

<https://doi.org/10.21122/1029-7448-2024-67-5-411-424>

УДК 621.311

## **Прогнозирование коэффициента использования установленной мощности для объектов генерации на базе возобновляемых источников энергии для децентрализованных электроэнергетических систем**

**А. М. Брамм<sup>1)</sup>, П. В. Матренин<sup>1)</sup>, Н. А. Попкова<sup>2)</sup>, Д. А. Секацкий<sup>2)</sup>**

<sup>1)</sup>ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б. Н. Ельцина» (Екатеринбург, Российская Федерация),

<sup>2)</sup>Белорусский национальный технический университет (Минск, Республика Беларусь)

© Белорусский национальный технический университет, 2024  
Belarusian National Technical University, 2024

**Реферат.** Одним из направлений развития электроэнергетики является децентрализация, направленная на повышение надежности энергоснабжения, снижение потерь при передаче электрической энергии и обеспечение энергетической независимости потребителей. Моделирование децентрализованных электроэнергетических систем, включающих объекты распределенной генерации, возможно с помощью мультиагентных систем, которые позволяют решать задачи планирования и управления с учетом потребностей каждого участника процесса производства, передачи, распределения и потребления электроэнергии. Развитие распределенной генерации с использованием мультиагентного подхода требует создания моделей оценки технико-экономической эффективности решений, принимаемых каждым агентом, как на стратегическом, так и на тактическом уровне. К стратегическим решениям агентов, связанных с распределенной генерацией, относится в том числе создание энергетических установок и электрических станций на базе возобновляемых источников энергии. Важным фактором для принятия таких решений является оценка коэффициента использования установленной мощности, однако в настоящее время отсутствуют модели, позволяющие выполнить такую оценку с высокой достоверностью. В данной работе предложены новый алгоритм оценки коэффициента установленной мощности для всей территории определенной административной единицы и модель его прогнозирования на основе климатических и географических параметров. Исследование проведено на выборке данных 221 объекта генерации (солнечные и ветровые электрические станции) четырех областей Российской Федерации. Определено, что коэффициент использования установленной мощности может быть спрогнозирован со средней ошибкой в пределах 4 % для фотоэлектрических станций и 9 % для ветровых, что позволяет использовать разработанные алгоритм и модель как в системах поддержки принятия решений при выборе места размещения указанных видов электрических станций, так и в системах, моделирующих развитие электроэнергетических систем с помощью мультиагентного подхода.

**Ключевые слова:** распределенная генерация, коэффициент использования установленной мощности, фотоэлектрическая станция, ветровая электрическая станция, мультиагентная система

**Для цитирования:** Прогнозирование коэффициента использования установленной мощности для объектов генерации на базе возобновляемых источников энергии для децентрализованных электроэнергетических систем / А. М. Брамм [и др.] // *Энергетика. Изв. высш. учеб. заведений и энерг. объединений СНГ*. 2024. Т. 67, № 5. С. 411–424. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2024-67-5-411-424>

---

### **Адрес для переписки**

Секацкий Дмитрий Александрович  
Белорусский национальный технический университет  
просп. Независимости, 65/2,  
220013, г. Минск, Республика Беларусь  
Тел.: +375 17 392-65-82  
[dsekatski@gmail.com](mailto:dsekatski@gmail.com)

### **Address for correspondence**

Sekatski Dzmity A.  
Belarusian National Technical University  
65/2, Nezavisimosti Ave.,  
220013, Minsk, Republic of Belarus  
Tel.: +375 17 392-65-82  
[dsekatski@gmail.com](mailto:dsekatski@gmail.com)

---

## Capacity Factor Forecasting for Generation Facilities Based on Renewable Energy Sources in Decentralized Power Systems

A. M. Bramm<sup>1)</sup>, P. V. Matrenin<sup>1)</sup>, N. A. Papkova<sup>2)</sup>, D. A. Sekatski<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>Ural Federal University named after the first President of Russia B. N. Yeltsin (Ekaterinburg, Russian Federation),

<sup>2)</sup>Belarusian National Technical University (Minsk, Republic of Belarus)

**Abstract.** One of the directions of development of the electric power industry is decentralization, aimed at improving the reliability of energy supply, reducing losses during transmission of electric energy and ensuring energy independence of consumers. It is possible to simulate decentralized power systems, including distributed generation facilities, by implementation of multi-agent systems that allow solving design and control problems taking into account the needs of each participant in the process of production, transmission, distribution and consumption of electricity. The development of distributed generation using a multi-agent approach requires the creation of models for assessing the technical and economic efficiency of decisions made by each agent, both at the strategic and tactical levels. The strategic decisions of agents related to distributed generation include, among other things, the creation of power facilities and power plants based on renewable energy sources. An important factor for making such decisions is the estimation of the capacity factor. However, currently there are no models for its estimation with high reliability. The present paper proposes a new algorithm for estimating the capacity factor for the entire territory of a certain administrative unit and a model for its forecasting based on climatic and geographical parameters. The study was conducted on a data sample of 221 generation facilities (solar and wind power plants) in four oblasts (regions) of the Russian Federation. It has been determined that the capacity factor can be forecasted with a mean error within 4 % for photovoltaic power plants and 9 % for wind power plants. Therefore, it is possible to use the developed algorithm and model both in decision support systems when choosing the location of this types of power plants, and in systems that model the development of power systems using a multi-agent approach.

**Keywords:** distributed generation, capacity factor, photovoltaic power station, wind power station, multi-agent system

**For citation:** Bramm A. M., Matrenin P. V., Papkova N. A., Sekatski D. A. (2024) Capacity Factor Forecasting for Generation Facilities Based on Renewable Energy Sources in Decentralized Power Systems. *Energetika. Proc. CIS Higher Educ. Inst. and Power Eng. Assoc.* 67 (5), 411–424. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2024-67-5-411-424> (in Russian)

### Введение

Развитие распределенной генерации (РГ) направлено на выработку электрической энергии вблизи точки ее потребления и внедрение источников энергии с относительно небольшой мощностью, компактными размерами и мобильной конструкцией. Энергетическими установками для РГ чаще всего являются генераторы, работающие на дизельном топливе или природном газе, или источники возобновляемой энергии (ВИЭ), включая фотоэлектрические, ветроэнергетические установки и малые гидроэлектростанции. РГ особенно важна для энергообеспечения небольших поселений в географически удаленных районах (арктических, горных и др.), где по техническим и экономическим причинам невозможно обеспечить подключение потребителей к общей энергосистеме и гарантировать эффективное централизованное управление режимами сети [1–3].

Поскольку одной из особенностей РГ является возможность электроснабжения потребителей, работающих в изолированном от электроэнергетической системы режиме полностью или периодически, а также потребителей, которые из-за ограничений системы электроснабжения могут получать от внешней сети только часть необходимой электроэнергии, то, очевидно, что их снабжение топливом также во многих случаях затруднено. Поэтому развитие распределенной генерации на основе возобновляемых источников энергии приобретает высокую актуальность.

В то же время возникает ряд научно-технических задач, одной из которых является выбор оптимального места для размещения объектов возобновляемых источников энергии. При этом необходимо учитывать множество факторов, включая географические и климатические условия, что требует создания систем поддержки принятия решений [4].

При выборе места размещения объектов ВИЭ необходимо учитывать доступность и потенциал соответствующих ресурсов (солнечное излучение, скорость ветра и т.п.). Географические особенности местности могут оказывать значительное влияние на эффективность работы объектов ВИЭ. Помимо непосредственного источника энергии, такого как солнечное излучение или скорость ветра, необходимо учитывать и прочие климатические условия. Например, для фотоэлектрических станций (ФЭС) облачность и осадки оказывают очень высокое влияние на выработку электрической энергии. Для ветровых электрических станций (ВЭС) важно учитывать не только скорость, но также направление и переменчивость ветра. Кроме того, при выборе места размещения объектов ВИЭ необходимо принимать во внимание экологические и социальные факторы.

Существующие исследования, посвященные задаче выбора параметров и мест размещения объектов РГ, как правило, сфокусированы на решении оптимизационной задачи выбора узла сети для размещения объекта генерации [5–9]. Однако если задача рассматривается с позиции интересов потребителя, использующего РГ как собственную генерацию, или же выбор места размещения РГ необходимо выполнить для изолированного энерго района, то влияние РГ на работу электроэнергетической системы уходит на второй план или даже оказывается в принципе не важно. Развитие концепции децентрализованных электроэнергетических систем приводит к смещению приоритетов с эффективности обеспечения функционирования всей электроэнергетической системы в целом на оптимизацию функционирования отдельных потребителей и поставщиков электрической энергии. Для описания и моделирования таких электроэнергетических систем эффективным является мультиагентный подход, позволяющий представить всех участников как агентов, имеющих собственные целевые функции, правила функционирования, принципы и ограничения [10, 11]. Решение задачи на основе технологий мультиагентных систем (МАС) оказывается более эффективным по совокупности критериев, чем решение, полученное на основе централизованного подхода [11].

Особенностью использования МАС в электроэнергетике является возможность решения не только оптимизационных задач, но и задач планирования развития систем [12, 13], включая планирование создания новых агентов с РГ. При этом для МАС важно получить данные, полно описывающие состояние всех агентов. В случае с РГ на базе ВИЭ среди множества агентов необходимо выделить объекты генерации, а также активных (генерирующих) потребителей. Например, принятие решений о строительстве новых линий электропередачи агентом, представляющим электросетевую компанию, должно учитывать поведение не только существующих агентов с РГ, но и прогнозы возникновения новых агентов с конкретными местами их появления и техническими параметрами. При этом необходимы данные и предиктивные модели, позволяющие оценивать потенциал ВИЭ в каждой географической точке рассматриваемой системы.

Существует большое количество исследований, посвященных прогнозированию выработки электрических станций на базе ВИЭ, среди которых можно отметить статьи [14–17], посвященные прогнозированию выработки ФЭС, [14, 15, 18, 19], посвященные ВЭС, и [20, 21], посвященные прогнозированию факторов, влияющих на работу ГЭС. Однако при выборе места размещения объектов ВИЭ прогноз выработки может быть вычислен, исходя из ретроспективы метеорологических наблюдений, поскольку при проектировании стоит задача не прогнозирования графика генерации, а оценки технико-экономического потенциала строительства электрической станции.

Проблемой, не рассмотренной в ранее проведенных исследованиях по данной теме, является определение коэффициента использования установленной мощности (КИУМ), который оказывает критическое влияние на экономическую эффективность строительства электрических станций на базе ВИЭ. Прогнозирование КИУМ позволяет избежать избыточных инвестиций в мощности, которые могут оказаться неиспользованными в будущем, а также оценить уровень энергетической безопасности, выполнить оценку рисков, связанных с недостатком или избытком электроэнергии.

В данном исследовании впервые предложен алгоритм прогнозирования КИУМ для всей территории заданных географических районов на основе климатических данных из открытых источников, включая данные о существующих объектах ВИЭ и их эффективности. Метод основан на применении к указанным данным регрессионных моделей машинного обучения и последующем формировании карты КИУМ для заданной территории.

### **Формирование выборки данных**

Для формирования выборки данных в рамках исследования был использован открытый перечень квалифицированных генерирующих объектов Российской Федерации, функционирующих на основе использования ВИЭ, а также данные реестра выдачи и погашения «зеленых» сертификатов, подтверждающих объемы производства электрической энергии на этих объектах, публикуемые ассоциацией «Некоммерческое партнерство Совет рынка по организации эффективной системы оптовой и розничной

торговли электрической энергией и мощностью» [22]. Перечень квалифицированных генерирующих объектов Российской Федерации, функционирующих на основе использования ВИЭ, содержит данные о наименованиях квалифицированных генерирующих объектов, их местонахождении, установленной мощности, типе генерации, дате и сроке получения статуса квалифицированного генерирующего объекта. Реестр «зеленых» сертификатов содержит данные об их выдаче с указанием расчетного периода и объемов электрической энергии, на которые был выдан сертификат, сведений о реализации электроэнергии данным квалифицированным генерирующим объектом на рынках электроэнергии и мощности, а также объеме электрической энергии, на который выданный сертификат не был погашен, если факт непогашения был зарегистрирован. Данный реестр содержит сведения с 2014 г. и обновляется в режиме реального времени.

При формировании базы данных проведено установление географических координат, описывающих положение генерирующих объектов, в формате WGS-84. Для этого использованы текстовые данные, описывающие ориентировочное местоположение генерирующего объекта, опубликованные в реестре квалифицированных генерирующих объектов, а также сервисы онлайн карт (Яндекс. Карты, Google. Maps, Bing. Maps).

Из всей предоставляемой информации в перечне квалифицированных генерирующих объектов Российской Федерации, использующих ВИЭ, в базу данных вошли следующие параметры:

- установленная мощность, МВт;
- вид возобновляемого источника энергии.

Данные из реестра выдачи и погашения «зеленых» сертификатов были обработаны в следующем порядке:

- 1) представленные в реестре данные отсортированы по наименованиям генерирующих объектов;
- 2) для определения объемов генерации электростанций использована разница между объемом электрической энергии, на который был выдан сертификат, и объемом электрической энергии, на который сертификат не был погашен;
- 3) данные, представленные на месячном интервале, просуммированы и приведены к годовому интервалу для каждого генерирующего объекта;
- 4) среднегодовое значение коэффициента использования установленной мощности рассчитано по выражению

$$\text{КИУМ} = \frac{W_{\text{год}}}{P_{\text{уст}} T_{\text{год}}}, \quad (1)$$

где  $W_{\text{год}}$  – годовой объем генерации электроэнергии генерирующего объекта, определенный как разность между объемом электрической энергии, на который был выдан сертификат, и объемом электрической энергии, на который сертификат не был погашен;  $P_{\text{уст}}$  – установленная мощность генерирующего объекта, кВт;  $T_{\text{год}}$  – количество часов на годовом интервале.

В дополнение к энергетическим параметрам в базу данных были добавлены среднегодовые метеорологические параметры, необходимые для

связи объемов генерации с климатическими и метеорологическими явлениями:

- скорость ветра на высоте 10 и 50 м от земли, м/с;
- направление ветра на высоте 10 и 50 м от земли, град.;
- среднесуточный объем коротковолнового прямого, рассеянного и полного солнечного излучения, кВт·ч/м<sup>2</sup>;
- альbedo земной поверхности, о. е.;
- температура на уровне 2 м от поверхности земли, °С;
- относительная влажность на уровне 2 м от поверхности земли, %.

На основе данных о географическом расположении генерирующих объектов, функционирующих на основе использования ВИЭ, полученных ранее, были собраны перечисленные выше метеорологические параметры для каждого энергообъекта. Таким образом была сформирована база данных для фотоэлектрических и ветровых электростанций, использованная для обучения прогнозной модели, лежащей в основе алгоритма расчета КИУМ ВИЭ для территорий субъектов РФ. В рамках данного исследования рассмотрены территории Мурманской области, Красноярского края, Республики Саха и Ханты-Мансийского автономного округа. Итоговый объем сформированной выборки данных составил 138 экземпляров для ФЭС и 83 экземпляра для ВЭС.

### Построение и валидация модели

В качестве средства определения значений КИУМ ВИЭ в различных географических точках были использованы прогнозные модели на основе ансамбля деревьев решений, а именно – модель случайного леса (Random Forest), которая показывает высокую эффективность в задачах прогнозирования ВИЭ [24, 25]. На основе сформированной базы данных были обучены две модели: одна – для определения значений КИУМ ФЭС, вторая – для КИУМ ВЭС. Гиперпараметры прогнозных моделей, созданных при помощи библиотеки Python Scikit-learn [26], приведены в табл. 1.

Таблица 1

**Гиперпараметры моделей для прогнозирования КИУМ ВИЭ**  
**Hyperparameters of models for RES capacity factor forecasting**

Параметр	Прогнозная модель КИУМ ФЭС	Прогнозная модель КИУМ ВЭС
Функция потерь	Среднеквадратичная ошибка	Среднеквадратичная ошибка
Максимальное число признаков	3	4
Минимальное количество экземпляров для разделения узла	1	1
Минимальное количество экземпляров в конечном узле	2	2
Число деревьев	141	61

В результате обучения и тестирования моделей получены значения метрик оценки точности прогноза, представленные в табл. 2. Используются следующие показатели точности прогноза ( $y$  – истинное значение;  $y^*$  – прогнозные;  $n$  – количество экземпляров в выборке):

– максимальная по модулю ошибка – max error (*MaxE*)

$$MaxE = \max_i |y_i^* - y_i|, i = 1, \dots, n; \quad (2)$$

– средняя по модулю ошибка – mean absolute error (*MAE*)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i^* - y_i|; \quad (3)$$

– нормализованная MAE (*nMAE*)

$$nMAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - y_i^*|}{\sum_{i=1}^n y_i} \cdot 100 \%; \quad (4)$$

– среднеквадратичная ошибка – mean squared error (*MSE*)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^* - y_i)^2; \quad (5)$$

– корень из среднеквадратичной ошибки – root mean squared error (*MSE*)

$$RMSE = \sqrt{MSE}; \quad (6)$$

– коэффициент детерминации ( $R^2$ )

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}. \quad (7)$$

Таблица 2

**Точность прогнозирования КИУМ**  
**Capacity factor forecasting accuracy**

Прогнозная модель КИУМ ФЭС				Прогнозная модель КИУМ ВЭС			
Результаты кросс-валидации							
<i>RMSE</i> , о. е.	<i>MaxE</i> , о. е.	<i>nMAE</i> , %	$R^2$ , о. е.	<i>RMSE</i> , о. е.	<i>MaxE</i> , о. е.	<i>nMAE</i> , %	$R^2$ , о. е.
0,011	0,025	6,241	0,438	0,024	0,059	4,857	0,780
0,008	0,017	3,944	0,694	0,028	0,061	8,271	0,821
0,006	0,017	2,813	0,814	0,011	0,025	2,440	0,957
0,004	0,008	1,694	0,778	0,046	0,089	17,326	0,604
0,012	0,025	6,543	0,348	0,051	0,083	13,831	0,567
Результаты тестирования							
0,007	0,016	3,443	0,803	0,006	0,022	1,048	0,971

На основании усредненных значений  $nMAE$  на этапе валидации (4,25 % для ФЭС и 9,35 % для ВЭС), а также на основании высоких значений коэффициента детерминации на этапе тестирования моделей (0,803 и 0,97) результаты прогноза моделей можно считать стабильными и обладающими высокой точностью.

### Алгоритм формирования карты КИУМ

Предложенный алгоритм, представленный на рис. 1, можно описать следующим образом:

1. Выбор территории.
2. Определение координат крайних левой, правой, верхней и нижней точек, соответствующих административной границе субъекта.
3. Создание в полученном прямоугольнике расчетной сетки размерностью 10 000×10 000.

3.1. Географические координаты (широта и долгота), определяемые пересечением линий сетки, используются в качестве входных параметров для расчета КИУМ ВИЭ в данной точке.

3.2. В соответствии с каждой парой географических координат [21] определяются среднегодовые значения метеорологических параметров, описанных выше.

4. Применение построенной для рассматриваемой территории прогнозной модели для каждой точки сетки, чтобы построить карту КИУМ.

Результатом расчета, согласно представленному выше алгоритму, является поверхность функции КИУМ в зависимости от географического положения энергообъекта, описываемая двумя матрицами – матрицей координат и матрицей значений КИУМ ВИЭ, связанной с географическими координатами.

На рис. 1–8 представлены результаты расчета КИУМ ВИЭ для различных видов электростанций установленной мощностью 5 МВт на территориях субъектов Российской Федерации, расположенных в границах Арктической зоны, представленные в виде трехмерной поверхности и карты с линиями равного уровня.

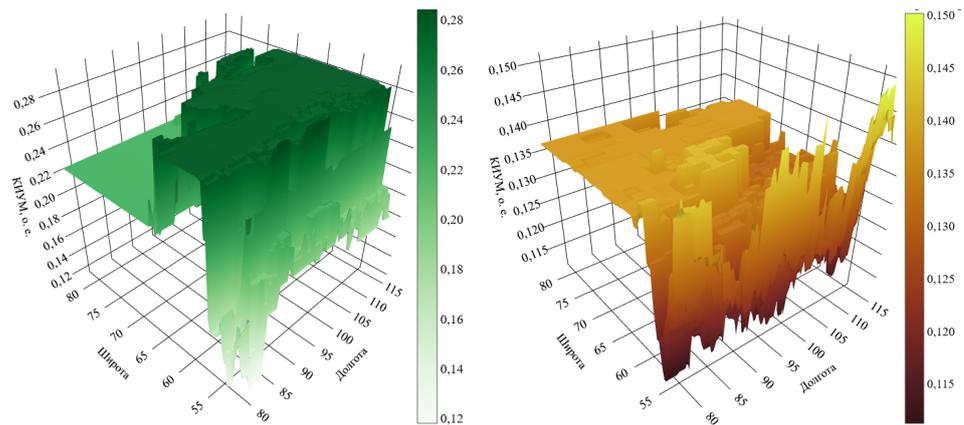


Рис. 1. Трехмерные поверхности целевой функции КИУМ ВЭС и ФЭС соответственно для Красноярского края

Fig. 1. Three-dimensional surfaces of the objective function of wind power plants and solar power plants capacity factor, respectively, for the Krasnoyarsk territory

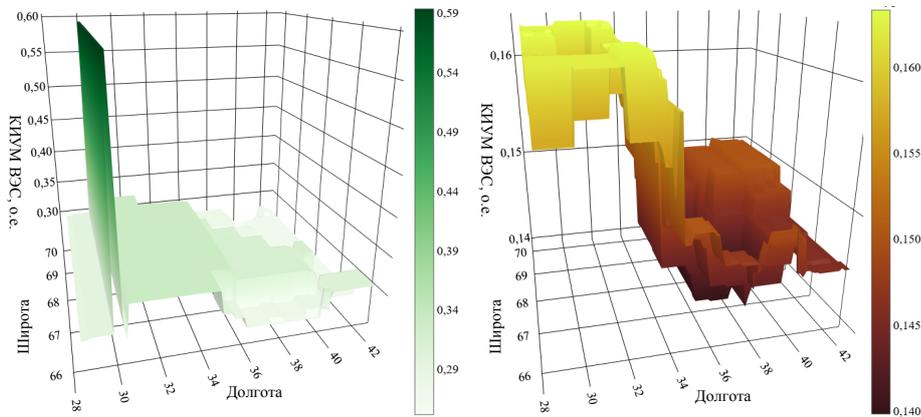


Рис. 2. Трехмерные поверхности целевой функции КИУМ ВЭС и ФЭС соответственно для Мурманской области

Fig. 2. Three-dimensional surfaces of the objective function of wind power plants and solar power plants capacity factor, respectively, for the Murmansk oblast (region)

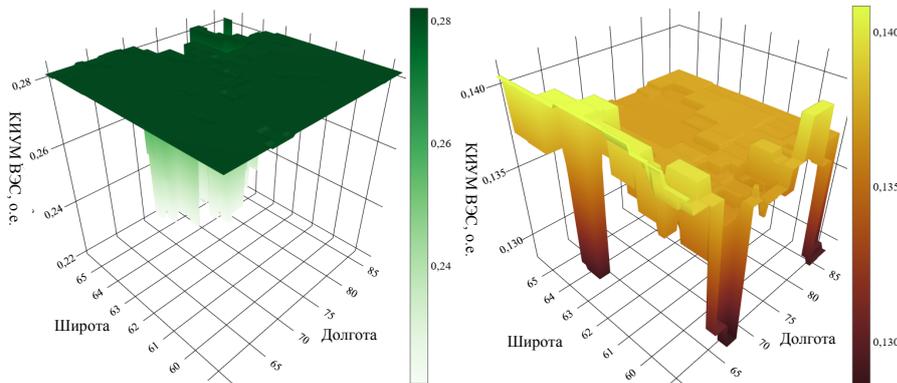


Рис. 3. Трехмерные поверхности целевой функции КИУМ ВЭС и ФЭС соответственно для Ханты-Мансийского автономного округа

Fig. 3. Three-dimensional surfaces of the objective function of wind power plants and solar power plants capacity factor, respectively, for the Khanty-Mansi Autonomous Okrug (district)

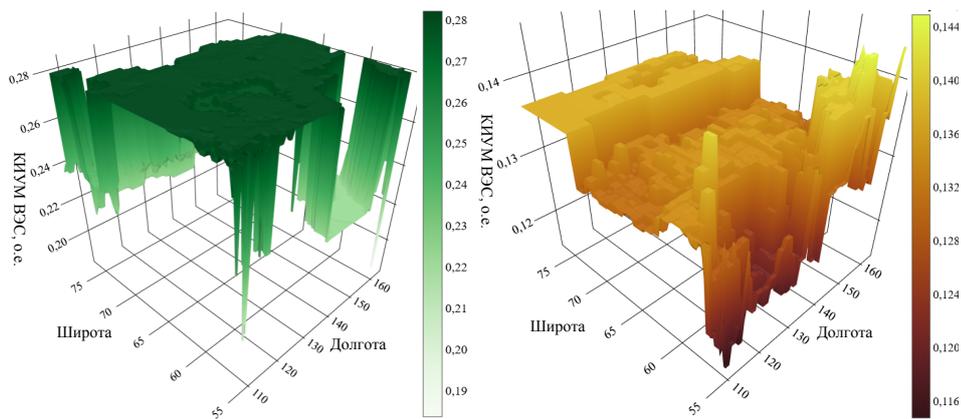


Рис. 4. Трехмерные поверхности целевой функции КИУМ ВЭС и ФЭС соответственно для Республики Саха (Якутия)

Fig. 4. Three-dimensional surfaces of the objective function of wind power plants and solar power plants capacity factor, respectively, for the Republic of Sakha (Yakutia)

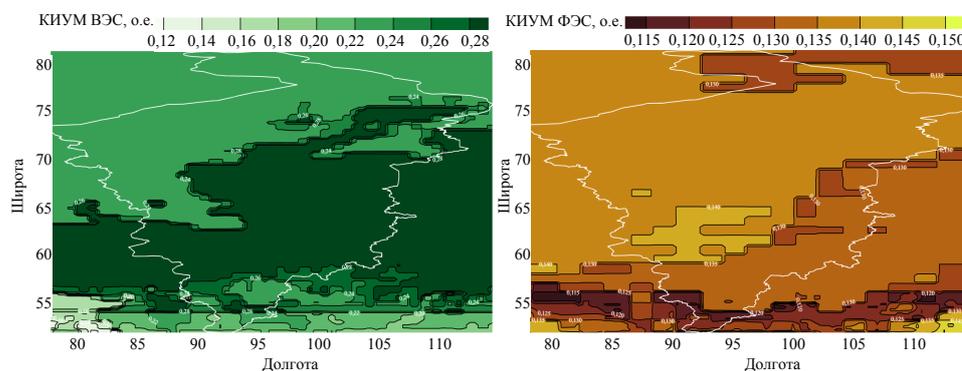


Рис. 5. Карта линий равного уровня целевой функции КИУМ ВЭС и ФЭС соответственно для Красноярского края

Fig. 5. Equal lines map of the objective function of wind power plants and solar power plants capacity factor, respectively, for the Krasnoyarsk territory

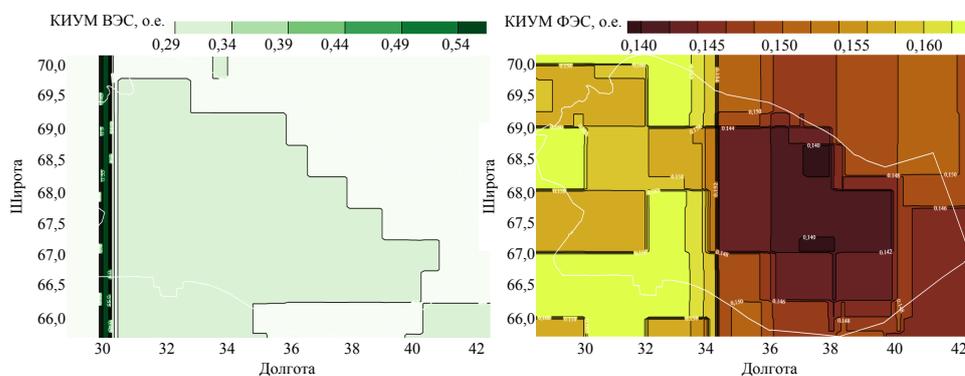


Рис. 6. Карта линий равного уровня целевой функции КИУМ ВЭС и ФЭС соответственно для Мурманской области

Fig. 6. Equal lines map of the objective function of wind power plants and solar power plants capacity factor, respectively, for the Murmansk oblast (region)

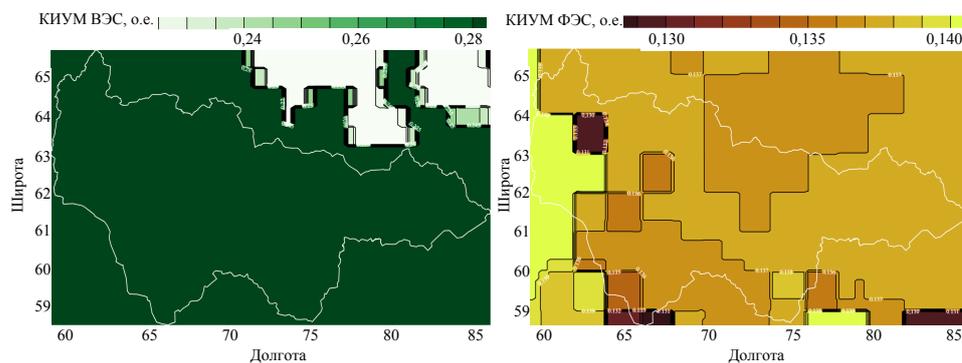


Рис. 7. Карта линий равного уровня целевой функции КИУМ ВЭС и ФЭС соответственно для Ханты-Мансийского автономного округа

Fig. 7. Equal lines map surfaces of the objective function of wind power plants and solar power plants capacity factor, respectively, for the Khanty-Mansi Autonomous Okrug (district)

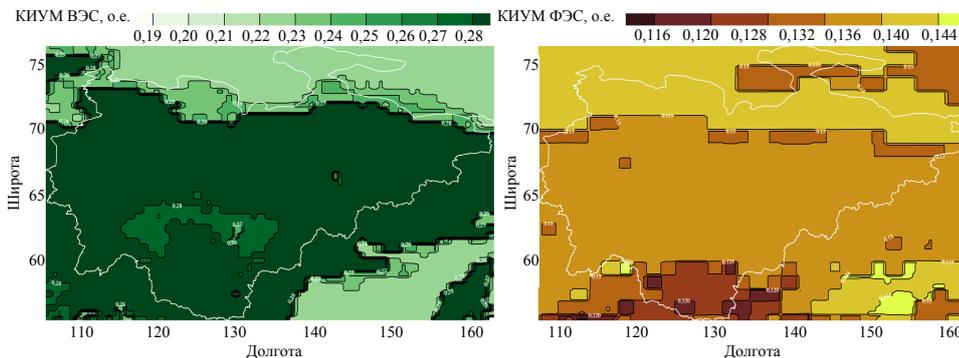


Рис. 8. Карта линий равного уровня целевой функции КИУМ ВЭС и ФЭС соответственно для Республики Саха (Якутия)

Fig. 8. Equal lines map surfaces of the objective function of wind power plants and solar power plants capacity factor, respectively, for the Republic of Sakha (Yakutia)

## ВЫВОДЫ

1. Показано, что для использования мультиагентных систем при моделировании и планировании развития децентрализованных электроэнергетических систем с распределенной генерацией важно включать в мультиагентную систему механизмы создания новых объектов (агентов) распределенной генерации. При этом необходимо обеспечить формирование технико-экономических показателей не только для существующих объектов, но и для потенциально возможных. Одним из таких показателей является КИУМ, который может быть оценен не только для уже существующих электрических станций, но и для потенциально возможных. В результате формируется карта прогнозов КИУМ для определенной территории.

2. На основе данных многолетних метеорологических наблюдений и данных о генерации ФЭС и ВЭС предложены и апробированы алгоритм формирования карты КИУМ для заданной территории и модель прогнозирования КИУМ на основе географических и климатических факторов. Особенностью разработанной модели является ее обучение на данных более чем двухсот объектов генерации на базе ВИЭ с формированием уникальной выборки на основе обработки представленных в открытом доступе сведений из перечня квалифицированных генерирующих объектов Российской Федерации, использующих ВИЭ, а также реестра выдачи и погашения «зеленых» сертификатов. Получены карты прогнозов КИУМ для четырех областей Арктической зоны Российской Федерации.

3. Вычислительные эксперименты показали, что средняя ошибка прогноза КИУМ для ФЭС составляет 4,25 %, для ВЭС – 9,35 %. Это позволяет использовать модель для оценки КИУМ на всей территории рассматриваемой административной единицы как в системах поддержки принятия решений при выборе места размещения фотоэлектрических станций или ветровых электрических станций, так и в системах, моделирующих развитие электроэнергетических систем с помощью мультиагентного подхода.

Исследование выполнено в рамках государственного задания при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект № ФЭУЗ-2022-0030 «Разработка интеллектуальной мульти-агентной системы моделирования глубоко интегрированных технологических систем в энергетике»).

## ЛИТЕРАТУРА

1. Devices and Control Strategies for Voltage Regulation under Influence of Photovoltaic Distributed Generation. A review / L. F. Leon [et al.] // *IEEE Lat. Am. Trans.* 2022. Vol. 20, No 5. P. 731–745. <https://doi.org/10.1109/TLA.2022.9693557>
2. Grey Wolf Optimizer for RES Capacity Factor Maximization at the Placement Planning Stage / A. M. Bramm [et al.] // *Mathematics*. 2023. Vol. 11, No 11. P. 2545. <https://doi.org/10.3390/math11112545>.
3. Functional Assessment System of Solar Power Plant Energy Production / D. A. Snegirev [et al.] // *Proc. Int. Conf. on Energy and Environment: Energy Saved Today is Asset for Future (CIEM)*. 2017, P. 349–353. <https://doi.org/10.1109/CIEM.2017.8120862>.
4. Eroshenko, S. A. Intelligent Model of Decision Support System of Distributed Generation Integration / S. A. Eroshenko, A. I. Khalyasmaa // *Proc. Int. Conf. on Software Engineering and Service Sciences (ICSESS)*. 2017. P. 79–82. <https://doi.org/10.1109/ICSESS.2017.8342868>.
5. Ерошенко, С. А. Краткосрочное прогнозирование и планирование режимов фотоэлектрических электростанций: дис. ... канд. техн. наук: 05.14.02 / С. А. Ерошенко. Новосибирск, 2020. 212 л.
6. Ghosh, S. Optimal Sizing and Placement of Distributed Generation in a Network System / S. Ghosh, S. P. Ghoshal, S. Ghosh // *Int. Journal of Electrical Power Energy Systems*. 2010. Vol. 32, No 8. P. 849–856. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2010.01.029>.
7. Mashhour, M. Optimal Sizing and Siting of Distributed Generation in Radial Distribution Network: Comparison of Unidirectional and Bidirectional Power Flow Scenario / M. Mashhour, M. A. Golkar, S. Tafreshi // *Proc. Int. Conf. IEEE Bucharest PowerTech*. 2009. P. 1–6. <https://doi.org/10.1109/PTC.2009.5281948>.
8. Тарасенко, В. В. Генетический алгоритм выбора распределенной генерации / В. В. Тарасенко // *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Сер. Энергетика*. 2010. Т. 14, No 190. С. 15–19.
9. Celli, G. A Multiobjective Evolutionary Algorithm for the Sizing and Siting of Distributed Generation / G. Celli, E. Ghiani, S. Mocci // *IEEE Transactions on Power Systems*. 2005. Vol. 20. P. 750–757. <https://doi.org/10.1109/tpwrs.2005.846219>.
10. Agent-Based Coordinated Operation Strategy for Active Distribution Network With Distributed Energy Resources / S. Hu [et al.] // *IEEE Transactions on Industry Applications*. 2019. Vol. 55, No 4. P. 3310–3320. <https://doi.org/10.1109/TIA.2019.2902110>.
11. Интеллектуальные мультиагентные системы в электроэнергетике: монография / А. И. Хальясмаа [и др.]. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2023. 222 с.
12. Khalyasmaa, A. I. Prospects for the Use of Intelligent Multi-agent Models for the Control of Objects of Deeply Integrated Power Systems / A. I. Khalyasmaa, S. A. Eroshenko, M. V. Mazunina // *Proc. Int. Conf. on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON)*. 2022. P. 730–733. <https://doi.org/10.1109/SIBIRCON56155.2022.10016945>.
13. Yu, J. MAS-Based Energy Management Strategies for a Hybrid Energy Generation System / J. Yu, C. Dou, X. Li // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2016. Vol. 63, No 6. P. 3756–3764. <https://doi.org/10.1109/TIE.2016.2524411>.
14. Critical Review of Data, Models and Performance Metrics for Wind and Solar Power Forecast / V. Prema [et al.] // *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 667–688. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3137419>.
15. Energy Forecasting: A Review and Outlook / T. Hong [et al.] // *IEEE Open Access Journal of Power and Energy*. 2020. Vol. 7. P. 376–388. <https://doi.org/10.1109/OAJPE.2020.3029979>.
16. Повышение точности прогнозирования генерации фотоэлектрических станций на основе алгоритмов k-средних и k-ближайших соседей / П. В. Матренин [и др.] // *Энергетика. Изв. высш. учеб. заведений и энерг. объединений СНГ*. 2023. Т. 66, № 4. С. 305–321. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2023-66-4-305-321>.

17. Mutavhatsindi, T. Forecasting Hourly Global Horizontal Solar Irradiance in South Africa Using Machine Learning Models / T. Mutavhatsindi, C. Sigauke, R. Mbuva // *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 198872–198885. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3034690>.
18. Lipu, M. S. H. Artificial Intelligence Based Hybrid Forecasting Approaches for Wind Power Generation: Progress, Challenges and Prospects / M. S. H. Lipu // *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 102460–102489. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3097102>.
19. Оперативное прогнозирование скорости ветра для автономной энергетической установки тяговой железнодорожной подстанции / П. В. Матренин [и др.] // *Энергетика. Изв. высш. учеб. заведений и энерг. объединений СНГ*. 2023. Т. 66, № 1. С. 18–29. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2023-66-1-18-29>.
20. Buhan, S. A Scalable River Flow Forecast and Basin Optimization System for Hydropower Plants / S. Buhan // *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 2019. Vol. 11, No 4. P. 2220–2229. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2019.2952450>.
21. Correlated Time-Series in Multi-Day-Ahead Streamflow Forecasting Using Convolutional Networks / F. O. Barino [et al.] // *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 215748–215757. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3040942>.
22. Возобновляемые источники энергии [Электронный ресурс] // Ассоциация «НП Совет рынка». Режим доступа: <https://www.np-sr.ru/ru/market/vie/index.htm>. Дата доступа: 24.05.2024.
23. POWER Hourly API [Electronic Resource]. Mode of access: <https://power.larc.nasa.gov/api/pages/> (accessed 24 May 2024).
24. Prediction of Solar Power Generation Based on Random Forest Regressor Model / A. I. Khalyasmaa [et al.] // *Proc. Int. Conf. on Engineering, Computer and Information Sciences*. 2019. P. 780–785. <https://doi.org/10.1109/SIBIRCON48586.2019.8958063>.
25. Short-Term Load Forecasting Based on Optimized Random Forest and Optimal Feature Selection / B. Magalhães [et al.] // *Energies*. 2024. Vol. 17, No 8. P. 1926. <https://doi.org/10.3390/en17081926>.
26. RandomForestRegressor [Electronic Resource]. Mode of access: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html> (accessed 24 May 2024).

Поступила 18.06.2024 Подписана в печать 23.07.2024 Опубликована онлайн 30.09.2024

## REFERENCES

1. Leon L. F., Martinez M., Ontiveros L. J., Mercado P. E. (2022) Devices and Control Strategies for Voltage Regulation under Influence of Photovoltaic Distributed Generation. A Review. *IEEE Latin America Transactions*, 20, 731–745. <https://doi.org/10.1109/TLA.2022.9693557>.
2. Bramm A. M., Eroshenko S. A., Khalyasmaa A. I., Matrenin P. V. (2023) Grey Wolf Optimizer for RES Capacity Factor Maximization at the Placement Planning Stage. *Mathematics*, 11 (11), 2545 <https://doi.org/10.3390/math11112545>.
3. Snegirev D. A., Valiev R. T., Eroshenko S. A., Khalyasmaa A. I. (2017) Functional Assessment System of Solar Power Plant Energy Production. *International Conference on ENERGY and ENVIRONMENT (CIEM)*, 349–353. <https://doi.org/10.1109/CIEM.2017.8120862>.
4. Eroshenko S. A., Khalyasmaa A. I. (2017) Intelligent Model of Decision Support System of Distributed Generation Integration. *8th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS)*, 79–82. <https://doi.org/10.1109/ICSESS.2017.8342868>.
5. Eroshenko S. A. (2020) Short-Term Forecasting and Planning of Modes of Photovoltaic Power Plants [dissertation]. Novosibirsk, 2020. 212 (in Russian).
6. Ghosh S., Ghoshal S. P., Ghosh S. (2010) Optimal Sizing and Placement of Distributed Generation in a network system. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 32 (8), 849–856. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2010.01.029>.
7. Mashhour M., Golkar M. A., Tafreshi S. (2009) Optimal Sizing and Siting of Distributed Generation in Radial Distribution Network: Comparison of Unidirectional and Bidirectional Power Flow Scenario. *2009 IEEE Bucharest PowerTech*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/PTC.2009.5281948>.
8. Tarasenko V. V. (2010) Management of Power Supplies of Fixtures with Use of Methods of Fuzzy Logic. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Ser. Energetika = Bulletin of the South Ural State University series "Power Engineering"*, 14 (190), 15–19 (in Russian).

9. Celli G., Ghiani E., Mocci S. A. (2005) Multiobjective Evolutionary Algorithm for the Sizing and Siting of Distributed Generation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20, 750–757. <https://doi.org/10.1109/tpwrs.2005.846219>.
10. Hu S. (2019) Agent-Based Coordinated Operation Strategy for Active Distribution Network With Distributed Energy Resources. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 55 (4), 3310–3320. <https://doi.org/10.1109/TIA.2019.2902110>.
11. Khalyasmaa A. I., Eroshenko S. A., Umanova I. F., Stepanova A. I., Matrenin P. V. (2023) *Intelligent Multiagent Systems in Power Industry*. Novosibirsk, NSTU. 222 (in Russian).
12. Khalyasmaa A. I., Eroshenko S. A., Mazunina M. V. (2022) Prospects for the Use of Intelligent Multi-agent Models for the Control of Objects of Deeply Integrated Power Systems. *IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON)*, 730–733. <https://doi.org/10.1109/SIBIRCON56155.2022.10016945>.
13. Yu J., Dou C., Li X. (2016) MAS-Based Energy Management Strategies for a Hybrid Energy Generation System. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 63 (6), 3756–3764. <https://doi.org/10.1109/TIE.2016.2524411>.
14. Prema V., Bhaskar M. S., Almakhlles D., Gowtham N., Rao K. U. (2022) Critical Review of Data, Models and Performance Metrics for Wind and Solar Power Forecast. *IEEE Access*, 10, 667–688. <https://doi.org/10.1109/access.2021.3137419>.
15. Hong T., Pinson P., Wang Y., Weron R., Yang D., Zareipour H. (2020) Energy Forecasting: A Review and Outlook. *IEEE Open Access Journal of Power and Energy*, 7, 376–388. <https://doi.org/10.1109/OAJPE.2020.3029979>.
16. Matrenin P. V., Khalyasmaa A. I., Gamaley V. V., Eroshenko S. A., Papkova N. A., Sekatski D. A., Potachits Y. V. (2023) Improving of the Generation Accuracy Forecasting of Photovoltaic Plants Based on k-Means and k-Nearest Neighbors Algorithms. *Energetika. Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii i Energeticheskikh Ob'edinenii SNG = Energetika. Proceedings of CIS Higher Education Institutions and Power Engineering Associations*, 66 (4), 305–321. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2023-66-4-305-321> (in Russian).
17. Mutavhatsindi T., Sigauke C., Mbuyha R. (2020) Forecasting Hourly Global Horizontal Solar Irradiance in South Africa Using Machine Learning Models. *IEEE Access*, 8, 198872–198885. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3034690>.
18. Lipu M. S. H. (2021) Artificial Intelligence Based Hybrid Forecasting Approaches for Wind Power Generation: Progress, Challenges and Prospects. *IEEE Access*, 9, 102460–102489. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3097102>.
19. Matrenin P. V., Khalyasmaa A. I., Rusina A. G., Eroshenko S. A., Papkova N. A., Sekatski D. A. (2023) Operational Forecasting of Wind Speed for an Self-Contained Power Assembly of a Traction Substation. *Energetika. Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii i Energeticheskikh Ob'edinenii SNG = Energetika. Proceedings of CIS Higher Education Institutions and Power Engineering Associations*, 66 (1), 18–29. <https://doi.org/10.21122/1029-7448-2023-66-1-18-29> (in Russian).
20. Buhan S. (2019) A Scalable River Flow Forecast and Basin Optimization System for Hydropower Plants. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 11 (4), 2220–2229. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2019.2952450>.
21. Barino F. O., Silva V. N. H., López-Barbero A. P., De Mello Honório L., Santos A. B. D. (2020) Correlated Time-Series in Multi-Day-Ahead Streamflow Forecasting Using Convolutional Networks. *IEEE Access*, 8, 215748–215757. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3040942>.
22. Renewable Energy Sources. *NPSR Association* Available at: <https://www.np-sr.ru/ru/market/vie/index.html> (accessed 24 May 2024) (in Russian).
23. *POWER Hourly API*. Available at: <https://power.larc.nasa.gov/api/pages/> (accessed 24 May 2024).
24. Khalyasmaa A. I., Eroshenko S. A., Chakravarthy T. P., Atluri S. K. R., Karrolla S. (2019) Prediction of Solar Power Generation Based on Random Forest Regressor Model. *2019 International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON)*, 780–785. <https://doi.org/10.1109/SIBIRCON48586.2019.8958063>.
25. Magalhães B., Bento P., Pombo J., Calado M. D. R., Mariano S. (2024) Short-Term Load Forecasting Based on Optimized Random Forest and Optimal Feature Selection. *Energies*, 17 (8), 1926. <https://doi.org/10.3390/en17081926>.
26. *RandomForestRegressor*. Available at: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html> (accessed 24 May 2024).