



## ОЦЕНКА НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ НАГРУЗОК, ОБУСЛОВЛЕННЫХ ЗАРЯДОМ ЭЛЕКТРОМОБИЛЕЙ

Шамарова Н.А.<sup>1,3</sup>, Шушпанов И.Н.<sup>1</sup>, Федосов Д.С.<sup>1</sup>, Суслов К.В.<sup>1,2</sup>, Батухтин А.Г.<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Иркутский национальный исследовательский технический университет,  
г. Иркутск, Россия

<sup>2</sup>Национальный исследовательский университет «Московский  
энергетический институт», г. Москва, Россия

<sup>3</sup>Забайкальский государственный университет, г. Чита, Россия  
k15@istu.edu

**Резюме:** АКТУАЛЬНОСТЬ исследования заключается в разработке метода моделирования графика нагрузки электрозаправочных станций (ЭЗС) с учетом неопределенности параметров нагрузки, включая характер интенсивности подключения электромобилей (ЭМ) в течение заданного периода. ЦЕЛЬ. Рассмотреть проблемы моделирования графика нагрузки ЭЗС с учетом неопределенности. Разработать метод моделирования графика нагрузки ЭЗС, учитывающий несколько случайных составляющих. Провести моделирование графика нагрузки, учитывающей характер интенсивности начала времени зарядки на основе эмпирических данных. Провести оценку неопределенности нагрузки ЭЗС, сходимости модели и произвести анализ ее чувствительности на изменение входных параметров. МЕТОДЫ. Проанализированы существующие методы моделирования графика нагрузки ЭЗС. Для построения математической модели графика нагрузки ЭЗС использован метод Монте-Карло, реализованный в среде MatLab®. РЕЗУЛЬТАТЫ. В статье проведена обработка экспериментальных данных по количеству подключаемых ЭМ, на основе которых получен усредненный суточный график нагрузки ЭЗС. Применен комбинированный закон распределения вероятностей, соответствующий эмпирическим данным и отражающий интенсивность подключения ЭМ. Разработана параметрическая модель для формирования временного профиля нагрузки ЭЗС, учитывающая ключевые факторы неопределенности нагрузки: времена начала зарядки; потребляемую мощность ЭМ; продолжительность зарядки и количество ЭМ. ЗАКЛЮЧЕНИЕ. Предложены метод и модель графика нагрузки ЭЗС, позволяющие формировать временной профиль мощности при наличии неопределенности исходных данных. Модель графика нагрузки ЭЗС может быть использована для планирования размещения ЭЗС, оценки небаланса электроэнергии и выбора параметров накопителей электроэнергии для интеграции ЭЗС и обеспечения их стабильной работы в распределительных электрических сетях.

**Ключевые слова:** распределительные электрические сети; электрозаправочные станции; электромобили; неопределенность графика нагрузки; метод Монте-Карло; модели графика нагрузки ЭЗС.

**Благодарности:** работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № 123102000012-2 «Комплексное исследование аэродинамических характеристик плазменных систем термохимической подготовки топлива», соглашение № 075-03-2023-028/1 от 05.10.2023 г.).

**Для цитирования:** Шамарова Н.А. Шушпанов И.Н., Федосов Д.С., Суслов К.В., Батухтин А.Г. Оценка неопределенности электрических нагрузок, обусловленных зарядом электромобилей // Известия высших учебных заведений. ПРОБЛЕМЫ ЭНЕРГЕТИКИ. 2025. Т. 27. № 3. С. 147 -161. doi: 10.30724/1998-9903-2025-27-3-147-161.

## ESTIMATION OF UNCERTAINTY IN ELECTRICAL LOADS DUE TO ELECTRIC VEHICLE CHARGING

Shamarova N.A.<sup>1,3</sup>, Shushpanov I.N.<sup>1</sup>, Fedosov D.S.<sup>1</sup>, Suslov K.V.,  
<sup>1,2</sup> Batukhtin A.G.<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia

<sup>2</sup>Moscow Power Engineering Institute, Moscow, Russia

<sup>3</sup>Transbaikal State University, Chita, Russia

k15@istu.edu

**Abstract:** *RELEVANCE. This study addresses the need to develop a method for modeling the load profile of electric vehicle charging stations (EVCS) while accounting for parameter uncertainties, including the stochastic intensity of electric vehicle (EV) connections over a given period. THE PURPOSE. Analyze challenges in modeling EVCS load profiles under uncertainty. Develop a simulation method for EVCS load profiles that incorporates multiple stochastic components. Simulate load profiles reflecting the intensity of charging start times using empirical data. Evaluate EVCS load uncertainty, model convergence, and sensitivity to input parameter variations. METHODS. The study analyzes existing methods for modeling EVCS load profiles. A Monte Carlo method, implemented in MatLab®, was used to construct a mathematical model of the EVCS load profile. RESULTS. Experimental data on the number of connected EVs are processed to derive an average daily EVCS load profile. A combined probability distribution law, aligned with empirical data and reflecting EV connection intensity, is applied. A parametric model is developed to generate the temporal load profile of EVCS, incorporating key uncertainty factors: charging start time, EV power consumption, charging duration, and the number of EVs. CONCLUSIONS. A method and model for simulating EVCS load profiles are proposed, enabling the generation of temporal power profiles under input data uncertainty. The model can be applied to plan EVCS placement, evaluate power imbalance and select parameters for energy storage systems to integrate EVCS and ensure their stable operation in distribution grids.*

**Keywords:** *electric distribution grids; electric charging stations; electric vehicles; load schedule uncertainty; Monte Carlo method; electric vehicle charging station load profile models.*

**Acknowledgements:** *the research was carried out within the state assignment of Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (theme № 123102000012-2 «Comprehensive study of aerodynamic characteristics of plasma systems of thermochemical fuel preparation», agreement № 075-03-2023-028/1 of 05.10.2023).*

**For citation:** Shamarova N.A., Shushpanov I.N., Fedosov D.S., Suslov K.V., Batukhtin A.G. Estimation of uncertainty in electrical loads due to electric vehicle charging. *Power engineering: research, equipment, technology.* 2025; 27 (3): 147-161. doi: 10.30724/1998-9903-2025-27-3-147-161.

### **Введение (Introduction)**

В связи с развитием распределительных электрических сетей (РЭС) в их структуре появляется все больше элементов неопределенности, таких как генерация от возобновляемых источников электроэнергии (ВИЭ) и нагрузка от ЭМ.

Мировой рекорд продаж ЭМ достиг 17,1 млн единиц в 2024 году, что на 25% больше, чем в предыдущем году [1]. Согласно данным агентства «Автостат» [1], на июнь 2024 года в России насчитывалось 7410 публичных зарядных станций. Из них 65,5% – это медленные ЭЗС (до 50 кВт), а 34,5% – быстрые (50 кВт и выше). На январь 2025 года эти станции обслуживали 59 тыс. ЭМ. Распоряжением Правительства РФ от 23 августа 2021 г. № 2290-р утверждена концепция развития производства и использования электротранспорта в России до 2030 года. Согласно данной концепции, сценарий развития предполагает увеличение количества ЭЗС, по минимальной оценке, до 72 тыс. штук, из которых 28 тыс. – это быстрые ЭЗС. В расчет принимались медленные зарядные станции мощностью 44 кВт/ч и быстрые ЭЗС мощностью 150 кВт/ч. В Москве действуют 3 тыс. ЭЗС, и их количество к 2030 году планируется увеличить до 30 тыс. [2].

Стремительный рост электротранспорта требует дальнейшего развития инфраструктуры зарядных станций. Это ухудшает функционирование уже перегруженных электрических сетей, снижая их стабильность и надежность.

Согласно наблюдениям, потребность в зарядке электротранспорта чаще всего возникает в часы наибольшей нагрузки на энергосистему. Это приводит к тому, что станции быстрой зарядки создают дополнительную нагрузку. В свою очередь, это

увеличивает пиковое энергопотребление, сокращает резервные мощности, ухудшает качество электроэнергии и повышает риски возникновения повреждений в сети. Проблемы подходов к развитию инфраструктуры зарядных станций исследовались в работах, включающих анализ различных мер поддержки и технологии мобильных зарядных станций [3,4].

Достаточно много работ посвящено исследованиям методов моделирования электрических сетей с учётом ЭЭС. Эти методы используются для анализа воздействия таких нагрузок на стабильность и качество электроснабжения, а также для поиска путей минимизации их негативного влияния. В работе [5] показано влияние размещения зарядных станций на три индекса надёжности: SAIFI, SAIDI и CAIDI. Индексы надёжности ухудшились из-за увеличения нагрузки от зарядки, однако остались ниже критических значений. Результаты исследований [6, 7] демонстрируют, что повышенный спрос на электроэнергию, вызванный электротранспортом в пиковые часы, приводит к недоотпуску электроэнергии. В работе [8] изучено влияние нагрузки от ЭМ на распределительную сеть и выявлена одна из серьёзных проблем – недопустимое снижение уровней напряжения в узлах нагрузки. Вопросами совершенствовании нормативной базы, регламентирующей порядок определения расчетной нагрузки общественных зданий при интеграции в электроустановки жилых и общественных зданий зарядной инфраструктуры для электромобилей, рассматривались в работе [9]. Выбор параметров электрочарядных станций, располагаемых на территории микрорайонов в работе [10] исследовался с учетом пропускной способностью систем электроснабжения и суточного изменения нагрузки многоквартирных домов.

Неопределенность нагрузки заслуживает отдельного изучения, поскольку большинство существующих исследований рассматривают неопределенности только в отношении ВИЭ. При этом очевидно, что нагрузка ЭЭС также является стохастической, поскольку поведение ЭМ при зарядке является неопределенным и может меняться в зависимости от различных параметров, таких как количество заряжаемых автомобилей, емкость и степень заряда батареи, а также продолжительность зарядки. Кроме того, количество используемых населением ЭМ постоянно меняется, что приводит к колебаниям общего спроса на зарядку и к изменениям профилей нагрузки. Эти неопределенности затрудняют точное прогнозирование и планирование нагрузки от ЭМ, что вызывает необходимость использования методов стохастического моделирования для учета присущей нагрузке ЭМ изменчивости и неопределенности.

Цель работы заключается в исследовании проблемы моделирования графика нагрузки ЭЭС с учетом неопределенности. Необходимо разработать метод моделирования графика нагрузки ЭЭС, учитывающий несколько случайных составляющих, провести оценку неопределенности нагрузки ЭЭС, сходимости модели и выполнить анализ ее чувствительности к изменению входных параметров.

Научная новизна исследования состоит в разработке универсальной параметрической модели ЭЭС, учитывающей неопределенности параметров нагрузки.

Практическая значимость заключается в том, что универсальная модель позволит объединить нагрузки ЭМ в виде единого графика случайно меняющейся мощности с независимыми параметрами случайных величин, полученных из обработки экспериментальных данных.

#### ***Литературный обзор (Literature Review)***

В литературе представлены различные методы моделирования применительно к нагрузке и генерации ВИЭ, которые можно разделить на два класса: методы детерминированного моделирования и методы стохастического моделирования. Стохастические математические модели отличаются от детерминированных наличием параметров случайных величин, которые учитывают их вероятностный характер. Большинство методов оценки мощности генерации и нагрузки базируются на детерминированных подходах, которые не учитывают неопределённости в прогнозировании временных рядов. Например, широкое применение нашли методы прогнозирования, основанные на искусственном интеллекте. Однако такие методы ограничены обучающей выборкой данных и не учитывают возможные сценарии изменения выходных параметров модели. Введение количественной оценки параметрических неопределённостей могло бы значительно углубить понимание и улучшить многокритериальный анализ для принятия решений. В настоящее время расхождения между результатами детерминированных и стохастических моделей могут достигать 25% [11]. Тем не менее некоторые архитектуры нейронных сетей созданы специально для работы со стохастическими процессами, например, байесовские

нейронные сети [12], а также генеративно-состязательные сети, которые генерируют данные, имитирующие случайные процессы [13]. Применительно к моделированию нагрузки ЭЭС в работе [14] используется метод, основанный на комбинации многопараметрической модели коррекции остатков с использованием нейронных сетей с учетом температуры и цены на электроэнергию. В работе [15] использовался метод глубокого машинного обучения для прогнозирования нагрузки от ЭЭС, однако, как отмечается авторами, использовались ограниченные данные только одной зарядной станции для ЭМ, что не позволило учитывать больше факторов, влияющих на обучение модели. В исследовании [16] для краткосрочного прогнозирования нагрузки ЭЭС применяется один из подходов в машинном обучении и анализе данных – метод ансамблевого прогнозирования, который объединяет несколько моделей для повышения точности и устойчивости прогнозов.

К методам, учитывающим неопределенность, относят вероятностные методы, в том числе метод стохастического моделирования Монте-Карло, которые представляют неопределенность с точки зрения плотности распределения вероятности (ПРВ) [17]. Метод Монте-Карло (ММК) предполагает создание случайных выборок входных переменных и многократное моделирование поведения системы для получения распределения возможных результатов. Это позволяет лицам, принимающим решения, оценивать вероятность различных сценариев и формировать управляющие воздействия на основе вероятности достижения желаемых результатов. ММК может быть полностью имитационным или гибридным, учитывающим статистическую выборку данных. Для создания экспериментальных сценариев нагрузки ЭМ широко применяются методы, основанные на моделировании Монте-Карло [8,18]. В исследовании [8] предложен подход к моделированию стохастической нагрузки от ЭМ в распределительной сети с использованием ММК, а также его модификации – метода бутстрэпа. В работе [18] предлагается вероятностная модель узлового спроса на зарядку с использованием пространственно-временной модели динамики движущихся ЭМ, основанная на теории графов и процессе принятия решений Маркова. При этом узловые требования к зарядке образуются из вероятностных параметров зарядки.

В исследованиях также используются различные методы моделирования неопределенности нагрузки ЭЭС, такие как байесовский подход [19], метод авторегрессионного скользящего среднего (ARIMA) [20]. Исследование [19] направлено на прогнозирование общего количества ЭМ, начинающих зарядку в течение часа в рамках парка зарядных устройств региона. Для этого предлагается байесовская иерархическая модель, которая описывает прибытие ЭМ как стохастический процесс. Данные общего числа прибывающих ЭМ на зарядные станции демонстрируют бимодальное распределение, которое отражает прибытие в утренние часы и после обеда. Предложенная модель включает два равномерных гипер-априорных распределения. Наконец, апостериорное распределение моделируется на основе априорного распределения и функции правдоподобия для получения прогнозов с использованием метода Монте-Карло с цепями Маркова. Однако в работе не рассматривается моделирование графика нагрузки ЭЭС, включающее другие вероятностные характеристики зарядки. В работе [20] выбрана модель ARIMA для анализа стационарного временного ряда и прогнозирования нагрузки ЭЭС. Модель состоит из двух частей: авторегрессионной (AR) части и части скользящего среднего (MA). Однако модель не адаптируется автоматически к изменениям в данных, например, к изменчивости количества ЭМ, емкости и степени заряда батарей. Для учета новых параметров или изменений в структуре данных требуется повторное обучение модели.

Кроме этого, существуют методы имитационного моделирования на основе мульти-агентного подхода [21], которые строятся на поведенческих факторах пользователей ЭМ, таких как предпочтения пользователей, характер поездок и наличие зарядной инфраструктуры. В работе [22] для учета неопределенности и дискретных переменных ЭМ используется непараметрический метод бутстрэп в сочетании с моделью оптимизации на основе генетического алгоритма.

#### ***Материалы и методы (Materials and methods)***

В данной статье неопределенность графика нагрузки ЭЭС оценивается с помощью параметрической модели для вероятностного моделирования с применением ММК. Методология включает в себя создание неопределенностей нагрузки с использованием функций распределения вероятностей.

Для апробации метода рассмотрим ситуацию, в которой необходимо определить количество зарядных станций так, чтобы каждый ЭМ мог подключиться без ожидания.

Также требуется получить суммарный график потребления электроэнергии для оценки возможности эксплуатации такой нагрузки в существующей электрической сети.

Проанализировав данные о количестве ЭМ, мы установили, что зарядка требуется для 1000 машин в течение недели, при этом средняя мощность одного ЭМ составляет 25 кВт. Зарядка будет осуществляться в одной точке, то есть на одной ЭЗС. В нашем случае ЭЗС расположена на оживленной трассе около крупного мегаполиса. Для данных условий необходимо рассчитать потребляемую мощность ЭЗС и количество зарядных постов.

В работе ММК используется для создания профиля нагрузки нескольких случайных составляющих и расчета выходных переменных (время начала зарядки ЭМ, мощность, потребляемая одним ЭМ, продолжительность зарядки ЭМ). Алгоритм модели представлен на рисунке 1.

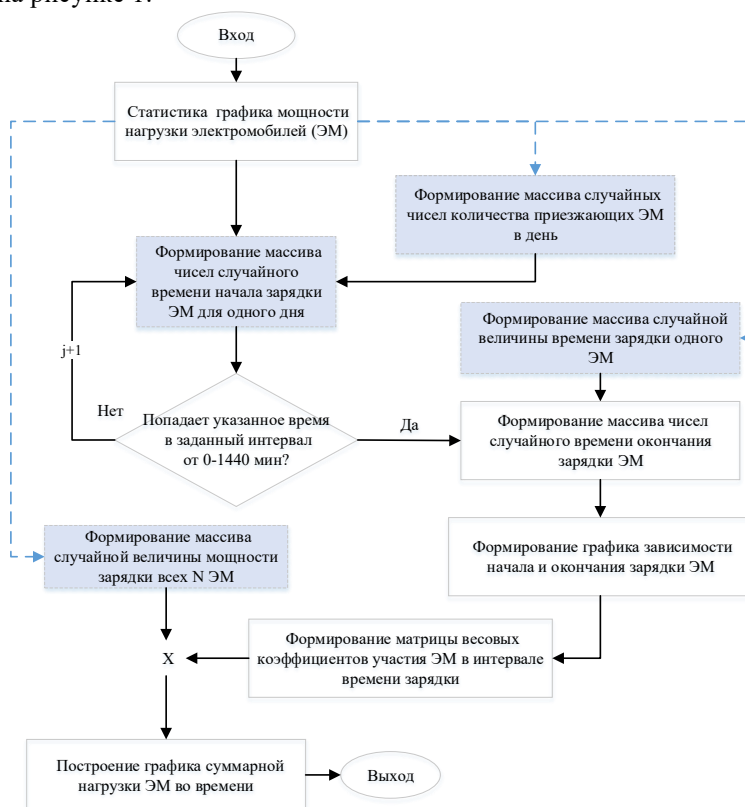


Рис. 1 Алгоритм моделирования графика нагрузки ЭЗС

Fig. 1 The algorithm for simulating the load profile of EVCS

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

Моделирование интенсивности количества подключения ЭМ осуществляется с помощью статистических данных за ограниченный период времени (рис. 2). На основе усредненного суточного графика нагрузки (рис. 3), полученного из статистической выборки г. Лос-Анджелес, необходимо сформировать массив случайного подключения ЭМ на основе соответствующего закона распределения вероятности (ЗРВ). Для этого используется сложный ЗРВ путем совмещения двух и более ЗРВ для описания случайного характера интенсивности подключений. Например, на рис. 3 график нагрузки имеет два выраженных пика: ночной и вечерний. Для учета изменения суточного изменения вечернего пика используется ЗРВ Вейбулла и нормальное распределение для описания ночного пика нагрузки. Комбинация весовых коэффициентов позволяет учитывать изменения вероятности вечернего и ночного пика нагрузки и отражена в формуле (1):

$$T_{нач} = aF_1(x) + bF_2(x) \quad (1)$$

где  $T_{нач}$  – массив времени начала зарядки,  $F(x_1)$  – функция распределения Вейбулла,  $F(x_2)$  – функция нормального распределения,  $a$ ,  $b$  – весовые коэффициенты для корректировки величины максимумов нагрузки.

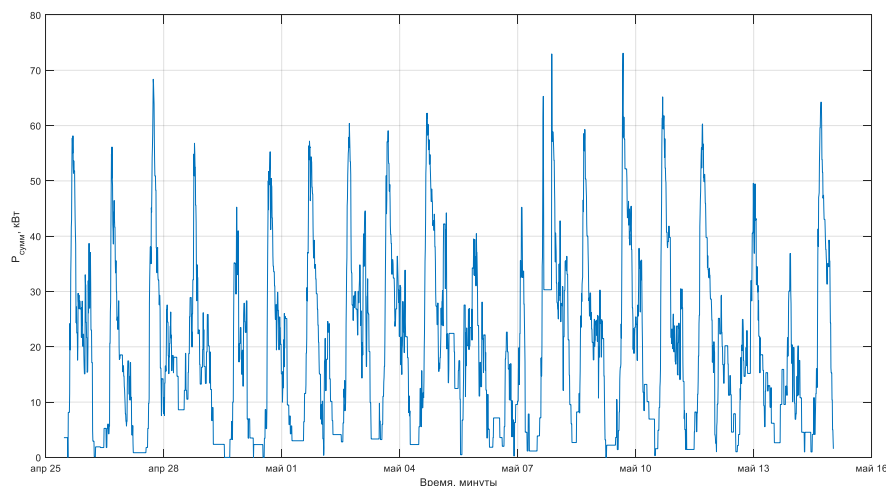


Рис. 2 Эмпирический график интенсивности мощности подключений ЭМ за месяц *Fig. 2 The empirical graph of the power intensity of EV connections over a month*

\*Источник: Составлено авторами *Source: compiled by the author.*

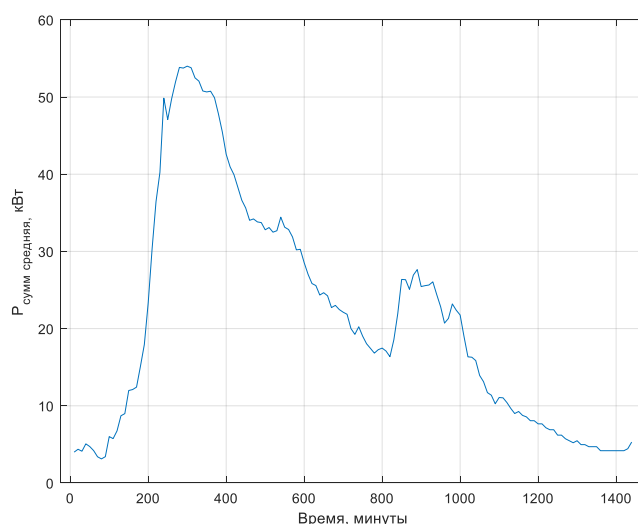


Рис. 3 Усреднённый суточный эмпирический график нагрузки ЭЗС *Fig. 3 The average daily empirical load graph of the EVCS*

\*Источник: Составлено авторами *Source: compiled by the author.*

Задаются входные данные для моделирования: период моделирования, например, неделя; количество машин в интервале моделирования, а также параметры случайных величин.

Далее генерируется массив случайного времени начала зарядки с помощью выбранных функций распределения вероятностей. Также формируется массив случайных целых чисел, соответствующих количеству машин, приезжающих на зарядку каждый день. Количество подчиняется нормальному ЗРВ. Аналогично формируются случайные значения мощностей нагрузок для всех  $N$  ЭМ. В результате будет получен график мощности, усреднённой за десятиминутные интервалы, представленный на рис. 4.

Для определения времени завершения зарядки используется метод стохастического моделирования на основе гауссовского распределения. Расчет выполняется путем добавления к начальному моменту зарядки двух компонентов: среднего значения длительности процесса ( $\mu = T_{зар}$ ) и случайной временной вариации. Величина отклонения задается через параметр  $\sigma$ , вычисляемый как треть от целевого диапазона возможных изменений, что обеспечивает симметричное распределение положительных и отрицательных временных коррекций относительно математического ожидания по формуле (2). Указанный выше параметр можно условно считать диапазоном изменения вероятного времени зарядки согласно правилу «трёх сигм»

$$T_{окон} = T_{нач} + \mu \pm \Delta t \quad (2)$$

где  $T_{окон}$  – время окончания зарядки,  $T_{нач}$  – время начала зарядки,  $\mu$  – математическое ожидание продолжительности зарядки ( $T_{зар}$ ),  $\Delta t$  – случайное приращение времени, распределённое по нормальному закону с нулевым средним значением и среднеквадратичным отклонением, равным  $\sigma$ .

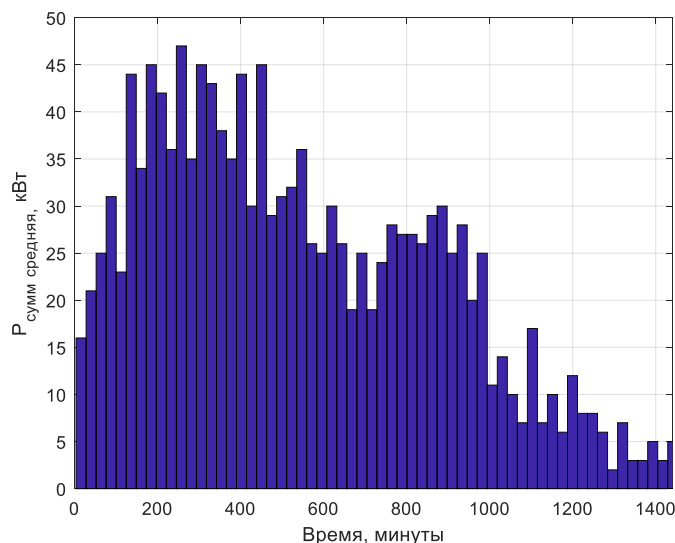


Рис. 4 График случайных подключений мощности ЭЗС с помощью распределения Вейбулла и нормального распределения

Fig. 4 The graph of random power connections for the EVCS using the Weibull distribution and the normal distribution

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

Сформированный график зависимости времен начала и окончания от порядкового номера приехавшего на зарядку ЭМ представлен на рисунке 5.

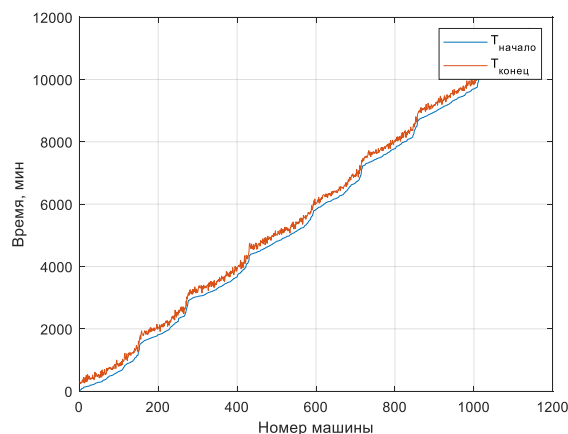


Рис. 5 График времен начала и окончания зарядки

Fig. 5 The graph of the start and end times of charging

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

На следующем этапе строится матрица активности, определяющая вклад  $k$ -го ЭМ в суммарную нагрузку. Создается бинарная матрица  $A$  размером  $T \times N$ , где строки соответствуют дискретным временным интервалам моделирования. Для каждого ЭМ последовательно анализируются все временные шаги ( $i$ ) от первого до  $T$ -го. Если текущий момент времени находится в пределах периода зарядки данного транспортного средства (т.е. превышает время начала и меньше времени завершения), элемент матрицы  $A[i, k]$  принимает значение 1, в остальных случаях – 0 по формуле (3). Алгоритм повторяется для всех  $N$  ЭМ, формируя полную матрицу взаимодействий

$$\begin{cases} A(i, k) = 1, & \text{если } T(i) \in (T_{нач}^k) \\ A(i, k) = 0, & \text{если } T(i) \notin (T_{окон}^k) \end{cases} \quad (3)$$

где  $k$  – бинарная переменная (1 означает принадлежность ЭМ к текущему временному интервалу нагрузки),  $A$  – матрица размерностью  $T \times N$ , где  $T$  – число временных интервалов моделирования, а  $N$  – общее количество ЭМ.

Для расчета суммарного профиля нагрузки выполняется поэлементное умножение матрицы участия  $A$  на вектор мощностей ЭМ  $P_k$  с последующим агрегированием результатов по столбцам:

$$P_{\sum(i)} = \sum_{k=1}^N A(i, k) \cdot P_k \quad (4)$$

где  $A$  – матрица участия размерностью  $T \times N$ ;  $P_k$  – вектор потребляемой мощности каждого ЭМ.

После этого просуммированы все ненулевые (участвующее в формировании общего профиля зарядки) мощности в данный момент времени. Получившийся недельный график нагрузки представлен на рис. 6, 7.

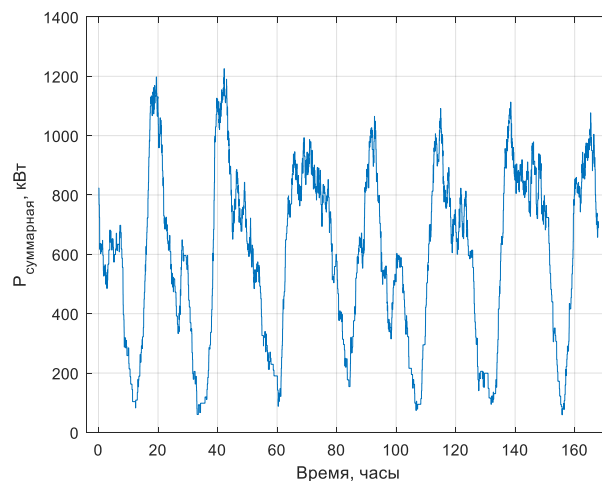


Рис. 6 График суммарной нагрузки ЭЗС в течение недели *Fig. 6 The graph of the total load of the EVCS over the course of a week*

\*Источник: Составлено авторами *Source: compiled by the author.*

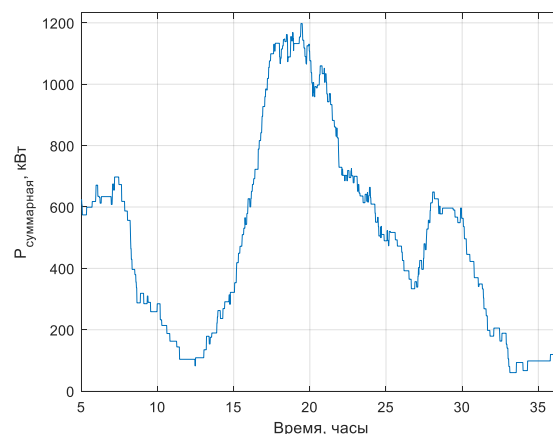


Рис. 7 Суточный график суммарной нагрузки ЭЗС *Fig. 7 The daily graph of the total load of the EVCS*

\*Источник: Составлено авторами *Source: compiled by the author.*

На рисунке 8 представлено количество подключений ЭМ во времени, полученных при моделировании.

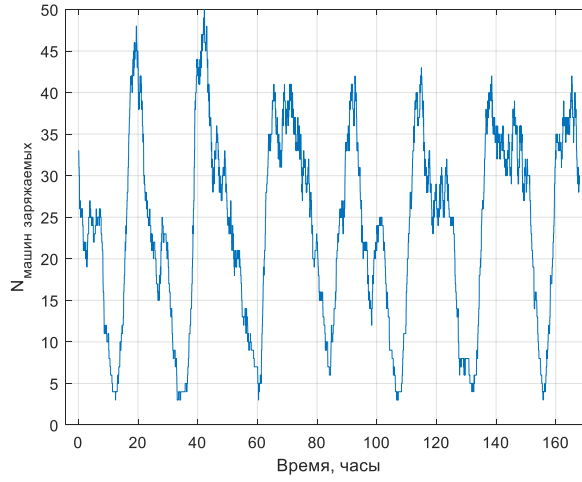


Рис. 8 График количества одновременно заряжаемых машин во времени

Fig. 8 The graph of the number of simultaneously charging vehicles over time

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

Из графика видно, что суточное максимальное количество одновременно заряжаемых автомобилей составляет 40-55 машин при заданном количестве подключаемых ЭМ 1000 в течение недели. Таким образом, с помощью моделирования, выполненного предлагаемым методом, можно определить диапазон количества одновременно заряжаемых ЭМ и количество необходимых зарядных портов для покрытия спроса. Также по результатам моделирования можно оценить диапазон требуемой мощности ЭЗС.

Для проверки сходимости модели, формирующей график нагрузки ЭЗС, задается количество итераций  $N$  и инициализируются массивы для хранения результатов:

$$R \in R^{M \times T}, M(i) \in R^T, V(i) \in R^T \quad (5)$$

где  $M$  – количество итераций,  $T$  – количество временных точек,  $R$  – матрица результатов,  $M(i)$  – вектор средних значений на итерации  $i$ ,  $V(i)$  – вектор дисперсий на итерации  $i$ .

Для моделирования итерации каждый раз запускается модель ЭЗС. Инициализируется массив  $R$  для сохранения всех итераций модели графика нагрузки ЭЗС.

$$R(i,:) = P_{сумм}^T \quad (6)$$

где  $P_{сумм}$  – временной профиль суммарной нагрузки ЭЗС для  $i$ -й итерации по ММК.

Далее вычисляются средние значения и дисперсии для всех предыдущих итераций массива  $R$ :

$$M(i) = \frac{1}{i} \sum_{j=1}^i R(j,:) \quad (7)$$

$$V(i) = \frac{1}{i-1} \sum_{j=1}^i (R(j,:) - M(i))^2 \quad (8)$$

После завершения итераций вычисляется среднее значение по всем результатам

$$M_{final} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R(j,:) \quad (9)$$

и определяется стандартное отклонение по формуле

$$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (R(i,:) - M_{final})^2} \quad (10)$$

В рамках исследования проведено 3000 вычислительных циклов стохастического моделирования профиля нагрузки на основе ММК. Анализ выявил, что после 10<sup>3</sup> итераций среднее значение и дисперсия вероятностных характеристик стабилизируются (рис. 9), подтверждая сходимость модели.

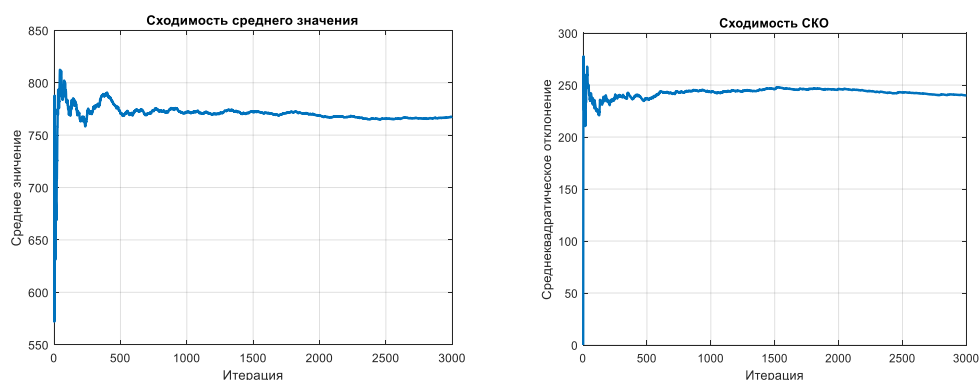


Рис.9 Сходимость среднего значения и Fig. 9 Convergence of the mean value and the среднееквадратичного отклонения standard deviation

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

Результаты расчетов, включая усредненные значения нагрузок и их стандартные отклонения (рис. 10), продемонстрировали вариативность потребления ЭЗС. Эти данные позволяют количественно оценить влияние стохастических колебаний нагрузки ЭЗС.

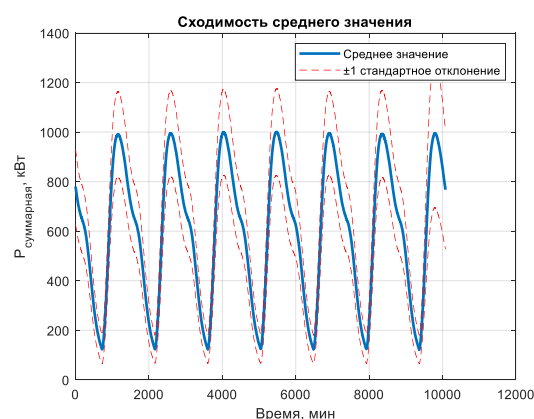


Рис. 10 Недельный график нагрузки ЭЗС со Fig. 10 The weekly load graph of the EVCS with the mean value and the confidence interval range доверительного интервала

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

С целью анализа чувствительности произведено моделирование вариантов изменения входных параметров модели (таблица 1), а именно: изменение среднеквадратичного отклонения мощности зарядки ЭМ (вариант 2) и изменение математического ожидания продолжительности зарядки (вариант 3).

Таблица 1  
Table 1

Входные параметры случайной величины  
Random variable input parameters

| №            | Вероятностные характеристики мощности зарядки | Вероятностные характеристики времени зарядки |
|--------------|-----------------------------------------------|----------------------------------------------|
| 1 (исходный) | $\mu = 25; \sigma = 20$                       | $\mu = 4; \sigma = 3$                        |
| 2            | $\mu = 25; \sigma = 35$                       | $\mu = 4; \sigma = 3$                        |
| 3            | $\mu = 25; \sigma = 20$                       | $\mu = 6; \sigma = 3$                        |

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

С применением ММК получено изменение среднеквадратичного отклонения случайной величины мощности зарядки при неизменном математическом ожидании (вариант 2). Среднее значение и дисперсия ключевых показателей представлены на рис. 11.

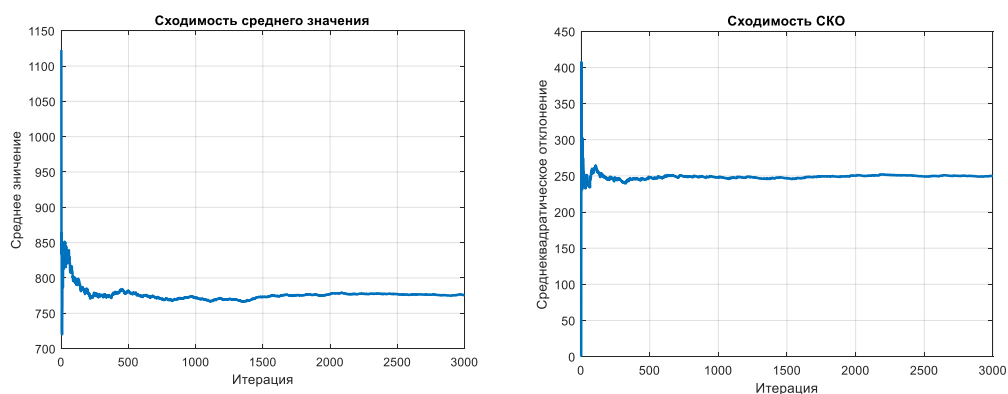


Рис.11 Сходимость среднего значения и среднеквадратичного отклонения (Вариант 2) *Fig. 11 Convergence of the mean value and the standard deviation (Option 2)*

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

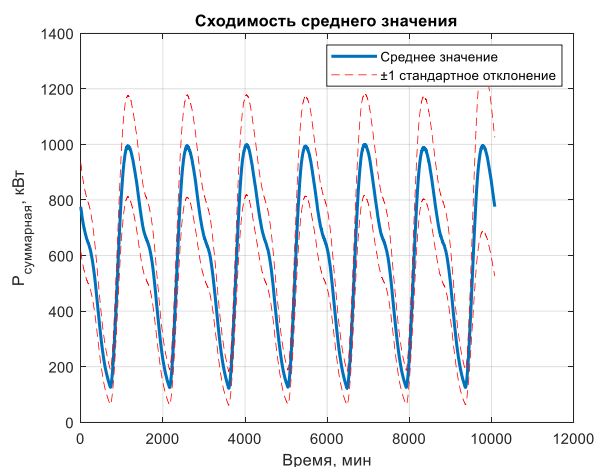


Рис. 12 Недельный график со средним значением и коридором доверительного интервала (Вариант 2) *Fig. 12 Weekly graph with the mean value and the confidence interval range (Option 2)*

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

Рассмотрен вариант изменения параметров случайных величин времени зарядки и математического ожидания (вариант 3). Среднее значение и дисперсия показателей сходимости представлены на рис. 13.

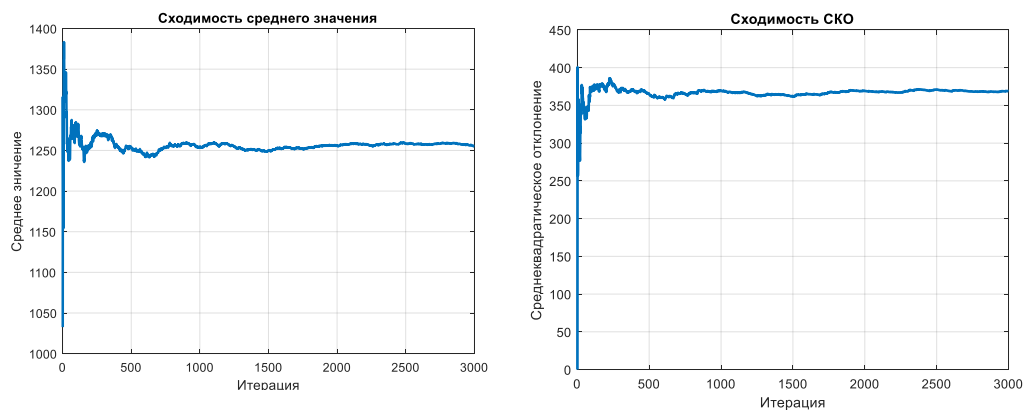


Рис. 13 Сходимость среднего значения и среднеквадратичного отклонения (Вариант 3) *Fig. 13 Weekly graph with the mean value and the confidence interval range (Option 3)*

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

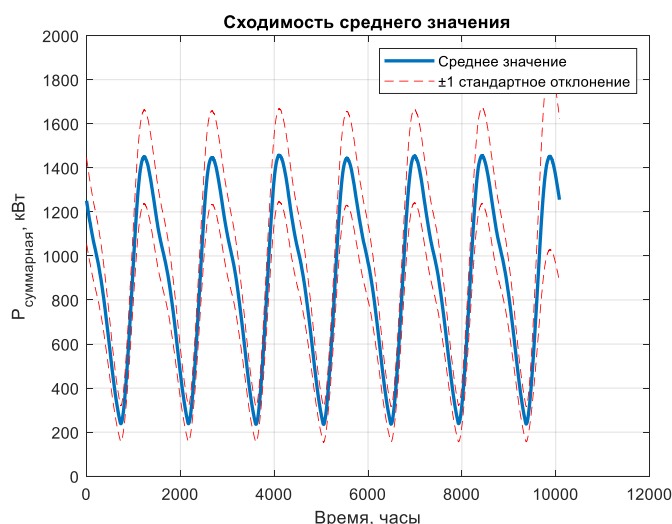


Рис. 14 Недельный график со средним значением и коридором доверительного интервала (Вариант 3) *Fig. 14 Weekly graph with the mean value and the confidence interval range (Option 3)*

\*Источник: Составлено авторами *Source: compiled by the author.*

При изменении одного из параметров случайной величины, такого как среднеквадратичное отклонение мощности ( $\sigma = 20 \rightarrow \sigma = 35$ ) в Варианте 2 из таблицы 1, не наблюдается заметного влияния на усреднённые значения нагрузок и их стандартные отклонения (таблица 2). При изменении математического ожидания времени зарядки ( $\mu = 4 \rightarrow \mu = 6$ ) в Варианте 3 из таблицы 1 усреднённые значения нагрузок ЭЭС увеличились на 45%

Таблица 2

Table 2

Распределение среднего значения недельного графика нагрузки ЭЭС по максимальному суточному пику

Distribution of the average value of the weekly EES load schedule by the maximum daily peak

| Описание                                             | 1 день   | 2 день   | 3 день   | 4 день   | 5 день   | 6 день   | 7 день   |
|------------------------------------------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| Исходный набор данных                                | 990 кВт  | 995 кВт  | 998 кВт  | 999 кВт  | 995 кВт  | 992 кВт  | 994 кВт  |
| Изменение среднеквадратичного отклонения мощности ЭМ | 994 кВт  | 994 кВт  | 998 кВт  | 993 кВт  | 999 кВт  | 988 кВт  | 994 кВт  |
| Изменение математического ожидания времени зарядки   | 1450 кВт | 1446 кВт | 1457 кВт | 1443 кВт | 1453 кВт | 1455 кВт | 1451 кВт |

\*Источник: Составлено авторами *Source: compiled by the author.*

Также среднее значение и дисперсия ключевых показателей стабилизируются примерно на  $10^3$  итерации (Вариант 2 и 3), подтверждая сходимость модели.

Таким образом, интегральные параметры, полученные в результате моделирования, не чувствительны к изменениям такого входного параметра, как среднеквадратичное отклонение мощности зарядки ЭМ. Однако изменение математического ожидания времени зарядки приводит к увеличению пиковой мощности графика нагрузки с 999 кВт до 1457 кВт.

### Выводы (Conclusions)

В работе представлен подход к моделированию ЭЭС на основе ММК, в котором используются распределения вероятностей для представления неопределенности различных параметров случайных величин профиля нагрузки ЭЭС, таких как время начала зарядки, потребляемая мощность ЭМ, продолжительность зарядки и количество ЭМ. В работе обработаны экспериментальные данные для получения усредненного суточного графика нагрузки. Для описания характера графика нагрузки ЭЭС, имеющего два пика нагрузки, был подобран комбинированный закон распределения, сочетающий два ЗРВ, которые наиболее полно повторяют эмпирические данные. Это позволило моделировать характер

интенсивности подключения ЭМ во времени. Проведена оценка сходимости модели, её чувствительность к изменению входных параметров.

Метод моделирования графика нагрузки ЭЭС позволяет при каждом запуске моделирования использовать различные наборы значений, взятых из этих распределений, что даёт возможность охватить широкий спектр вероятных сценариев. Моделирование осуществляется с учетом интенсивности подключения ЭМ во времени, что подходит для проведения дальнейшего анализа профиля нагрузки с целью решения задач оптимизации надежности и качества электроснабжения в РЭС.

### Литература

1. Аналитическое агентство "АВТОСТАТ" URL: <https://www.autostat.ru/> (дата обращения 20.10.2024)
2. РБК URL: <https://www.rbc.ru/> (дата обращения 20.10.2024)
3. Валеева Ю. С. Стимулирование развития электротранспорта как инструмент развития территории / Ю. С. Валеева, М. В. Калинина, Т. Г. Зорина, И. Г. Ахметова // Вестник Казанского государственного энергетического университета. – 2022. – Т. 14, № 1(53). – С. 155-172. – EDN UCKMFG.
4. Сафин А. Р. Развитие технологии мобильных зарядных станций для электромобилей / А. Р. Сафин, И. В. Ившин, А. Н. Цветков [и др.] // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. – 2021. – Т. 23, № 5. – С. 100-114. – DOI 10.30724/1998-9903-2021-23-5-100-114. – EDN YIGCHH.
5. Deb, S. Charging station placement for electric vehicles: A case study of Guwahati city, India/ S. Deb, K. Tammi, K. Kalita, P. Mahanta//IEEE access. – 2019. – vol. 7. – pp. 100270-100282.
6. Karmaker, A. K., Roy S., Ahmed M. R. Analysis of the impact of electric vehicle charging station on power quality issues/ A. K. Karmaker, S. Roy, M. R. Ahmed //2019 international conference on electrical, computer and communication engineering (ECCE). – IEEE, 2019. – pp. 1-6.
7. Ahmed, A. A. NEPLAN-Based Analysis of Impacts of Electric Vehicle Charging Strategies on Power Distribution System/ A. A. Ahmed, M. A. Abdullah, M. Mansor, M. B. Marsadek, Y. J. Ying, M. S. Abd Rahman, N. A. Salim //IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing, 2021. – vol. 1127. – №. 1. – 012033.
8. Шкитина, Н. Анализ влияния стохастической нагрузки электромобилей на распределительную сеть/ Н. Шкитина, Д. Акимов //Электроэнергия. Передача и распределение. – 2021. – №. S1. – С. 40-45.
9. Солуянов Ю. И. Определение расчетных электрических нагрузок зарядной инфраструктуры для электромобилей, интегрированной в электрические установки жилых и общественных зданий / Ю. И. Солуянов, А. И. Федотов, А. Р. Ахметшин [и др.] // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. – 2024. – Т. 26, № 6. – С. 94-107. – DOI 10.30724/1998-9903-2024-26-6-94-107. – EDN XFGOGS.
10. Солуянов Ю. И. Выбор зарядных станций, согласованный с действующими системами электроснабжения многоквартирных домов и образовательных учреждений мегаполиса /, А. И. Федотов, В. И. Солуянов [и др.] // Электричество. – 2025. – № 1. – С. 32-44. – DOI 10.24160/0013-5380-2025-1-32-44. – EDN HOCOCV.
11. Alasseur C. et al. Regression Monte Carlo for microgrid management //ESAIM: proceedings and surveys. – 2019. – Т. 65. – С. 46-67.
12. Jospin L. V. et al. Hands-on Bayesian neural networks—A tutorial for deep learning users //IEEE Computational Intelligence Magazine. – 2022. – Т. 17. – №. 2. – С. 29-48.
13. Goodfellow I. et al. Generative adversarial networks //Communications of the ACM. – 2020. – Т. 63. – №. 11. – С. 139-144.
14. Feng J. Load forecasting of electric vehicle charging station based on grey theory and neural network/ J. Feng, J. Yang, Y. Li, H. Wang, H. Ji, W. Yang, K. Wang//Energy Reports. – 2021. – vol. 7. – pp. 487-492
15. Zhu J. et al. Short-term load forecasting for electric vehicle charging stations based on deep learning approaches //Applied sciences. – 2019. – Т. 9. – №. 9. – С. 1723.
16. Buzna L. et al. An ensemble methodology for hierarchical probabilistic electric vehicle load forecasting at regular charging stations //Applied Energy. – 2021. – Т. 283. – С. 116337.
17. Zhang J. et al. Daily electric vehicle charging load profiles considering demographics of vehicle users //Applied Energy. – 2020. – Т. 274. – С. 115063.
18. Tang, D. Probabilistic modeling of nodal charging demand based on spatial-temporal dynamics of moving electric vehicles/ D. Tang, P. Wang //IEEE Transactions on Smart Grid. – 2015. – vol. 7. – №. 2. – pp. 627-636.

19. Palomino A., Parvania M. Bayesian hierarchical model for characterizing electric vehicle charging flexibility //2020 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). – IEEE, 2020. – С. 1-5.
20. Wang B. et al. EV charging algorithm implementation with user price preference //2015 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT). – IEEE, 2015. – С. 1-5.
21. Воронин, В. А. Мультиагентное моделирование развития электрозарядной инфраструктуры города Кемерово / В. А. Воронин, Ф. С. Непша // Электроэнергия. Передача и распределение. – 2023. – № 3(78). – С. 10-17. – EDN XVUSOW
22. Mehboob N. et al. Smart operation of electric vehicles with four-quadrant chargers considering uncertainties //IEEE Transactions on Smart Grid. – 2018. – Т. 10. – №. 3. – С. 2999-3009

#### Авторы публикации

**Шамарова Наталия Андреевна** – старший преподаватель кафедры электроснабжения и электротехники Иркутского национального исследовательского технического университета. *ORCID:* <https://orcid.org/0000-0003-3912-1320>. *Email:* [k15@istu.edu](mailto:k15@istu.edu).

**Шушпанов Илья Николаевич** – канд. техн. наук, доцент кафедры электроснабжения и электротехники Иркутского национального исследовательского технического университета. *ORCID:* <https://orcid.org/0000-0001-7121-7651> *Email:* [ilis83@mail.ru](mailto:ilis83@mail.ru).

**Федосов Денис Сергеевич** – канд. техн. наук, заведующий кафедрой электрических станций, сетей и систем Иркутского национального исследовательского технического университета. *ORCID:* <https://orcid.org/0000-0001-5989-9549> *Email:* [fedosov\\_ds@istu.edu](mailto:fedosov_ds@istu.edu).

**Суслов Константин Витальевич** – д-р техн. наук, профессор кафедры гидроэнергетики и возобновляемых источников энергии Национального исследовательского университета «МЭИ». *ORCID:* <https://orcid.org/0000-0003-0484-2857> *Email:* [dr.souslov@yandex.ru](mailto:dr.souslov@yandex.ru).

**Батухтин Андрей Геннадьевич**– д-р техн. наук, доцент кафедры энергетики Забайкальского государственного университета. *ORCID:* <http://orcid.org/0000-0002-3798-3675> *Email:* [batuhtina\\_ir@mail.ru](mailto:batuhtina_ir@mail.ru).

#### References

1. Analytical agency "AUTOSTAT" URL: <https://www.autostat.ru/> (accessed October 20, 2024)
2. RBC. URL: <https://www.rbc.ru/> (accessed October 20, 2024).
3. Valeeva, Yu. S. Encouraging the development of electric transport as a tool for territorial development/ JS. Valeeva, MV. Kalinina, TG. Zorina, IG. Akhmetova// Bulletin of Kazan State Power Engineering University.– 2022. – vol. 14, № 1(53). – С. 155-172. – EDN UCKMFG.
4. Safin AR. Study of design features of mobile charging units for electric transport for development of sketch design documentation / AR. Safin, IV. Ivshin, AN. Tsvetkov, TI. Petrov, VR. Basenko VA. Manakhov// Power engineering: research, equipment, technology. – 2021. – vol. 23, № 5. – С. 100-114. – DOI 10.30724/1998-9903-2021-23-5-100-114. – EDN YIGCHH.
5. Deb, S. Charging station placement for electric vehicles: A case study of Guwahati city, India/ S. Deb, K. Tammi, K. Kalita, P. Mahanta//IEEE access. – 2019. – vol. 7. – pp. 100270-100282.
6. Karmaker, A. K., Roy S., Ahmed M. R. Analysis of the impact of electric vehicle charging station on power quality issues/ A. K. Karmaker, S. Roy, M. R. Ahmed //2019 international conference on electrical, computer and communication engineering (ECCE). – IEEE, 2019. – pp. 1-6.
7. Ahmed, A. A. NEPLAN-Based Analysis of Impacts of Electric Vehicle Charging Strategies on Power Distribution System/ A. A. Ahmed, M. A. Abdullah, M. Mansor, M. B. Marsadek, Y. J. Ying, M. S. Abd Rahman, N. A. Salim //IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing, 2021. – vol. 1127. – №. 1. – 012033.
8. Shkitina, N. Analysis of the Impact of Stochastic Electric Vehicle Load on the Distribution Network / N. Shkitina, D. Akimov // Electricity. Transmission and Distribution. – 2021. – No. S1. – Pp. 40-45
9. Soluyanov, Yu.I. Determination of estimated electrical loads of charging infrastructure for electric vehicles integrated into electrical installations of residential and public buildings / Yu.I. Soluyanov, A.I. Fedotov, A.R. Akhmetshin, E.A. Fedotov, V.A. Khalturin // Power engineering: research, equipment, technology. 2024;26(6):94-107.– DOI 10.30724/1998-9903-2024-26-6-94-107. – EDN XFGOGS.
10. Soluyanov, Yu.I. Selection of charging stations aligned with existing power supply systems for apartment buildings and educational institutions in a metropolis./ A. I.Fedotov, V. I. Soluyanov et al. // Electrichestvo. – 2025. – № 1. – p. 32-44. – DOI 10.24160/0013-5380-2025-1-32-44. – EDN HOCOCV.

11. Alasseur C. et al. Regression Monte Carlo for microgrid management //ESAIM: proceedings and surveys. – 2019. – Т. 65. – С. 46-67.
12. Jospin L. V. et al. Hands-on Bayesian neural networks—A tutorial for deep learning users //IEEE Computational Intelligence Magazine. – 2022. – Т. 17. – №. 2. – С. 29-48.
13. Goodfellow I. et al. Generative adversarial networks //Communications of the ACM. – 2020. – Т. 63. – №. 11. – С. 139-144
14. Feng J. Load forecasting of electric vehicle charging station based on grey theory and neural network/ J. Feng, J. Yang, Y. Li, H. Wang, H. Ji, W. Yang, K. Wang//Energy Reports. – 2021. – vol. 7. – pp. 487-492
15. Zhu J. et al. Short-term load forecasting for electric vehicle charging stations based on deep learning approaches //Applied sciences. – 2019. – Т. 9. – №. 9. – С. 1723.
16. Buzna L. et al. An ensemble methodology for hierarchical probabilistic electric vehicle load forecasting at regular charging stations //Applied Energy. – 2021. – Т. 283. – С. 116337.
17. Zhang J. et al. Daily electric vehicle charging load profiles considering demographics of vehicle users //Applied Energy. – 2020. – Т. 274. – С. 115063.
18. Tang, D. Probabilistic modeling of nodal charging demand based on spatial-temporal dynamics of moving electric vehicles/ D. Tang, P. Wang //IEEE Transactions on Smart Grid. – 2015. – vol. 7. – №. 2. – pp. 627-636.
19. Palomino A., Parvania M. Bayesian hierarchical model for characterizing electric vehicle charging flexibility //2020 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). – IEEE, 2020. – С. 1-5.
20. Wang B. et al. EV charging algorithm implementation with user price preference //2015 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT). – IEEE, 2015. – С. 1-5.
21. Voronin, V. A. Multi-Agent Modeling of the Development of Electric Charging Infrastructure in the City of Kemerovo / V. A. Voronin, F. S. Nepsha // Electricity. Transmission and Distribution. – 2023. – No. 3(78). – Pp. 10-17. – EDN XVUSOW.
22. Mehboob N. et al. Smart operation of electric vehicles with four-quadrant chargers considering uncertainties //IEEE Transactions on Smart Grid. – 2018. – Т. 10. – №. 3. – С. 2999-3009

#### Authors of the publication

**Nataliia N. Shamarova** – Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia. *ORCID:* <https://orcid.org/0000-0003-3912-1320> *Email:* [k15@istu.edu](mailto:k15@istu.edu).

**Ilia N. Shushpanov** – Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia. *ORCID:* <https://orcid.org/0000-0001-7121-7651> *Email:* [ilis83@mail.ru](mailto:ilis83@mail.ru).

**Denis S. Fedosov** – Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia. *ORCID:* <https://orcid.org/0000-0001-5989-9549> *Email:* [fedosov\\_ds@istu.edu](mailto:fedosov_ds@istu.edu).

**Konstantin V. Suslov** – Moscow Power Engineering Institute, Moscow, Russia. *ORCID:* <https://orcid.org/0000-0003-0484-2857> *Email:* [dr.souslov@yandex.ru](mailto:dr.souslov@yandex.ru).

**Andrey G. Batukhtin** – Transbaikal State University, Chita, Russia. *ORCID:* <http://orcid.org/0000-0002-3798-3675> *Email:* [batuhtina\\_ir@mail.ru](mailto:batuhtina_ir@mail.ru).

*Шифр научной специальности: 2.4.3. Электроэнергетика*

**Получено** **20.03.2025 г.**

**Отредактировано** **11.04.2025 г.**

**Принято** **10.06.2025 г.**