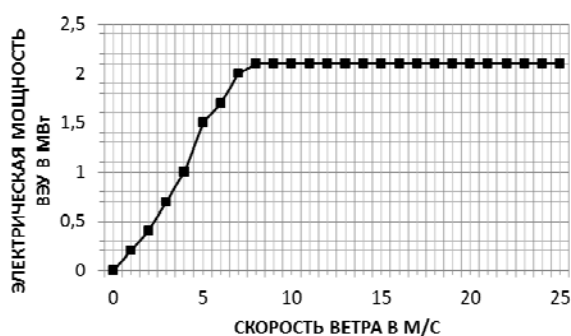


Рис. 2. Характеристика мощности ВЭУ WTU 2,05 МВт.

Как видно из рисунка, выработка мощности начинается с отметки скорости ветра в 3 м/с и является стартовой позицией в процессе выработки. В диапазоне скоростей от 3 м/с до 12 м/с идет выработка номинальной мощности. Начиная с 12 м/с до 25 м/с, мощность поддерживается на номинальном уровне. Выше последней отметки срабатывает команда отключения установки в целях безопасности.

Ветроэнергетические парки в отличие от традиционных станций вынуждены всегда работать при изменчивых условиях внешней среды, которые зависят от структуры потока ветра. Этим обусловлена сложность повышения точности прогнозирования вырабатываемой мощности. Мгновенная скорость ветра условно делится на четыре типа:

- слабая скорость ветра, установка без выработки мощности;

- средняя скорость ветра, установка в зоне максимальной выработки мощности;

- сильная скорость ветра, установка в режиме ограничения выработки мощности;

- порывы ветра, установка выводится из работы [21].

Правильный прогноз скорости ветра позволит заранее выбрать оптимальный режим работы установки.

Таблица 1
Технические характеристики ВЭУ WTU 2.0.

Параметр	Значение
Номинальная мощность	2,05 МВт
Диаметр ротора	93 м
Высота башни до оси ступицы	85 м
Класс по ветру	2А
Диапазон рабочих температур	от - 40 °С до + 40 °С

IV. ВЕЙВЛЕТ АНАЛИЗ ДАННЫХ

Анализ исходных данных является наиболее важной частью любой модели прогнозирования. На сегодняшний день для анализа данных широко применяется возможности вейвлет-преобразования. В отличие от классических форм, например, ряды Фурье, вейвлет-преобразование помогает рассмотреть необходимый временной ряд не только во временной, но и в частотной плоскости [22].

В качестве инструмента для анализа скорости ветра и электропотребления был принят аппарат дискретного вейвлет-преобразования. Материнской функцией принят вейвлет Добеши 4 порядка. Данный вейвлет представляет из себя вейвлет с компактным носителем и с m нулевыми моментами, необходимых для обеспечения хороших свойств, приближения вейвлет-разложения, что наиболее важно в случае с временным рядом, не имеющим явной функции, которая его бы описывала [23].

Дискретное вейвлет-преобразование (DWT) – реализация вейвлет-преобразования с использованием дискретного набора масштабов и переносов вейвлета, подчиняющихся некоторым определенным правилам. Другими словами, это преобразование раскладывает сигнал на взаимно ортогональный набор вейвлетов, что является основным отличием от

непрерывного вейвлет-преобразования (CWT).

Пусть имеется некоторый дискретный сигнал c_n . Интерпретируем его как коэффициенты разложения некоторой функции $f_0(x)$ по базису масштабирующих функций подпространства V_0 :

$$f_0(x) = \sum c_{0,n} \phi_{0,n}(x), \quad (14)$$

где $c_{0,n} = c_n$.

Согласно идее кратномасштабного анализа, функция $f_0(x)$ раскладывается на сумму:

$$f_0(x) = \sum_k c_{1,k} \phi_{1,k}(x) + \sum_k d_{1,k} \psi_{1,k}(x). \quad (15)$$

Этот процесс может быть продолжен разложением $f_1(x), f_2(x) \dots$ функция $f_0(x)$, а как следствие и исходных сигнал будет представлен совокупностью коэффициентов. Так определяются дискретные ряды вейвлетов (DTWS).

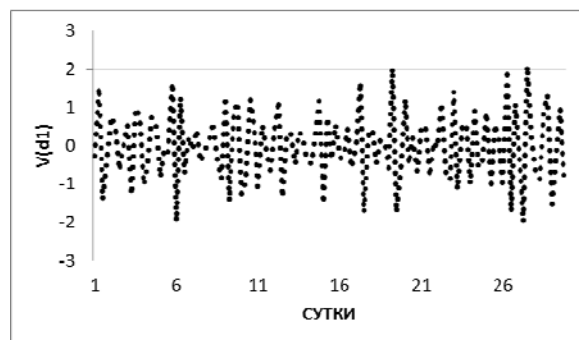
Для выделения составляющих графика скорости ветра и электропотребления на практике применяют декомпозицию ряда – разложение на аппроксимирующие и детализирующие компоненты. То есть ряд представляется в виде низкочастотных и высокочастотных составляющих. Многоуровневое одномерное вейвлет-преобразование, которое выполняет разложение сигнала до уровня N, т.е. вычисляет аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты каждого уровня разложения [24].

Далее восстанавливаются графики аппроксимирующей функции третьего уровня и детализирующей функций первого, второго и третьего уровня.

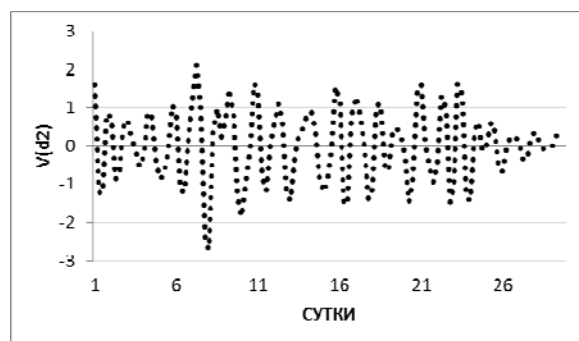
Данные графики выступают в качестве исходных данных для прогнозирования значений скорости ветра и электропотребления на сутки вперед.

Данный подход целесообразен, если прогнозируемый временной ряд включает в себя короткие компоненты с большой амплитудой и протяженные низкочастотные компоненты.

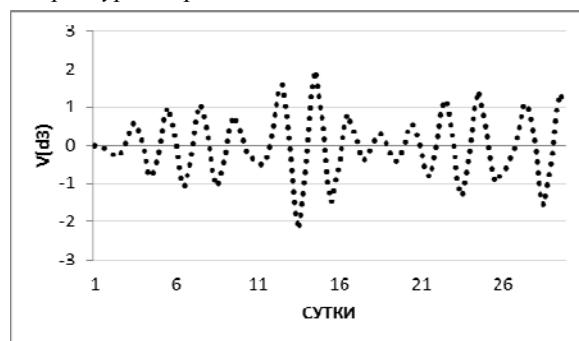
На рисунке 3 а, b, с представлено изменение детализирующих коэффициентов временного ряда скорость ветра на первом втором и третьем уровне разложения ($d1, d2, d3$). Данные коэффициенты показывают изменение различных высокочастотных составляющих скорости ветра. Это краткосрочные порывы ветра, погрешность при измерении и другие случайные шумы небольшой амплитуды



а) изменение детализирующего коэффициента на первом уровне разложения.



б) изменение детализирующего коэффициента на втором уровне разложения.



с) изменение детализирующего коэффициента на третьем уровне разложения.

Рис. 3. Результат разложения на детализирующие коэффициенты исходного ряда скорость ветра по вейвлету Добеши db4.

На рисунке 4 представлено изменение аппроксимирующего коэффициента временного ряда скорость ветра на третьем уровне разложения (a3). Данный коэффициент показывает изменение низкочастотной составляющей скорости ветра. То есть показывает тренд изменения скорости ветра на заданном интервале.

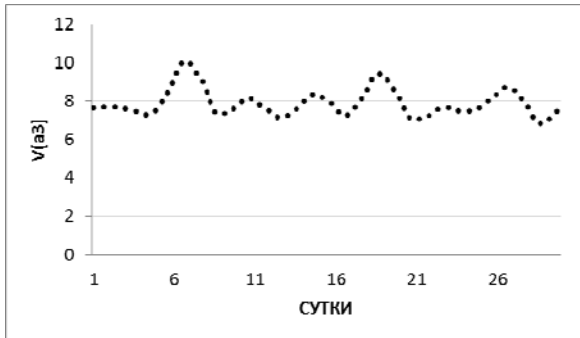
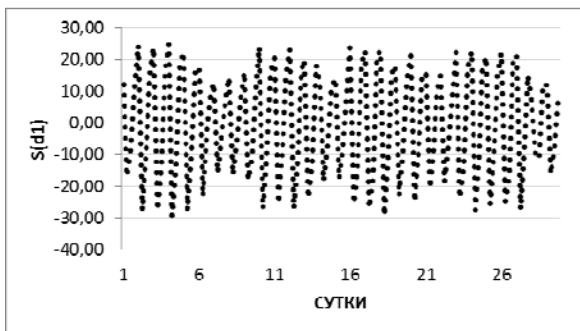
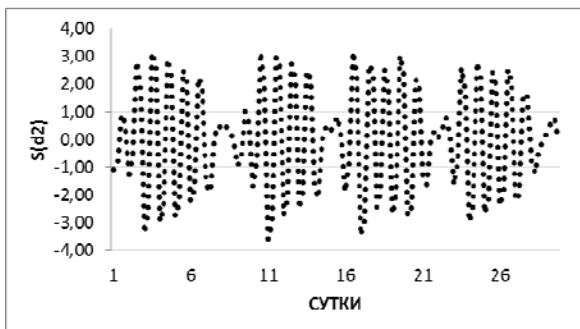


Рис. 4. Аппроксимирующая функция исходного ряда скорость ветра на уровне разложения равного трем.

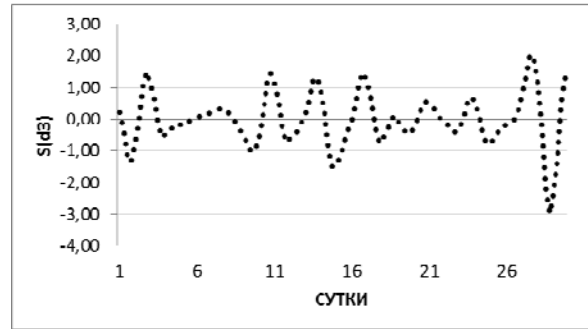
На рисунке 5 Видно, что графики коэффициентов помимо шумовой компоненты содержат значительные по величине пики. Подобные пики могут быть следствием сбоя измерительной аппаратуры, аварийных отключений и т.д.



a) изменение детализирующего коэффициента на первом уровне разложения.



b) изменение детализирующего коэффициента на втором уровне разложения.



c) изменение детализирующего коэффициента на втором уровне разложения.

Рис. 5. Результат разложения на детализирующие коэффициенты исходного ряда электропотребление по вейвлету Добеши db4.

На рисунке 6 представлено изменение аппроксимирующего коэффициента временного ряда нагрузка на третьем уровне разложения (a3). Данный коэффициент показывает изменение низкочастотной составляющей нагрузки.

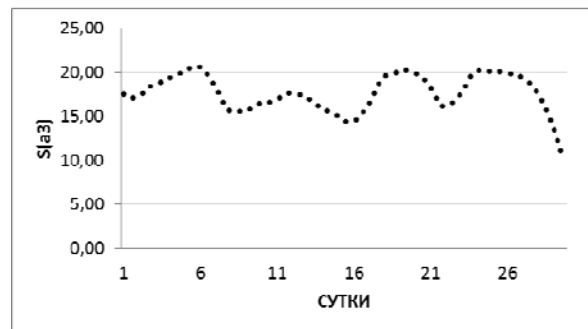


Рис. 6. Аппроксимирующая функция исходного ряда электропотребление на уровне разложения равного трем.

На рисунке 5 a, b, c представлено изменение детализирующих коэффициентов временного ряда нагрузка на первом втором и третьем уровне разложения (d1,d2,d3).

V. РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Для прогноза на сутки вперед необходимо получить отдельный прогноз для каждого из коэффициентов временных рядов: скорости ветра и электрической нагрузки.

Прогноз нагрузки и скорости ветра на сутки вперед будет представлять собой сумму прогнозов детализирующих коэффициентов всех трех уровней разложения и прогноза аппроксимирующего коэффициента третьего уровня разложения.

Таблица 2
Результат прогноза скорости ветра

Время, часы	Истинные данные, м/с	AR(2), м/с	Отклонение AR(2), %
30.03.2015 0:00	10	7,15	39,92
30.03.2015 6:00	8	9,32	14,12
30.03.2015 12:00	9	8,24	9,25
30.03.2015 18:00	7	8,56	18,21

Таблица 3
Результат прогноза электрической нагрузки

Время, часы	Истинные данные, кВт	AR(2), кВт	Отклонение AR(2), %
30.03.2015 0:00	13070	12847	1,73
30.03.2015 6:00	10130	10008	1,22
30.03.2015 12:00	17159	16762	2,37
30.03.2015 18:00	20561	20165	1,96

Таблица 4
Результат прогноза скорости ветра с учетом Вейвлет-преобразования

Время, часы	Истинные данные, м/с	AR(2) wave, м/с	Отклонение AR(2) wave, %
30.03.2015 0:00	10	7,98	26,21
30.03.2015 6:00	8	8,09	1,16
30.03.2015 12:00	9	8,01	11,38
30.03.2015 18:00	7	9,10	24,14

Таблица 5
Результат прогноза электрической нагрузки с учетом Вейвлет-преобразования

Время, часы	Истинные данные, кВт	AR(2) wave, кВт	Отклонение AR(2) wave, %
30.03.2015 0:00	13070	12987.99	0.72
30.03.2015 6:00	10130	10536.39	3.00
30.03.2015 12:00	17159	16105.73	6.99
30.03.2015 18:00	20561	21449.28	5.05

Полученные результаты прогнозирования скорости ветра представлены в таблице 2. Из них следует, что ошибка в прогнозировании колеблется около значения 15%. Результаты прогнозирования электрической мощности колеблется около 2%, что вполне приемлемо при покупке электроэнергии на оптовом рынке. Далее модель авторегрессии уточнялась с помощью Вейвлет-преобразования.

Результат прогноза скорости с учетом Вейвлет-преобразования улучшился. Среднее отклонение ошибки колеблется около 10%. В случае прогноза электрической нагрузки с учетом Вейвлет-преобразования улучшения качества прогноза не так заметны. Это обусловлено, по-видимому, тем, что Вейвлет-преобразование сгладило временной ряд от порывов и провалов ветра, в то время как для электрической нагрузки в предыстории временного ряда не встречались большие провалы, обусловленные праздниками или выходными днями. Эти провалы или набросы нагрузки Вейвлет-преобразование могло бы учесть.

Все это свидетельствует о том, что комбинация моделей авторегрессии скользящего среднего и Вейвлет-преобразования позволяет погасить значительные отклонения, которые наблюдаются в исходных временных рядах, что способствует улучшению качества прогноза прогнозируемых величин без увеличения временного ряда в ретроспективе.

Выводы

Предложен метод интегрирования мощности ветроэнергетической установки в энергетическую систему на основе предикторного прогнозирования скорости ветра и графика электропотребления. Моделирование процессов, определяющих скорость ветра, осуществляется на основе моделей авторегрессий и скользящего среднего с различной структурой. При этом прогноз осуществляется на основе нечеткого логического вывода по методу Такаги-Сугено (TS). Результаты прогнозирования доказывают эффективность предложенной математической модели.

Дополнительно разработана модель прогнозирования, основанная на вейвлет-преобразованиях, что позволяет исключить из модели излишний шум, а с учетом периодичности графиков нагрузки можно

выделить периоды цикличности и тренда. Метод вейвлет-анализа позволяет получить трехмерную модель разложения непериодического сигнала в отличие от Фурье-преобразования.

Полученные результаты позволяют сделать вывод о целесообразности совместного использования вейвлет-анализа с предлагаемой нечеткой регрессионной моделью. Это особенно актуально для краткосрочного прогнозирования скорости ветра с ярко выраженными порывами. Показано, что предложенная комбинация методов может быть использована для прогнозирования скорости ветра и одновременно для мощности электропотребителя на том или ином интервале времени. Обе модели позволяют перейти на предикторную систему управления ветроустановкой или ветроэнергетической станции.

Литература (References)

- [1] Chang, W.Y. "Short Term Wind Power Forecasting Using EPSO Based Hybrid Method. Energies", 2013, no. 6, pp. 4879-4896. <http://dx.doi.org/10.3390/en6094879>.
- [2] Manusov V.Z., Khaldarov Sh.K., Boiko K.N. [Development of a device for flexible regulation of active and reactive power flows for effective integration of wind power plants into the power system]. *Materialy XIII mezhdunarodnoi konferentsii «Aktual'nye problemy elektronnoy priborostroeniia» APEP-2014, V 7 tomakh* [The Materials of the XIII International Conference "Actual Problems of Electronic Instrument Engineering" APEIE-2014, In 7 volumes]. Novosibirsk, 2016, pp. 64-66. (In Russian).
- [3] Chang, W.Y. "Comparison of Three Short Term Wind Power Forecasting Systems. Advanced Materials Research", 2013, no. 684, pp. 671-675. <http://dx.doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.684.671>.
- [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, Article ID: 971389, 9 p.
- [5] Sideratos G., Hatzigiorgiou N.D. "An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting". *IEEE Transactions on Power Systems*, 2007, no. 22, pp. 258-265. <http://dx.doi.org/10.1109/TPWRS.2006.889078>.
- [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. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2008.02.002>.
- [7] Lange M., Focken U. "New Developments in Wind Energy Forecasting". *Proceedings of the 2008 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, Pittsburgh, 20-24 July 2008, pp. 1-8.
- [8] Wen-Yeau Chang "A Literature Review of Wind Forecasting Methods". *Journal of Power and Energy Engineering*, 2014, no. 2, pp. 161-168.
- [9] *Federal'nyi zakon ot 26.03.2003 N 35-FZ (red. ot 29.07.2017) "Ob elektroenergetike"* [Federal Law No. 35-FZ of March 26, 2003 (as amended on July 29, 2017) "On the Electric Power Industry"] (In Russian).
- [10] Engle F., Mustafa C., Rice J. "Modeling Peak Electricity Demand". *Journal of Forecasting*, 1992, no. 11, pp. 241-251.
- [11] Hyde O., Hodnett P.F. "An Adaptable Automated Procedure for Short-Term Electricity Load Forecasting". *IEEE Transactions on Power Systems*, 1997, no. 12, pp. 84-93.
- [12] Ruzic S., Vuckovic A., Nikolic N. "Weather Sensitive Method for Short-Term Load Forecasting in Electric Power Utility of Serbia". *IEEE Transactions on Power Systems*, 2003, no. 18, pp. 1581-1586.
- [13] Haida T., Muto S. "Regression Based Peak Load Forecasting using a Transformation Technique". *IEEE Transactions on Power Systems*, 1994, no. 9, pp. 1788-1794.
- [14] Charytoniuk W., Chen M.S., P. Van Olinda. "Nonparametric Regression Based Short-Term Load Forecasting". *IEEE Transactions on Power Systems*, 1998, no. 13, pp. 725-730.
- [15] Fan J.Y., McDonald J.D. "A Real-Time Implementation of Short-Term Load Forecasting for Distribution Power Systems". *IEEE Transactions on Power Systems*, 1994, no. 9, pp. 988-994.
- [16] Peng M., Hubele N.F., Karady G.G. "Advancement in the Application of Neural Networks for Short-Term Load Forecasting". *IEEE Transactions on Power Systems*, 1992, no. 7, pp. 250-257.
- [17] 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.
- [18] Takagi T., Sugeno M. "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control". *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 1985, Vol. 15, no. 1, pp. 116-132.
- [19] Popov A.A., Kholdonov A.A. [Global and Local Parameter Estimation of Regression Models Using Fuzzy Systems Concept]. *Sbornik*

nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta [Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university], 2015, no. 4 (82), pp. 56-66. (In Russian).

[20] Popov A.A. *Optimal'noe planirovanie eksperimenta v zadachakh strukturnoy i parametricheskoy identifikacii modeley mnogofaktornykh sistem* [The optimal experiment planning in problems of structural and parametric identification of multifactor systems models: a monograph]. Novosibirsk, NSTU Publ., 2013. 296 p. (In Russian).

[21] Toque and Speed Control of a Pitch Regulated Wind Turbine / Mika Rasila. – Chamers University of Technology, 2003, p.67.

[22] Manusov V.Z., Boiko K.N. [Application of wavelet theory to analyze the data in solving the problem of electric load forecasting].

Sovremennaiia tekhnika i tekhnologii: problemy, sostoiianiia i perspektivy: materialy 5 Vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii [Modern techniques and technologies: problems, states and prospects: materials of the 5th All-Russian Scientific and Practical Conference]. Rubtsovsk, 2015, pp. 370-375. (In Russian).

[23] Babinovich, D.E. Problemy prognozirovaniya potrebleniya ehlektroehnergii / D.E.Babinovich, E.A.SHutov, T.N.Kirilova // Problemy ehnergetiki. - 2010. - №.3-4/I. - С. 49-58. (In Russian).

[24] Prilozheniia veyvlet - analiza [Elektronnyj resurs] - Base Group Labs. Tekhnologii analiza dannyh. - Rezhim dostupa: <https://basegroup.ru/community/articles/wavelet-applications>. (In Russian).

Сведения об авторах.



Манусов Вадим Зиновьевич. Новосибирский государственный технический университет, кафедра системы электроснабжения предприятий, д-р техн. наук, профессор. Основное направление исследований: применение методов искусственного интеллекта для планирования и оптимизации режимов электроэнергетических систем.

E-mail: Manusov36@mail.ru



Холдонов Абдурахмон Абдуллоевич. Новосибирский государственный технический университет, кафедра теоретической и прикладной информатики, аспирант. Основное направление исследований – статистические методы анализа данных.

E-mail: firuz_530_11_29@mail.ru



Бойко Константин Николаевич. Новосибирский государственный технический университет, кафедры систем электроснабжения предприятий, ведущий н.с., аспирант.

Основное направление исследований: применение методов искусственного интеллекта для решения задачи прогнозирования параметров энергосистемы и сопутствующих величин.

E-mail: bkn08@rambler.ru



Халдаров Шерход Камалханович. Новосибирский государственный технический университет, кафедры систем электроснабжения предприятий, ведущий н.с., аспирант.

Основное направление исследований: исследование вопроса эффективной интеграции возобновляемых источников энергии в электроэнергетическую систему,

E-mail: haldaroff@mail.ru