

УДК 004.032:004.94

DOI: [10.26102/2310-6018/2024.47.4.006](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.47.4.006)

## Аналитическое моделирование многокластерной системы специального назначения на основе нескольких сценариев мониторинга

Камиль В.А.К.<sup>1✉</sup>, М.В. Кочегаров<sup>2</sup>, Д.И. Мутин<sup>3</sup>

<sup>1</sup>*Воронежский государственный университет*

<sup>2</sup>*Воронежский государственный технический университет*

<sup>3</sup>*Московский государственный технологический университет «СТАНКИН»*

**Резюме.** В статье рассмотрена проблема и постановка задачи моделирования оптимального функционирования многокластерной системы специального назначения (МССН), основанная на многосценарном моделировании. Проблемы, связанные с неопределенностью источников и нагрузок в МССН в энергетике, становятся все более очевидными в связи с объединением крупномасштабных возобновляемых источников энергии и многоэнергетических нагрузок. Более того, такие сценарии создают большие проблемы для оптимального функционирования МССН. В качестве объекта исследования рассматривается распределенная МССН в энергетике и предлагается модель функционирования, основанная на многосценарном моделировании, для учета неопределенностей прогнозирования, возникающих в случае распределенной выработки электроэнергии и многоэнергетических нагрузок. Традиционные модели оптимизации работы МССН обычно учитывают только один детерминированный сценарий работы, что может привести к определенным ограничениям стратегий работы. При оптимизации необходимо сбалансировать проблемы с консервативными результатами оптимизации, вызванные экстремальными сценариями, и высокую сложность модели, вызванную большим размером выборки сценария случайной выборки. Для решения вышеуказанных проблем предложена оптимизационная модель, основанная на многосценарном моделировании, для распределенной МССН со стороны нагрузки в многокластерной системе. Оптимизационная модель также применима для учета неопределенностей, связанных с распределенными ветровыми и солнечными источниками энергии, и случайности прогнозирования нагрузки для потребностей в охлаждении, отоплении и электроэнергии.

**Ключевые слова:** стохастическое моделирование, интегрированная система, распределенное функционирование, многокластерная система, оптимизационная модель, прогнозирование нагрузки.

**Для цитирования:** Камиль В.А.К., Кочегаров М.В., Мутин Д.И. Аналитическое моделирование многокластерной системы специального назначения на основе нескольких сценариев мониторинга. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2024;12(4). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1713> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.47.4.006

## Analytical modeling of a multicluster special purpose system based on several monitoring scenarios

Kamil V.A.K.<sup>1✉</sup>, M.V. Kochegarov<sup>2</sup>, D.I. Mutin<sup>3</sup>

<sup>1</sup>*Voronezh State University*

<sup>2</sup>*Voronezh State Technical University*

<sup>3</sup>*Moscow State Technological University "STANKIN"*

**Abstract.** The article considers the problem and formulation of the task of modeling the optimal functioning of a multicluster special purpose system (MSPS), based on multi-scenario modeling. The

problems associated with the uncertainty of sources and loads in the MSPS in the energy sector are becoming increasingly apparent due to the combination of large-scale renewable energy sources and multi-energy loads. Moreover, such scenarios pose great problems for the optimal functioning of the MSPS. The distributed MSPS in the energy sector is considered as an object of research, and a functioning model based on multi-scenario modeling is proposed to account for forecasting uncertainties arising in the case of distributed electricity generation and multi-energy loads. Traditional models for optimizing the work of the MSPS usually take into account only one deterministic work scenario, which can lead to certain limitations of work strategies. When optimizing, it is necessary to balance the problems with conservative optimization results caused by extreme scenarios and the high complexity of the model caused by the large sample size of the random sample scenario. To solve the above problems, an optimization model based on multi-scenario modeling is proposed for a load-side distributed MSPS in a multicluster system. The optimization model is also applicable to account for the uncertainties associated with distributed wind and solar energy sources and the randomness of load forecasting for cooling, heating and electricity needs.

**Keywords:** stochastic modeling, integrated system, distributed operation, multicluster system, optimization model, load forecasting.

**For citation:** Kamil V.A.K., Kochegarov M.V., Mutin D.I. Analytical modeling of a multicluster special purpose system based on several monitoring scenarios. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(4). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1713> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.47.4.006 (In Russ.).

## Введение

В настоящее время проведено большое количество исследований по оптимизации моделирования и эксплуатации многокластерных систем специального назначения (МССН) в электроэнергетике. В [1] предложена типичная физическая архитектура МССН и построены модели соответствующего энергетического оборудования. В [2] понятие энергетического узла определено для описания взаимосвязи между различными видами энергии, включая электричество, газ, охлаждение и отопление. В [3] предложена оптимальная модель диспетчеризации, основанная на методе допустимой области, для МССН с термоэлектрической связью, учитывающая тепловую инерцию системы. В [4] представлены исследования по надежной оптимизации и скоординированным методам эксплуатации МССН с электро-газовой связью. В [5] обсуждаются математические модели и методы оптимальной эксплуатации для распределения нагрузки на МССН как в жилых районах, так и в промышленных парках. Однако большинство этих исследований, посвященных моделям и стратегиям оптимальной эксплуатации, посвящены инфраструктуре энергетического узла, основанной на единых детерминированных сценариях эксплуатации. В этих моделях сложно учесть влияние на безопасность и экономичность МССН при различных сценариях. Таким образом, эти оптимальные стратегии работы имеют определенные ограничения.

Объединение мультиэнергетических систем в кластеры и внедрение возобновляемых источников энергии значительно увеличивают сложность и неопределенность функционирования системы [6]. В [7] предложены надежные оптимальные модели диспетчеризации, основанные на интегрированных газозлектрических системах (IEGS), которые учитывают неопределенность в отношении мощности энергии ветра. Однако предполагаемый сценарий является слишком экстремальным, и, следовательно, результаты оптимизации несколько консервативны. В [8] предложены стохастические оптимальные модели диспетчеризации для МССН, использующие энергию ветра. В [9] метод условной оценки риска (CVaR) используется для построения экономической модели диспетчеризации для МССН. Для устранения

системных неопределенностей используются сценарии, построенные на основе случайной выборки.

Однако процесс случайного моделирования сложен, а большое количество выборок сценариев усложняет задачу решения оптимизационных моделей.

В заключение следует отметить, что традиционные модели оптимизации работы МССН обычно учитывают только один детерминированный сценарий работы, что может привести к определенным ограничениям стратегий работы. При оптимизации необходимо сбалансировать проблемы с консервативными результатами оптимизации, вызванные экстремальными сценариями, и высокую сложность модели, вызванную большим размером выборки сценария случайной выборки. Для решения вышеуказанных проблем предложена оптимизационная модель, основанная на многосценарном моделировании, для распределенной МССН со стороны нагрузки в промышленном парке.

### Моделирование с использованием нескольких сценариев с учетом неопределенности

#### Структура распределенных МССН

Распределенная МССН расположена на стороне нагрузки энергетической сети, и может быть реализован широкий спектр энергоснабжения. Типичное оборудование для производства энергии включает в себя комбинированные системы отопления и электроснабжения (СНР), фотоэлектрические установки (PV) и ветряные турбины (WT). Устройства накопления энергии можно разделить на устройства накопления электроэнергии (ES) и устройства накопления тепла (HS).

К компонентам, обеспечивающим передачу и преобразование энергии, относятся газовые котлы (GB), электрические охладители (EC), абсорбционные охладители (AC) и теплообменники (EX).

Взаимосвязь между потреблением и выработкой энергии может быть описана с помощью следующей модели энергетического узла

$$\begin{bmatrix} P_{o,ele} \\ Q_{o,cl} \\ Q_{bl,cl} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{es} \\ 0 \\ P_{hs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} P_e \\ P_g \\ P_{dg} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} (1-\sigma)\varepsilon\eta_t & (1-\sigma)v\eta_{gt}^e & (1-\sigma) \\ 0 & [v\eta_{gt}^h\eta_{rec} + (1-v)\eta_{gb}] \times \\ & \times \alpha\eta_{ac}/(1-\lambda) & 0 \\ 0 & [v\eta_{gt}^h\eta_{rec} + (1-v)\eta_{gb}] \times \\ & \times (1-\alpha)\eta_{ex}/(1-\lambda) & 0 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где  $P_{o,ele}$ ,  $Q_{o,cl}$  и  $Q_{o,hl}$  – выходная мощность энергетического узла в виде электроэнергии, охлаждения и обогрева соответственно;  $\eta_t$  – КПД трансформатора;  $\varepsilon$  – рабочее состояние МССН, где  $\varepsilon=1$  представляет энергосистему – подключенный режим работы, а  $\varepsilon=0$  представляет изолированный режим работы;  $\eta_{gt}^e$ ,  $\eta_{gt}^h$ ,  $\eta_{rec}$ ,  $\eta_{gb}$ , и  $\eta_{ac}$  представляют собой электрический КПД, тепловой КПД, КПД рекуперации тепла, КПД GB и КПД EX соответственно;  $v$  – отношение мощности газовой турбины к общему потреблению газа;  $\alpha$  – коэффициент распределения тепла постоянного и переменного тока; и  $\lambda$  – коэффициент охлаждения,  $\sigma$  – коэффициент распределения электроэнергии;  $P_{es}$  и  $P_{hs}$  соответственно представляют собой мощность, выделяемую или запасаемую устройствами накопления электрической и тепловой энергии.

Эффективность устройства в системе считается постоянной величиной.

### Моделирование типичных сценариев с учетом факторов неопределенности

В процессе моделирования базового сценария учитываются в основном временные и пространственные факторы, включая географические условия, климатические и экологические факторы окружающей среды, квартальную и месячную изменчивость, а также праздничные дни. Компоненты базовых сценариев  $S_c$  включают прогнозируемую на день вперед выходную мощность распределенной ветроэнергетики, фотоэлектрической энергии и прогнозируемую на день вперед тепловую и электрическую нагрузку в течение всего цикла оптимизации. Шаг прогнозирования составляет один час, цикл оптимизации установлен в 24 часа. Базовый сценарий может быть сформирован путем суммирования прогнозируемой мощности возобновляемого источника энергии и энергетической нагрузки в виде (2):

$$S_c = [S_{source,1}, \dots, S_{source,k}, S_{load,1}^h, \dots, S_{load,l}^h, S_{load,1}^e, \dots, S_{load,n}^e], \quad (2)$$

где  $k$ ,  $l$  и  $n$  – номера типов распределенных источников энергии, типов тепловой нагрузки и типов электрической нагрузки, соответственно, в базовых сценариях;  $S_{source,k}$  – набор данных временных рядов для  $k$ -го типа распределенного источника энергии;  $S_{load,l}^h$  – набор временных рядов данных о потребностях в тепловой нагрузке в  $l$ -й категории; и  $S_{load,n}^e$  – набор временных рядов данных о потребностях в электрической нагрузке в  $n$ -й категории.

Учитывая неопределенность в отношении возобновляемых источников энергии и множество энергетических нагрузок, случайные сценарии построены на основе базовых сценариев. LHS (метод многомерной и стратифицированной выборки [10]) используется для извлечения сценариев в соответствии с распределениями вероятностей источников и нагрузок. С помощью этой рандомизированной обработки неопределенности моделируются различные сценарии работы с неопределенностью в разное время. LHS позволяет эффективно описывать общее распределение случайных величин с меньшим количеством итераций выборки. При этом можно гарантировать, что все области выборки будут охвачены выбранными точками. Конкретный процесс LHS можно разделить на два этапа: отбор проб и организация.

Можно считать, что выходные данные фотоэлектрической генерации приблизительно соответствуют бета-распределению [11], а их плотность вероятности может быть выражена как:

$$\begin{cases} f(S) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} (S')^{\alpha-1} (1-S')^{\beta-1} \\ S' = \frac{S}{S_{max}} \end{cases}, \quad (3)$$

где  $S_{max}$  – максимальная интенсивность солнечного излучения за весь рассматриваемый период времени, а  $\alpha$  и  $\beta$  – параметры формы бета-распределения.

Распределение вероятностей скорости ветра приблизительно соответствует распределению Вейбулла [12]; соответственно, плотность вероятности скорости ветра и мощность ветроэнергетической системы могут быть выражены, как показано в уравнениях (4) и (5):

$$f(v) = \left(\frac{k}{c}\right) \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right], \quad (4)$$

$$P_{WT} = \begin{cases} 0, 0 \leq v \leq v_i; v_0 \leq v \\ P_r \frac{v-v_i}{v_r-v_i}, v_i \leq v \leq v_r \\ P_r, v_r \leq v \leq v_0 \end{cases}, \quad (5)$$

где  $k$  и  $c$  – параметры формы и масштаба распределения Вейбулла соответственно;  $v$  – фактическая скорость ветра;  $P_r$  – номинальная мощность, Вт; и  $v_i$ ,  $v_r$  и  $v_0$  – начальная, номинальная и конечная скорости ветра соответственно.

Считаем, что ошибки прогнозирования тепловых и электрических нагрузок подчиняются нормальному распределению, и соответствующая функция плотности вероятности может быть выражена так:

$$f(P_{load}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{P_{load}}} \exp\left[-\frac{(P-\mu_{P_{load}})^2}{2\sigma_{P_{load}}^2}\right], \quad (6)$$

где  $P_{load}$  – это тепловая или электрическая нагрузка, а  $\mu_{P_{load}}$  и  $\sigma_{P_{load}}$  – ожидаемое значение и стандартное отклонение нагрузки соответственно.

В процессе генерации случайных сценариев корреляция между случайными переменными учитывается после выборки латинского гиперкуба. Основные этапы можно представить следующим образом:

1. После этапа выборки LHS формируется независимая матрица данных выборки  $S_{LHS}$  для каждого типа случайных величин. Получаем матрицу коэффициентов ранговой корреляции  $R$  на основе исторических данных выборки для каждого типа случайных величин.

Предположим, что число случайных величин равно  $\Omega$ , метод расчета коэффициента ранговой корреляции  $r_{ij}$ :

$$r_{ij} = \frac{\text{cov}(R_i, R_j)}{\sigma(R_i)\sigma(R_j)}, \quad (7)$$

где  $R_i$  и  $R_j$  представляют ранг данных выборки  $X_i$  и  $X_j$  соответственно,  $\text{cov}(\cdot)$  и  $\sigma(\cdot)$  представляют ковариацию и стандартное отклонение двух переменных. Согласно (7) матрица коэффициентов корреляции может быть сформирована следующим образом:

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1\Omega} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2\Omega} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{\Omega 1} & & & r_{\Omega\Omega} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

2. На этапе составления LHS матрица  $R$  исходной матрицы выборки  $S_{LHS}$ , чтобы обеспечить статистическую корреляцию сценариев спроса и сценариев возобновляемого производства. Затем выполняется декомпозиция  $R$  по Холецкому в виде:

$$R=GG^T, \quad (9)$$

где  $G$  – нижняя треугольная матрица,  $G^T$  – транспонированная матрица  $G$ .

3. Упорядоченная матрица  $L$  размерности  $\Omega \times N$  генерируется случайным образом, и каждая строка из  $L$  получается путем перестановки целых чисел от 1 до  $N$ . Вычисляется матрица  $D$  с коэффициентом ранговой корреляции, и выполняется разложение матрицы  $D$  по Холецкому следующим образом:

$$D=QQ^T, \quad (10)$$

где  $Q$  – нижняя треугольная матрица,  $Q^T$  – транспонированная матрица  $Q$ .

4. Формируется матрица коэффициентов ранговой корреляции  $S'$  и переупорядочивается исходная матрица выборки  $S_{LHS}$  таким образом, чтобы ранг каждого элемента строки был таким же, как у соответствующего элемента в  $S'$ . Наконец, получим матрицу выборки  $S$ , удовлетворяющую  $R$ :

$$S'=GQ^{-1}L, \quad (11)$$

$$S = \begin{bmatrix} S_{dg,1} & S_{loade,1} & S_{loadh,1} \\ S_{dg,2} & S_{loade,2} & S_{loadh,2} \\ \dots & \dots & \dots \\ S_{dg,T} & S_{loade,T} & S_{loadh,T} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$S_{\Omega,t} = \begin{bmatrix} P_{\Omega,1}^1 & P_{\Omega,2}^1 & \dots & P_{\Omega,W}^1 \\ P_{\Omega,1}^2 & P_{\Omega,2}^2 & \dots & P_{\Omega,W}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{\Omega,1}^N & P_{\Omega,2}^N & \dots & P_{\Omega,W}^N \end{bmatrix}, \quad (13)$$

где  $T$  – продолжительность цикла сценариев;  $S_{\Omega,t}$  – набор сценариев, моделируемых случайными переменными категории  $\Omega$  в период  $t$ ;  $N$  – размер выборки LHS (500);  $W$  – количество переменных, включенных в  $\Omega$ -ю категорию случайных величин. переменных; и  $P_{\Omega,i}^j$  – это  $j$ -е выбранное значение  $i$ -й переменной в  $\Omega$ -й категории случайных величин.

Количество сценариев является важным параметром, который следует учитывать при создании исходных сценариев и сценариев загрузки. Рассмотрение слишком большого количества сценариев приведет к усложнению процесса решения модели, а рассмотрение слишком малого количества сценариев снизит точность модели.

Кластеризация с использованием  $K$ -средних может сократить количество выборок различных случайных величин, позволяя получить только  $K$  репрезентативных сценариев. Впоследствии эти выборки будут объединены для получения смоделированных сценариев в разное время. Затем выполняется процесс вторичного сокращения для комбинированного набора сценариев, чтобы получить  $S=U \times T$  групп сценариев операций (где  $U$  – количество моделируемых сценариев для каждого временного шага после вторичного сокращения) и соответствующие вероятности сценариев, которые формируют набор  $S_d$  типичных сценариев операций, который будет использоваться при генерации оптимальной стратегии работы. Наконец, получается набор типичных сценариев работы  $S_d$ , учитывающих как характеристики временных рядов переходных процессов, так и неопределенности со стороны источника и нагрузки:

$$[S_d \ \rho_d] = \begin{bmatrix} P_{1,1}^1 & P_{1,2}^1 & \dots & P_{i,j}^1 & \dots & P_{Q,W-1}^1 & P_{Q,W}^1 & \rho_d^1 \\ P_{1,1}^2 & P_{1,2}^2 & \dots & P_{i,j}^2 & \dots & P_{Q,W-1}^2 & P_{Q,W}^2 & \rho_d^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{1,1}^k & P_{1,2}^k & \dots & P_{i,j}^k & \dots & P_{Q,W-1}^k & P_{Q,W}^k & \rho_d^k \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{1,1}^C & P_{1,2}^C & \dots & P_{i,j}^C & \dots & P_{Q,W-1}^C & P_{Q,W}^C & \rho_d^C \end{bmatrix}, \quad (14)$$

где  $C$  – количество окончательно сформированных сценариев,  $P_{i,j}^k$  – значение  $j$ -й переменной, относящейся к  $i$ -й категории случайных величин, и  $\rho_d^k$  – вероятность, соответствующая  $k$ -му сценарию.

Конкретные шаги процесса построения и решения этой модели:

1) Определяется базовая архитектура МССН и инициализируются переменные для принятия решений.

2) Типичные данные о выходной ветровой и фотоэлектрической мощности, а также данные о различных типах нагрузки используются для определения базового сценария работы МССН.

3) Подтверждаются случайные величины. Выборка LHS используется для рандомизации базовых сценариев для каждой случайной величины на протяжении всего цикла оптимизации, чтобы создать набор случайных сценариев. Затем применяется



кластеризация по  $K$ -среднему значению для уменьшения размера этого набора случайных сценариев. Таким образом, получается набор  $S_d$  типичных сценариев работы для использования при разработке оптимальных стратегий работы.

4) На основе набора типичных сценариев создается оптимизационная модель с использованием базовых параметров конфигурации установок. Минимизация среднего значения экономического показателя для каждого сценария принимается в качестве целевой функции для принятия решения. Уровни выходной мощности всех блоков во время цикла оптимизации принимаются в качестве переменных для принятия решения.

### Заключение

В качестве объекта исследования взята распределенная МССН специального назначения, кластеризованная по типам источников энергии. Для учета неопределенностей, связанных с распределенными ветровыми и солнечными источниками энергии, и случайностей прогнозирования нагрузки для потребностей в охлаждении, отоплении и электроэнергии предложена модель оптимизации работы распределенной МССН, основанная на моделировании нескольких сценариев.

### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Leng Q., Chen W.-J., Huang P.-C., Wei Y.-H., Mok A.K., Han S. Network Management of Multicenter RT-WiFi Networks. *ACM Transactions on Sensor Networks*. 2019;15(1). <https://doi.org/10.1145/3283451>
2. Wu C., Zhang X.-P., Sterling M.J.H. Global Electricity Interconnection With 100% Renewable Energy Generation. *IEEE Access*. 2021;9:113169–113186. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3104167>
3. Yan X., Yu H., Liang M. Risk-benefit comparative analysis of different control methods for reservoirs under the water to electricity mode. *Journal of Physics: Conference Series*. 2024;2836(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2836/1/012023>
4. Hao L., Hu W., Wang C., Wang G., Sun Y., Chen J., Pan X. Coordinated restoration optimization of power-gas integrated energy system with mobile emergency sources. *Global Energy Interconnection*. 2023;6(2):205–227. <https://doi.org/10.1016/j.gloi.2023.04.008>
5. Reymov K.M., Turmanova G.M., Makhmuthonov S.K., Uzakov B.A. Mathematical models and algorithms of optimal load management of electrical consumers. In: *E3S Web of Conferences: Volume 216: Rudenko International Conference "Methodological problems in reliability study of large energy systems" (RSES 2020), 21–26 September 2020, Kazan, Russia*. EDP Sciences; 2020. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202021601166>
6. Fu X., Guo Q., Sun H., Zhang X., Wang L. Estimation of the failure probability of an integrated energy system based on the first order reliability method. *Energy*. 2017;134:1068–1078. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.06.090>
7. He C., Liu T., Wu L., Shahidehpour M. Robust coordination of interdependent electricity and natural gas systems in day-ahead scheduling for facilitating volatile renewable generations via power-to-gas technology. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*. 2017;5(3):375–388. <https://doi.org/10.1007/s40565-017-0278-z>
8. Wang C., Gao R., Wei W., Shafie-khah M., Bi T., Catalão J.P.S. Risk-Based Distributionally Robust Optimal Gas-Power Flow With Wasserstein Distance. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2019;34(3):2190–2204. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2018.2889942>

9. Li Y., Liu W., Shahidehpour M., Wen F., Wang K., Huang Y. Optimal Operation Strategy for Integrated Natural Gas Generating Unit and Power-to-Gas Conversion Facilities. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 2018;9(4):1870–1879. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2018.2818133>
10. Chen Y., Wen J., Cheng S. Probabilistic Load Flow Method Based on Nataf Transformation and Latin Hypercube Sampling. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 2013;4(2):294–301. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2012.2222680>
11. Ren Z., Yan W., Zhao X., Li W., Yu J. Chronological Probability Model of Photovoltaic Generation. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2014;29(3):1077–1088. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2013.2293173>
12. Bahrami A., Teimourian A., Okoye C.O., Khosravi N. Assessing the feasibility of wind energy as a power source in Turkmenistan; a major opportunity for Central Asia's energy market. *Energy*. 2019;183:415–427. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.06.108>

### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Камиль В.А.К.**, аспирант, Воронежский государственный университет, Воронеж, Российская Федерация.  
*e-mail:* [jameel@inbox.ru](mailto:jameel@inbox.ru)

**Kamil W.A.K.**, Postgraduate student, Voronezh State University, Voronezh, the Russian Federation.

**Кочегаров Максим Викторович**, аспирант, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.  
*e-mail:* [maximilliano@list.ru](mailto:maximilliano@list.ru)

**Maxim V. Kochegarov**, Postgraduate student, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

**Мутин Денис Игоревич**, доктор технических наук, профессор кафедры управления и информатики в технических системах, Московский государственный технологический университет «СТАНКИН», Москва, Российская Федерация.  
*e-mail:* [d.i.mutin@mail.ru](mailto:d.i.mutin@mail.ru)

**Denis I. Mutin**, Doctor of Technical Sciences, Professor of the Department of Management and Informatics in Technical Systems, Moscow State Technological University "STANKIN", Moscow, the Russian Federation.

*Статья поступила в редакцию 10.10.2024; одобрена после рецензирования 17.10.2024; принята к публикации 21.10.2024.*

*The article was submitted 10.10.2024; approved after reviewing 17.10.2024; accepted for publication 21.10.2024.*