

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Уральский федеральный университет имени первого
Президента России Б.Н. Ельцина»

На правах рукописи

Abdel Menaem

Абдель Менаем Амир Салах Хассан

**РАЗВИТИЕ МЕТОДОВ ОЦЕНКИ ПОКАЗАТЕЛЕЙ
БАЛАНСОВОЙ НАДЕЖНОСТИ ЭНЕРГОСИСТЕМ С
ВОЗОБНОВЛЯЕМЫМИ ИСТОЧНИКАМИ ЭНЕРГИИ**

05.14.02 – Электрические станции и
электроэнергетические системы

Автореферат

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Екатеринбург – 2021

Работа выполнена на кафедре «Автоматизированные электрические системы» ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина»

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор,
Обоскалов Владислав Петрович

Официальные оппоненты:

Чукреев Юрий Яковлевич,
доктор технических наук, старший научный сотрудник, Институт социально-экономических и энергетических проблем Севера Коми научного центра Уральского отделения Российской академии наук Федерального государственного бюджетного учреждения науки Федерального исследовательского центра «Коми научный центр Уральского отделения Российской академии наук», г. Сыктывкар, директор института;

Тимашев Святослав Анатольевич,
доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Научно-инженерный центр «Надежность и ресурс больших систем и машин» Уральского отделения Российской академии наук, г. Екатеринбург, главный научный сотрудник, научный руководитель центра;

Бык Феликс Леонидович,
кандидат технических наук, доцент, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Новосибирский государственный технический университет», г. Новосибирск, доцент кафедры автоматизированных электрических систем.

Защита состоится 09 июля 2021 г. в 11:00 ч на заседании диссертационного совета УрФУ 05.02.03 по адресу: 620002, г. Екатеринбург, ул. Мира, д. 19, ауд. И-420 (зал Ученого совета).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина»:

<https://dissovet2.urfu.ru/mod/data/view.php?d=12&rid=2319>

Автореферат разослан « _____ » _____ 2021 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



Самойленко Владислав Олегович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Развитие технологий производства электроэнергии, в основе которых заложено использование возобновляемых источников энергии (ВИЭ) существенно изменяют структуру и принципы управления электроэнергетическими системами (ЭЭС).

Низкая себестоимость энергии на ВИЭ способствует их широкому внедрению практически во всех сферах человеческой деятельности в широком диапазоне электрической мощности электростанций от нескольких кВт до сотен МВт. При этом централизованно неконтролируемые ВИЭ относительно малой мощности создают эффект псевдоснижения электропотребления отдельной территории.

ВИЭ привносят в систему значительную неопределенность как генерирующей, так и потребляемой (скрытые ВИЭ) мощности. Вызванная ими непредсказуемостью текущей энергоемкости энергоносителей (солнце, ветер) неопределенность сказывается на показателях надежности ЭЭС, а, следовательно, и на величине необходимого централизованного резерва мощности.

Как правило, фактор надежности ЭЭС играет решающую роль в процессе принятия решений при планировании перспективного развития ЭЭС. Однако, при решении проблем резервирования отмеченная специфика ВИЭ сдвигает вектор направленности расчетов в сторону оценки текущего состояния ЭЭС. При этом резко возрастают требования по точности показателей балансовой надежности (ПБН) ЭЭС, которая в настоящее время недостаточно высока, поскольку эффективность систем электроснабжения потребителей в рамках принятых стандартов для всех узлов электропотребления оценивается как приемлемая или неприемлемая по нормативным критериям надежности, которые, в свою очередь, обладают большой неопределенностью.

ПБН варьируются от относительно простых (критерий N-1) до комплексных вероятностных индексов надежности, учитывающих стохастическую природу процесса функционирования ЭЭС. Анализ надежности ЭЭС предполагает моделирование случайных событий, возникающих в ЭЭС и последующий вероятностный анализ их воздействия на функционирование ЭЭС. Показатели надежности должны учитывать не только возможность (вероятность) возникновения случайных событий, но и отражать количественную оценку их последствий.

В зависимости от типа рассматриваемых событий их влияние на работу ЭЭС может быть оценено вероятностью и частотой отказов, величиной и продолжительностью ограничения (в том числе полного отключения) нагрузки. Наиболее значимыми среди ПБН за рубежом являются: вероятность потери нагрузки (LOLP); математическое ожидание величины отключения нагрузки (LOLE); ожидаемая недопоставленная мощность (EPNS) и ожидаемая недопоставленная энергия (EENS). В Северной Америке широкое применение нашел показатель LOLE, (не более 1 дня за 10 лет). В странах Западной Европы стандартное значение LOLE установлено на предельном уровне 3 часа в год.

В России перечень и расчет ПБН регламентируется национальным стандартом РФ: «304-2018: Балансовая надежность ЭЭС. Часть 1. Общие

требования». В 2019 году Системным оператором ЕЭС введен технический отчет 59012820.27.010.005-2018, регламентирующий методические указания по проведению расчетов ПБН. Наиболее значимыми ПБН признаны вероятность и математическое ожидание (МО) недоотпуска электроэнергии потребителям. Появление данных руководящих документов свидетельствует об актуальности проблемы расчета ПБН ЭЭС в России.

За последние несколько десятилетий было выполнено огромное количество исследований, направленных на разработку методов оценки ПБН энергосистем. Однако по-прежнему остается актуальным компромисс между повышением точности результирующих ПБН и приемлемой продолжительностью расчетов, особенно в условиях растущей неопределенности исходных данных.

Основным подходом для расчета ПБН как в России, так и за рубежом является классический метод Монте-Карло (ММК), который малочувствителен к виду индивидуальных функций распределения случайных величин и размерности электрической сети. Хорошо известна вычислительная специфика классического ММК – недопустимо большая продолжительность расчетов при оценке таких редких событий, как ограничение электропотребления из-за локальных или глобальных дефицитов мощности. Высокая надежность современных ЭЭС и расширение пространства возможных состояний ЭЭС, связанное с использованием ВИЭ еще больше увеличивают вычислительную нагрузку классического ММК.

Альтернативой ММК являются аналитические методы, такие как методы свертки, кумулянтов и точечной оценки (МТО). Точность аналитических методов, в отличие от ММК, не зависит от числа моделируемых случайных состояний. В частности, метод свертки дает практически точное решение, однако его эффективность резко снижается при увеличении числа элементов свертки, что затрудняет его применение. Применение аналитических методов, таких как метод кумулянтов и МТО ограничено требованиями по точности результирующих величин, поскольку, как правило, эти методы не адаптивны к редким событиям. В результате для получения приемлемого решения необходимы дополнительные расчетные процедуры, учитывающие специфику ЭЭС. Такие процедуры предложены в данной диссертационной работе.

Существующие подходы, направленные на повышение вычислительной эффективности ММК, условно делятся на две категории: методы, основанные на повышении вычислительной эффективности оценки отдельного состояния и методы оптимального формирования выборки. К первой группе относятся подходы совершенствования вычислительных процедур, позволяющих сократить длительность анализа отдельных состояний ЭЭС. Второе направление заключается в разработке более эффективных методов формирования выборки состояний ЭЭС, с акцентом на значимые состояния.

Поскольку события типа отказ, трактуемые в задаче БН ЭЭС как события, связанные с ограничением электропотребления, в современных ЭЭС становятся все более редкими, в настоящее время более актуально второе направление. Актуальность идентификации значимых редких событий усиливается для ЭЭС

с большой долей интенсивно стареющего оборудования. Здесь значимыми событиями становятся кратные отказы с малой вероятностью их возникновения. В направлении идентификации редких событий выполнены исследования и разработки, представленные в диссертационной работе.

Степень научной проработанности проблемы. Пик научных исследований в области теории надежности ЭЭС в СССР приходится на 60-80 гг XX века, когда была определена специфика ЭЭС как большой технической системы кибернетического типа. Было показано, что надежность ЭЭС является комплексным понятием, обладающим такими свойствами как безотказность, ремонтпригодность, сохраняемость, долговечность, устойчивоспособность, режимная управляемость, живучесть и безопасность. Были получены базовые математические соотношения при анализе структурной, балансовой и режимной надежности ЭЭС. Неоценимый вклад в развитие теории надежности ЭЭС в СССР, а затем и в России внес постоянно действующий семинар "Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики". Семинар скоординировал работу научных организаций, коллективов, и отдельных ученых. Среди организаций, внесших значительный вклад в развитие теории надежности ЭЭС, следует отметить Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева, г. Иркутск.

Зарубежную школу надежности ЭЭС главным образом представляют исследовательские группы сформированные в рамках Международного совета по большим электрическим системам высокого напряжения (CIGRE) и Института инженеров электротехники и электроники (IEEE), а также группы, под руководством: Р. Аллана (R. Allan), Р. Биллингтона (R. Billinton), Б. Борковска (B. Borkowska), Ю. Гао (Yi Gao), Дж. Эндрени (Endrenyi, J.).

Цель диссертационного исследования: заключается в разработке эффективных в вычислительном отношении методов и алгоритмов идентификации и оценки вероятностных параметров редких событий, учитываемых при анализе надежности ЭЭС.

Задачи диссертационного исследования:

- Обзор вероятностных методов, применяемых для оценки ПБН ЭЭС, с целью выявления их недостатков при идентификации редких событий, и поиска альтернатив, основанных как на улучшении существующих, так и на разработке новых вычислительных процедур.
- Анализ и оценка эффективности приближенных аналитических методов (методы точечных оценок, методы вложенных множеств, кросс-энтропийные методы), предлагаемых для их использования в задаче расчета ПБН ЭЭС.
- Разработка эффективных процедур формирования в ММК ориентированной выборки состояний ЭЭС с акцентом на состояниях, связанных с ограничением электропотребления.
- Учет специфики функций распределения генерирующей мощности ВИЭ при определении ПБН энергосистем с ВИЭ.

Объектом исследования являются концентрированные и сложноразветвленные ЭЭС с ВИЭ и ограниченной пропускной способностью межсистемных связей.

Научная новизна диссертационного исследования:

- С целью повышения эффективности выборки и улучшения сходимости ММК разработан основанный на кросс-энтропийном методе (КЭМ) модифицированный кросс-энтропийный метод (МКЭМ) и алгоритм формирования выборки по важности анализируемых событий. В основу МКЭМ положено адаптивное изменение параметров критериальной функции, обеспечивающее более высокую сходимость итерационного процесса выделения множества редких событий. Мягкая адаптация параметров позволяет более полно учесть дефицитные состояния ЭЭС, связанные с частичным ограничением электропотребления.
- Для повышения эффективности выборки коррелированной вероятностной модели ВИЭ и спроса предложено и обосновано комбинированное использование предлагаемого метода МКЭМ и многомерной Гауссовской смеси (МГМС).

Теоретическая значимость работы заключается в разработке нового математического метода МКЭМ идентификации редких событий, который может быть использован не только в теории надежности ЭЭС, но и в других областях техники.

Практическая значимость работы.

Предложенные в работе расчетные процедуры позволяют улучшить качество оценок ПБН за счет более глубокого анализа области редких событий. Используя более точные показатели надежности и зная критически важные (с точки зрения надежности) состояния ЭЭС, ответственные за планирование развития ЭЭС лица получают эффективный инструмент для оценки принимаемых решений.

Методология и методы исследования. Исследования выполнены на базе теоретических основ электротехники, теории вероятностей и математической статистики. Разработанные алгоритмы тестировались на схемах ЭЭС. Оценка эффективности, предлагаемых методов и алгоритмов оценивалась методом статистического моделирования (Монте-Карло). Для расчетов и программной реализации алгоритмов использовался программный комплекс MATLAB 2017.

Основные положения диссертации, выносимые на защиту:

- Оценка эффективности существующих вероятностно-аналитических методов и процедур применительно к задаче оценки надежности объединенных ЭЭС с ВИЭ.
- Улучшение на основе кросс-энтропийного метода существующей процедуры выборки редких событий, связанных с ограничением нагрузки в ЭЭС;
- Модификация кросс-энтропийного метода (метод и алгоритм МКЭМ) на основе адаптивного выбора параметров критериальной функции.
- Оценка методом МКЭМ показателей надежности ЭЭС с крупными ветряными (ВЭС) и фотоэлектрическими (ФЭС) электростанциями.

Личный вклад автора: разработка программного обеспечения для проверки эффективности существующих и предлагаемых алгоритмов и методов; разработка нового математического метода МКЭМ идентификации редких событий; разработка расчетных процедур, позволяющих повысить эффективность существующих методов оценки ПБН ЭЭС; обобщение и описание результатов исследований.

Достоверность результатов подтверждается результатами тестовых расчетов ряда схем, в том числе схемы IEEE-RTS 79.

Апробация результатов работы. Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на 4 конференциях:

- International Scientific Conference Energy Management of Municipal Facilities and Sustainable Energy Technologies (EMMFT 2018) Samara, Russia;
- Scientific Symposium on Electric Power Engineering (ELEKTROENERGETIKA 2019), Stara Lesna, Slovakia;
- 2019 IEEE 60th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON), 2019, Riga, Latvia.
- International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM 2020), Sochi, Russia.

Публикации: По результатам работы опубликовано 7 статей в рецензируемых научных изданиях, определенных ВАК РФ и Аттестационным советом УрФУ, включая 5 статей в изданиях, индексируемых в международных реферативных базах цитирования Scopus и Web of Science.

Структура работы. Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения и библиографического списка из 140 наименований. Содержит 110 страниц, 19 рисунков и 10 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении изложена актуальность выполненного исследования, сформулированы цели, задачи и научная новизна работы, охарактеризована практическая ценность результатов исследования, выделены основные положения, выносимые на защиту.

В первой главе представлены положения оценки надежности ЭЭС, и описаны вероятностные подходы, применяемые при расчетах ПБН ЭЭС. Описана расчетная модель надежности ЭЭС. Представлен обзор существующих ПБН. Приведено описание метода статистического моделирования (Монте-Карло). Приведены положительные и отрицательные факторы применения ММК в задачах оценки надежности ЭЭС.

ММК широко используется для оценки надежности ЭЭС, поскольку он относительно прост и легок в реализации и имеет достаточно надежную сходимость в практически приемлемом диапазоне точности результатов. Оценка надежности с использованием ММК, как правило, включает три основных этапа: формирование случайных состояний элементов ЭЭС, оценка и классификация каждого состояния, проверка сходимости и вычисление результирующих показателей надежности ЭЭС. Поскольку точность ММК зависит от числа моделируемых случайных состояний, получаемые при его

применении показатели надежности всегда находятся в рамках некоего доверительного интервала. В качестве меры ошибки получаемых значений принимается коэффициент вариации, который используется также и в качестве критерия останова процесса моделирования ММК.

Показатель LOLP определяется через индикаторную функцию $I_F(\mathbf{x}_i)$: $LOLP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_F(\mathbf{x}_i)$, где $\mathbf{x}_i = \{x_{i,j}, j = 1, \dots, n\}$ это рассматриваемая выборка состояний случайных величин; $I_F(\mathbf{x}_i)$ – индикаторная функция, показывающая наличие или отсутствие дефицита в системе:

$$I_F(\mathbf{x}_i) := \begin{cases} 1 & \text{for } \sum_{d=1}^D V_d(\mathbf{x}_i) > 0; \\ 0 & \text{for } \sum_{d=1}^D V_d(\mathbf{x}_i) = 0; \end{cases}$$

V_d – величина ограничения нагрузки в узле d .

При этом коэффициент вариации LOLP определяется согласно выражению:

$$CV_k[LOLP] = \sqrt{\frac{(1-LOLP)}{N \cdot LOLP}}.$$

По результатам исследований делаются следующие выводы:

- Сходимость ММК мало зависит от размерности задачи (количества случайных величин). По этой причине ММК может быть рекомендован в качестве эталонного для широкого круга задач, в том числе для оценки ПБН ЭЭС.
- Сходимость ММК уменьшается с увеличением квадратного корня из размера выборки N . В частности, для уменьшения коэффициента вариации в оценке LOLP в 10 раз требуется увеличение числа испытаний ММК в 100 раз. Для реальных ЭЭС (малое значение LOLP) необходимый размер выборки N должен быть достаточно большим $N \cong 10^5$ испытаний при $CV = 0.1$ и $LOLP = 0.001$.

Во второй главе обсуждаются приближенные и точные аналитические методы как альтернатива ММК. Приближенные аналитические методы предполагают оперирование с эквивалентными функциями распределения вероятностей исходных случайных величин (например, инъекций мощности в узлы) в концентрированных ЭЭС (зоны надежности) рассматриваются только случайные величины совокупной генерации в ЭЭС (G^{av}) и совокупного спроса (L), без учета ограничения по пропускной способности межсистемных связей. Дефицит мощности в системе ($PNS = L - G^{av}$) наблюдается когда: $L > G^{av}$, и равен нулю если: $L \leq G^{av}$.

Обычно суммарная нагрузка концентрированной ЭЭС, состоящая достаточно большого числа потребителей электроэнергии, согласно предельной теореме Ляпунова, описывается непрерывным нормальным распределением (НР) $L \sim \mathcal{N}(\mu_L, \sigma_L^2)$, с известными значениями математического ожидания μ_L и дисперсии σ_L^2 .

Располагаемая мощность группы однотипных генераторов описывается биномиальным распределением $G^{av} \sim \mathcal{B}(n_g, q)$, где n_g – количество энергоблоков в группе, а q вероятность отказа генератора. Распределение располагаемой мощности нескольких групп генераторов является результатом «свертки» биномиальных распределений. Реально в ЭЭС установлено много разнотипных генераторов. Здесь возможна замена вероятностного ряда эквивалентным непрерывным распределением. Для описания вероятностных

свойств системы предлагается использовать комбинирование метода кумулянтов с разложением Грама-Шарлье или фон Мизеса. Основная цель использования метода кумулянтов - избежать сложную свертку функций распределения (ФР) входных переменных и заменить ее простой арифметической операцией сложения кумулянтов (семиинвариантов). При этом, в случае свертки групп однотипных генераторов особенно полезно аддитивное свойство кумулянтов. Объединение систем «генерация-нагрузка» реализуется суммированием их коммулянт. Используя приближенный ряд Грама-Шарлье, путем аппроксимации в общем случае произвольной расчетной функции НР, формируется ФР дефицита мощности.

В методе комбинированного использования кумулянтов и функции фон Мизеса непрерывные и дискретные распределения входных переменных рассматриваются отдельно. Сначала вычисляются кумулянты для дискретного распределения агрегированной располагаемой генерирующей мощности которые, затем преобразуются в моменты, после чего применяется разложение фон Мизеса для вычисления вероятностных импульсов. Эквивалентная ФР располагаемой генерирующей мощности рассматривается как взвешенная сумма вероятностных импульсов. Функция фон Мизеса позволяет определить дискретное распределение, характеризуемое ν импульсами из его первых $(2\nu - 1)$ моментов. На основе функции фон Мизеса для дискретного распределения мощности генерации и непрерывного НР мощности нагрузки $f_L(x)$, функция распределения недоотпуска электроэнергии может быть сформирована в виде линейной комбинации: $f_{PNS}(x) = \sum_{i=1}^{\nu} w_i f_L(x - x_i)$.

С целью сравнения предложенных методов проведен численный эксперимент. В качестве примера рассмотрена концентрированная ЭЭС с нагрузкой, описываемой НР с математическим ожиданием $\mu_L = 1000$ МВт, стандартным отклонением $\sigma_L = 100$ МВт и тремя группами генераторов (количество, номинальная мощность (МВт) и вероятность отказа энергоблока): $\{5; 200; 0,08\}$; $\{4; 100; 0,05\}$; $\{6; 50; 0,05\}$. Результаты расчетов представлены в таблице. 1. Показатели надежности, рассматриваемые в сопоставлении по точности расчетов: LOLP, EPNS и SPNS. Ошибки $\{LOLP\ err, EPNS\ err, SPNS\ err\}$ рассматриваемых методов соотносятся с показателями, полученными методом свертки. Метод фон Мизеса основан на представлении генерирующей системы виде набора отдельных генераторов с распределением Бернулли. Расчетные значения соответствуют 11 импульсам. Уменьшение количества импульсов до пяти приводит к увеличению ошибки в среднем до 2-3%.

Основные выводы по результатам расчета:

- Наиболее точным методом оценки вероятностных параметров ограничения нагрузки является метод свертки при раздельном учете генерации и нагрузки.
- Чтобы обеспечить достаточно точное решение для ММК требуется значительная выборка состояний (около 10^6).
- Метод комбинирования кумулянт и ряда Грама-Шарлье обеспечивает приемлемую для практических расчетов точность ПБН.

- Метод комбинирования кумулянт и функции фон Мизеса значительно превосходит другие методы по точности.
- Определение ФР ограничения нагрузки с помощью ряда Грама-Шарлье дает относительно большую погрешность вычислений, особенно в случае малой вероятности ограничения нагрузки.
- При большой разнотипности групп генераторов для практического использования рекомендуется метод фон Мизеса как достаточно точный и более простой с математической точки зрения.

Таблица 1. Сравнение математических методов по точности ПБН .

Метод	LOLP	LOLP err	EPNS	EPNS err	SPNS	SPNS err
Свертка	0.0020	0.0%	0.143	0.0%	4.388	0.0%
ММК -10 ⁶	0.0020	-1.5%	0.140	-2.1%	4.315	-1.7%
ММК -10 ⁴	0.0032	60.5%	0.226	58.6%	5.702	30.0%
БР+ГШ	0.0022	11.6%	0.135	-5.6%	3.616	-17.6%
БР+фон Мизеса	0.0020	0.1%	0.142	-0.3%	4.388	0.0%

Для анализа надежности сложносамкнутых ЭЭС, предлагается использовать метод точечных оценок (МТО) с аппроксимацией ФР через разложение в ряд Грама-Шарлье. Поузловая располагаемая мощность $G_1^{av}, \dots, G_D^{av}$ и нагрузки L_1, \dots, L_D рассматриваются как независимые случайные величины, а объединение их состояний формирует векторы входных переменных $\{r_i, i = 1, \dots, N\}$, $r_i = \{x_{ij}, j = 1, \dots, n\}$, где N число статистических реализаций, n – число входных случайных величин ($G_d^{av}, L_d \forall d \in D$), D – множество узлов ЭЭС. Поскольку для реальной концентрированной ЭЭС количество генераторов достаточно велико, узловая располагаемая генерация описывается НР.

Суть МТО состоит в том, что на основании первых моментов входных переменных выполняется эквивалентирование их маргинальных вероятностных распределений ($G_d^{av}, L_d \forall d \in D$) вероятностными рядами из нескольких представительных точек $\{x_j; w_j, j = 1, \dots, n_p\}$ с соответствующими весами $\{w_j\}$. При этом необходимо выполнение условий:

$$\sum_{j=1}^n \sum_{j=1}^{n_p} w_{x_{j,j}} = 1; \quad \sum_{j=1}^{n_p} x_{j,j} w_{j,j} = \mu_j, \quad (1)$$

$$\sum_{j=1}^{n_p} (x_{j,j} - \mu_j)^k w_{x_{j,j}} = \mu_j^{(k)}, \quad k = 2, \dots, n_M, \quad j = 1, \dots, n.$$

где μ_j и $\mu_j^{(k)}$ первый начальный и k -й центральный моменты случайной величины x_j ; n_M – определяющее МТО необходимое количество моментов. Для удобства математического представления центральных моментов в (1) реализована замена переменных. Координата $x_{j,j}$ переменной (x_j) определяется относительным отклонением $\xi_{j,j}$ точки от математического ожидания μ_j : $x_{j,j} = \mu_j + \xi_{j,j} \sigma_j$. Разделив на σ_j и подставив $\xi_{j,j} = (x_{j,j} - \mu_j)/\sigma_j$ и $\lambda_j^{(k)} = \mu_j^{(k)}/\sigma_j^k$

что является стандартной формой представления k -го центрального момента переменной x_j , уравнение (1) может быть записано как:

$$\sum_{j=1}^n \sum_{j=1}^{n_p} w_{j,j} = 1; \sum_{j=1}^{n_p} w_{j,j} \xi_{j,j}^k = \lambda_j^{(k)} \quad (2)$$

Существуют разные схемы МТО в зависимости от количества вероятностных импульсов n_p и того, как представлены входные векторы $\{r_i\}$. В МТО Розенблюта входные векторы в случае стандартных нормально (или симметрично) распределенных переменных формируются следующим образом: $r_i = (\mu_{x_j} \mp \sigma_{x_j}; j = 1, \dots, n)$, $i = 1, \dots, N$; $w_i = 1/N$, где $N = (n_p = 2)^n$.

Существует реализация МТО по схемам Хонга: $(n_p \times n)$ и $(n_p \times n) + 1$. В МТО Хонга $(n_p \times n)$, входные векторы и их веса определяются формулами:

$$r_i = \{\mu_{x_1}, \dots, \mu_{x_j} + \xi_{x_{j,j}} \sigma_{x_j}, \dots, \mu_{x_n}; w_{r_i} = w_{x_{j,j}}, j = 1, \dots, n, j = 1, \dots, n_p\}, \forall i \in N.$$

Для схемы МТО Хонга вида $(n_p \times n) + 1$, требуется еще один момент по сравнению со случаем $(n_p \times n)$. Здесь добавляется входной вектор, состоящий из средних входных случайных величин, имеющий вес: $w_0 = 1 - n \sum_{j=1}^{n_p} w_{x_{j,j}}$. Схема МТО требует априорного знания первых трех моментов всех входных величин. Данный подход вызывает значительную погрешность, особенно по мере того, как увеличивается количество случайных величин и их дисперсия, вместо него предлагаются другие схемы МТО с большим количеством точек для большей точности.

В схема Хонга вида $(2 \times n + 1)$, изменяется только один узловый параметр – либо нагрузка, либо генерация (критерий N-1), но дефицит мощности наблюдается, как правило, когда накладываются два негативных события, т.е. более одной узловой нагрузки и генерации отличаются от своего ожидаемого прогнозного значения. Для того чтобы учесть данный фактор в схеме $M(2 \times n + 1)$, предлагается ввести дополнительный блок анализируемых векторов: $\{\mu_{G_d^{av}} - \xi_{G_{d,1}^{av}} \sigma_{G_d^{av}}, \mu_{L_d} + \xi_{L_{d,2}} \sigma_{L_d}; \forall d \in D\}$.

Вес векторной составляющей этого блока определяется по аналогии со схемой Розенблюта, как вероятность совместной реализации двух независимых событий, $w_d = w_{G_{d,1}^{av}} w_{L_{d,2}}$.

После того, как входные векторы и их веса сформированы, выполняются вычисления оптимального распределения перетоков мощности для каждого вектора входных параметров и вычисляется технико-экономические отклики (например, МО недоотпуска электроэнергии), или выходные функции, соответствующие набору состояний системы. В частности, небаланс мощности системы имеет вид:

$$H(r_i) = \sum_{d \in D} (G_d(r_i) - L_d(r_i)) - LS_{\Sigma}(r_i) \quad \forall i \in N \quad (3)$$

где LS_{Σ} – суммарные потери мощности в системе. Моменты небаланса мощности системы вычисляются следующим образом: $m_k(H(r_i)) = \sum_{i=1}^N (H(r_i))^k w_{r_i}$.

Начальные моменты позволяют вычислить математическое ожидание (МО) и среднеквадратичное отклонение (СКО) ограничения нагрузки. Функции распределения вероятностей и плотности распределения ограничения нагрузки могут быть выражены через разложение в ряд Грама-Шарлье.

Общесистемный показатель LOLP определяется через индикаторную функцию:

$$LOLP = \sum_{i=1}^N I_F(r_i) w_{r_i}; I_F(r_i) := \begin{cases} 1 & \text{for } H(r_i) < 0; \\ 0 & \text{for } H(r_i) \geq 0. \end{cases}$$

Применимость и эффективность рассмотренных МТО сравниваются относительно таких показателей надежности как LOLP, математическое ожидание и СКО ограничения нагрузки для узлов, а также МО перетоков мощности и вероятности перегрузки линий электропередачи. Для тестовых расчетов была использована 5-узловая тестовая схема. Здесь $n = 10$.

Результаты расчетов показаны в таблице 2. ММК при числе испытаний 10^4 , использован в качестве эталонного метода. Индекс ошибки ϵ_i , который представляет собой средние ошибки индикаторов для набора узлов и линий электропередачи, определяется формулой:

$$\epsilon_i = \frac{1}{\eta} \sum_{g=1}^{\eta} |1 - \beta_{i,g} / \beta_{i,g}^{ММК}| \times 100 [\%],$$

где η , в зависимости от индикатора i , либо число узлов либо число линий; $\beta_{i,g}^{ММК}$, $\beta_{i,g}$ – значения анализируемого индикатора в узле i , относящиеся к узлу или линии электропередачи g и рассчитанные с использованием ММК и МТО соответственно. Полученные показатели можно разделить на две группы: (LOLP, математическое ожидание и СКО ограничения нагрузки для узлов, вероятность перегрузки линий передачи) и (узловой экспорт мощности и загрузка линий передачи).

Таблица 2. Сравнительный анализ методов МТО.

Параметр	ММК	Розен-т	Схемы Хонга			
		2 ⁿ	2×n	2×n+1	4×n+1	M(2×n+1)
Длительность расчета, сек	40	9	3.2	3.3	3.9	3.5
Отклонение узловых EPNS, %		86.8	108.6	68.3	66.2	34.8
Отклонение узловых SPNS, %		69.5	79.7	62.2	61	43.8
Отклонение узловых LOLP, %		21	47.5	22.5	22.5	28.2
Отклонение МО потока мощности по связи, %	261	0.28	0.13	2.7	2.76	1.18
Отклонение P _г перегрузки связи, %		41.9	74.1	50	36	13
Отклонение МО узлового экспорта	-2.98	1%	1%	3%	3%	4%

Подводя итог по результатам расчетов, следует отметить:

- Все методы МТО имеют существенно меньшее время вычислений по сравнению с методом ММК. Метод Розенбюда применим только при количестве переменных не более 12-14.
- Одним из ключевых преимуществ схемы Хонга $(n_p \times n) + 1$ является независимость их точек концентрации от числа переменных. Схема Хонга $(2 \times n)$ является наиболее эффективной с вычислительной точки зрения и достаточно точна при оценке показателей второй группы, но дает большую погрешность при оценке ПН первой группы. Схемы Хонга $(4 \times n + 1)$ и $M(2 \times n + 1)$ обеспечивают более высокую точность, чем схема $(2 \times n)$ при оценке показателей второй группы. Схема $(4 \times n + 1)$ сопоставима по вычислительной эффективности со схемой $M(2 \times n + 1)$, но в большинстве случаев ей следует отдавать предпочтение, поскольку она более глубоко (до 8-го момента) учитывает вероятностные свойства входных переменных.
- Модифицированный метод Хонга $M(2 \times n) + 1$, в целом более эффективен, чем остальные методы Хонга, за счет учета группы комбинированных событий, что необходимо для анализа реальных ЭЭС. Метод может быть рекомендован для практических расчетов в случае, когда моментами порядка более 5 можно пренебречь.

В третьей главе показано, что использование выборки по значимости (ВпЗ) является эффективным механизмом снижения дисперсии результирующих показателей в ММК. ВпЗ позволяет сэмплировать область значимых событий, в которой события, приводящие к ограничению нагрузки, имеют большие вероятности возникновения, чем в исходных распределениях. Однако сэмплирование на основе теоретически идеальной плотности выборки по значимости» (ПВпЗ), позволяющее достичь нулевую дисперсию при идентификации редких событий, является не простой задачей. Здесь требуется а priori знать области потенциальных отказов. Для аппроксимации оптимальной ПВпЗ применён кросс-энтропийный метод (КЭМ).

В работе КЭМ рассмотрен с двумя модификациями: с дискретной (классический КЭМ) и адаптивной (модифицированный КЭМ (МКЭМ)) индикаторной функцией. Процесс расчёта по схеме классического КЭМ состоит из двух этапов. На первом этапе идентифицируются ПВпЗ узловых нагрузок и генераций. На втором этапе, полученные ПВпЗ используются для сэмплирования состояний узловых генераций и нагрузок и рассчитываются ПБН ЭЭС.

На первом этапе проверяется возникновение событий ограничения нагрузки для каждого сэмплизованного набора случайных входных переменных $\{x_i, i = 1, \dots, N\}$, где $x_i = \{G_1^{av}, \dots, G_D^{av}, L_1, \dots, L_D\}$, а N - это количество испытаний(сэмплов). Область отказов F определяется функцией предельного состояния $H(x_i)$: $F = \{x_i: H(x_i) < 0, i = 1, \dots, N\}$. Критериальная функция $H(x_i)$ задаёт смещение баланса мощностей в состоянии x_i . КЭМ используется для нахождения квази-оптимальной ПВпЗ при неизвестной

оптимальной Гауссовской ПВпЗ $N(x; u)$, которая описывается вектором математических ожиданий μ и диагональной матрицей ковариации Σ , то есть вектор параметров $u = [\mu; \Sigma]$. Следовательно, в КЭМ плотность представлена функцией $N(x; u^{IS})$ при $u^{IS} = [\mu^{IS}; \Sigma^{IS}]$. Параметр (u^{IS}) определяется путём минимизации перекрёстной энтропии или дивергенции между $q^*(x)$ и $N(x; u^{IS})$ следующим образом:

$$\operatorname{argmin}_{u^{IS}} \mathbb{D}(q^*(x), \mathcal{N}(x; u^{IS})) = \operatorname{argmax}_{u^{IS}} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_F(x_i) W(x_i; u^{IS}) \ln(\mathcal{N}(x_i; u^{IS})) \right] \quad (4)$$

где $W(x; u^{IS}) := \frac{N(x; u)}{N(x; u^{IS})}$ – отношение правдоподобия или весовая функция значимости. Согласно КЭМ выполняется итерационное решение рассматриваемой задачи оптимизации путем коррекции промежуточных плотностей распределения $\{N(x; u_k^{IS}), k = 1, \dots, K\}$, что, после определенного числа итераций, позволяет получить идеальную ПВпЗ, отображающую область значимых отказов, как это показано на Рисунок 1.

Промежуточная область отказов F_k и индикаторная функция отказов определяются с помощью порогового значения ζ_k (5).

$$F_k = \{x: H(x) < \zeta_k\}, \zeta_k \geq 0; I_{F_k}(x) = \begin{cases} 1, & H(x) < \zeta_k \\ 0, & H(x) \geq \zeta_k \end{cases} \quad (5)$$

Последняя величина ζ_k рассчитывается, как θ -квантиль упорядоченных по возрастанию значений функции предельных состояний $H(x_i)$, в свою очередь рассчитанных по выборкам реализаций аппроксимирующей плотности $N(x; u_{k-1}^{IS})$, полученной на предыдущем шаге расчета. Начиная с исходного вектора параметров u_0^{IS} , каждый последующий вектор u_k^{IS} определяется в ходе решения задачи оптимизации (6) исходя из выборок, сгенерированных на базе $N(x; u_{k-1}^{IS})$.

$$u_k^{IS} = \operatorname{argmax}_{u_k^{IS}} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W(x_i; u_{k-1}^{IS}) \ln(\mathcal{N}(x_i; u_k^{IS})) \right], \quad (6)$$

где $W(x_i; u_{k-1}^{IS}) := N(x_i; u) / N(x_i; u_{k-1}^{IS})$. Для того, чтобы получить вектор u_k^{IS} , выполняется решение оптимизационной задачи, где приравнивается нулю градиент функции $W(x_i; u_{k-1}^{IS})$ по переменным μ_k^{IS} и Σ_k^{IS} . При этом оптимальные параметры на шаге k могут быть получены согласно формулам:

$$\begin{aligned} \mu_k^{IS} &= \frac{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W(x_i; u_{k-1}^{IS}) x_i}{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W(x_i; u_{k-1}^{IS})}; \\ \Sigma_k^{IS} &= \frac{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W(x_i; u_{k-1}^{IS}) (x_i - \mu_k^{IS})(x_i - \mu_k^{IS})^T}{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W(x_i; u_{k-1}^{IS})}. \end{aligned} \quad (7)$$

Данный расчет повторяется до тех пор, пока пороговое значение ζ_k не станет отрицательным, т. е., когда выполняется условие, что не менее чем $(\theta \cdot N)$ реализаций функции попадают в область значимых отказов, $\theta \in [0.01, 0.1]$.

При этом оптимальная плотность с высокой точностью аппроксимируется функцией $\mathcal{N}(x; u_{K-1}^{IS})$, где K – суммарное число промежуточных итераций.

Модифицированный кросс-энтропийный метод. В предлагаемом МКЭМ индикаторная функция промежуточных событий отказа $I_{F_k}(x)$ определяется гладкой функцией: $I_{F_k}(x; \delta_k) = \lim_{\delta_k \rightarrow 0} \Phi\left(-\frac{H(x)}{\delta_k}\right)$, где δ_k – параметр управления шириной полосы адаптации, а $\Phi()$ – функция стандартного НР. В пределе $\delta_k = 0$ функция сглаживания $I_{F_k}(x; \delta_k)$ преобразуется в общепринятую дискретную индикаторную функцию. Последовательность $\delta_0 > \delta_1 > \dots > \delta_K > 0$ определяет убывающую серию полос пропускания (Рисунок 2). Это обеспечивает плавный переход к оптимальной ПР значимой выборки.

Параметр δ_k определяется исходя из последовательного уменьшения дисперсии весов значимости, путем минимизации коэффициента вариации (КВ) весов $\left\{W(x_i; u_{k-1}^{IS})\Phi\left(-\frac{H(x_i)}{\delta_k}\right), i = 1, \dots, N\right\}$ согласно (8):

$$\delta_k = \operatorname{argmin}_{\delta_k \in (0, \delta_{k-1})} |\mathbb{C}V_w - \mathbb{C}V_{target}|. \quad (8)$$

где $\mathbb{C}V_{target}$ – заданное значение предельного КВ.

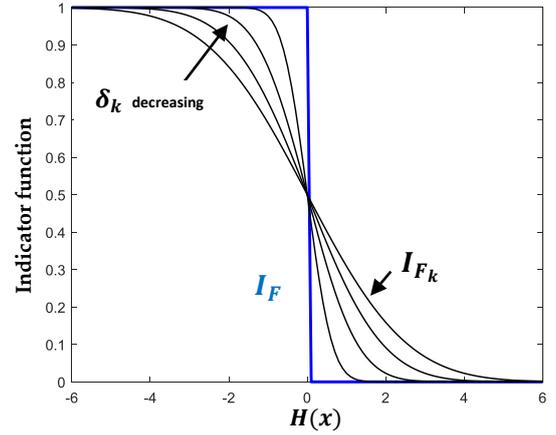
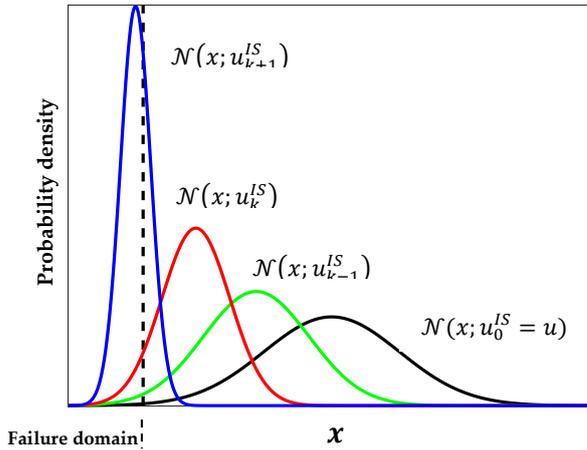


Рисунок 1. Последовательность ПР в КЭМ. Рисунок 2. Аппроксимация индикаторной функции

Как представлено в алгоритме 1 (см. ниже), начиная с $\delta_0 = \infty$ и $u_0^{IS} = u$, итерационная процедура повторяется до тех пор, пока $\mathbb{C}V_w > \mathbb{C}V_{target}$. Оптимальная ПР выборки достаточно хорошо аппроксимируется плотностью $\mathcal{N}(x; u_{K-1}^{IS})$, где K – номер последней итерации. При этом,

$$\left\{ W(x_i; \delta_k) = \frac{q^*(x_i)}{q_k^*(x_i)} = \frac{I_F(H(x_i))}{\Phi\left(-\frac{H(x_i)}{\delta_k}\right)}, i = 1, \dots, N \right\}. \quad (9)$$

Использование в качестве критерия окончания итерационного процесса $\mathbb{C}V$ весов вместо параметрической плотности $\mathcal{N}(x; u_{k-1}^{IS})$ улучшает надежность сходимости метода.

Выборки на базе плотности распределения $\mathcal{N}(x; u_{K-1}^{IS})$ используются на втором этапе, для вычисления ПБН системы (LOLP – EPNS):

$$LOLP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_F(x_i) W(x_i; u_{k-1}^{IS}); \quad EPNS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{d=1}^D PNS_d(x_i) \right) W(x_i; u_{k-1}^{IS}). \quad (10)$$

Предлагаемый метод апробирован на пяти-узловой тестовой схеме. При сравнении рассматривались ММК и модифицированные методы моделирования редких событий: КЭМ (CE-IS); МКЭМ (ECE-IS) с параметрами: $CV_{target} = 1.5$, и числом сэмплов на итерацию = 2000), а также метод вложенных подпространств (SS). Результаты сравнения показывают, что предлагаемый метод ECE-IS имеет наибольшую вероятность идентификации области редких событий (ограничение электропотребления), $H(x) < 0$, которая составляет 80% по сравнению с 23, 55 и 20% для MCS, CE-IS и SS, соответственно. Все обсуждаемые методы значительно сокращают вычислительную нагрузку. При этом наиболее эффективным с вычислительной точки зрения является КЭМ. Несмотря на то, что МКЭМ по длительности расчетов менее эффективен по сравнению с другими методами, он обеспечивает значительно более точные результаты.

Алгоритм 1. Применение МКЭМ для оценки ПБН ЭЭС

- | | |
|---|--|
| <ol style="list-style-type: none"> 1. Начальные присвоения: $\mathbf{k} = \mathbf{0}$, $\delta_k = \infty$ и $\mathbf{u}_k^{IS} = \mathbf{u}$. 2. $k = k + 1$. Генерация N сэмплов согласно $\{\mathcal{N}(x_i; u_{k-1}^{IS}), i = 1, \dots, N\}$. 3. Расчет критериальных функций $\{H(x_i), i = 1, \dots, N\}$ и весов $\{W(x_i; \delta_{k-1}), i = 1, \dots, N\}$ согласно (9). 4. При $CV < CV_{target}$ перейти к п.8. 5. Оптимизация (8) при определении δ_k. 6. Оценка u_k^{IS} оптимизацией (6). 7. Переход к п.2 8. Генерация N сэмплов согласно $\{\mathcal{N}(x_i; u_{k-1}^{IS}), i = 1, \dots, N\}$. 9. Для каждого элемента выборки выполнить оптимальное распределение мощности в ЭЭС с целью определения ограничений мощности в узлах ЭЭС 10. Оценить отношение правдоподобия $W(x_i; u_{k-1}^{IS})$. 11. Расчет ПБН, в том числе LOLP and EPNS согласно (10). 12. Повторить расчеты, начиная с п.9 при отсутствии сходимости процедуры. | <div style="display: flex; align-items: center;"> <div style="font-size: 3em; margin-right: 5px;">}</div> <div style="writing-mode: vertical-rl; transform: rotate(180deg);">First stage</div> </div> <div style="display: flex; align-items: center; margin-top: 10px;"> <div style="font-size: 3em; margin-right: 5px;">}</div> <div style="writing-mode: vertical-rl; transform: rotate(180deg);">Second Stage</div> </div> |
|---|--|

Сходимость различных методов при расчете LOLP и EPNS показаны на Рисунок 3 – Рисунок 6. Для достижения сходимости 5% ММК необходимое количество выборок составляет 38 945. Методы CE-IS и SS являются более быстродействующими, однако при расчете LOLP характеризуются большой вариацией результатов. МКЭМ (ECE-IS) показал лучшие результаты, достигнув значения LOLP = 0,0099 при KB=4,7% и EPNS= 8,95 МВт при KB=2,4%. При расчете ММК: LOLP = 0,0102 при KB=5% и EPNS= 8,8 МВт при KB=2,5% соответственно. Отсюда МКЭМ обеспечивает не меньшую точность расчета ПБН ЭЭС, что и ММК. В то же время для идентификации области дефицита мощности МКЭМ требует 14 000 выборок по сравнению с 38 945 у ММК. Следовательно, МКЭМ может достичь точных результатов с меньшим количеством выборок и меньшим временем вычислений.

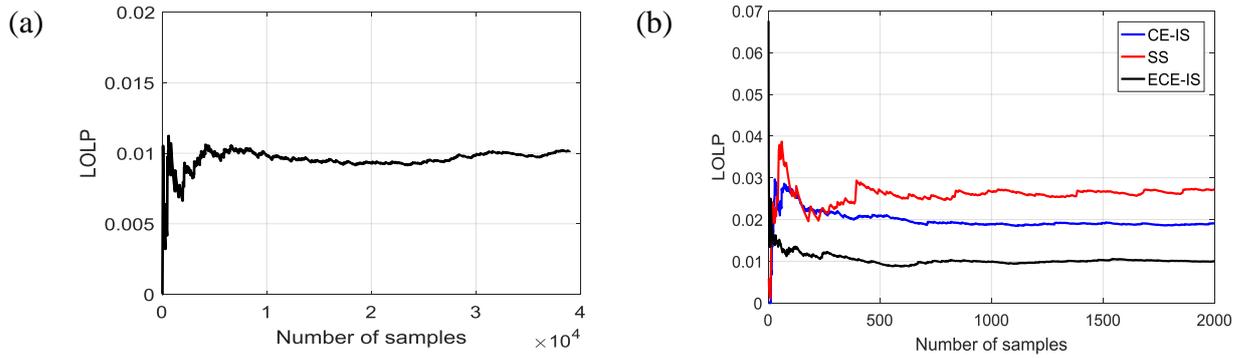


Рисунок 3. (a) Вероятность дефицита мощности в ЭЭС при использовании ММК; (b) Вероятность дефицита мощности при использовании методов: CE-IS, SS, and ECE-IS.

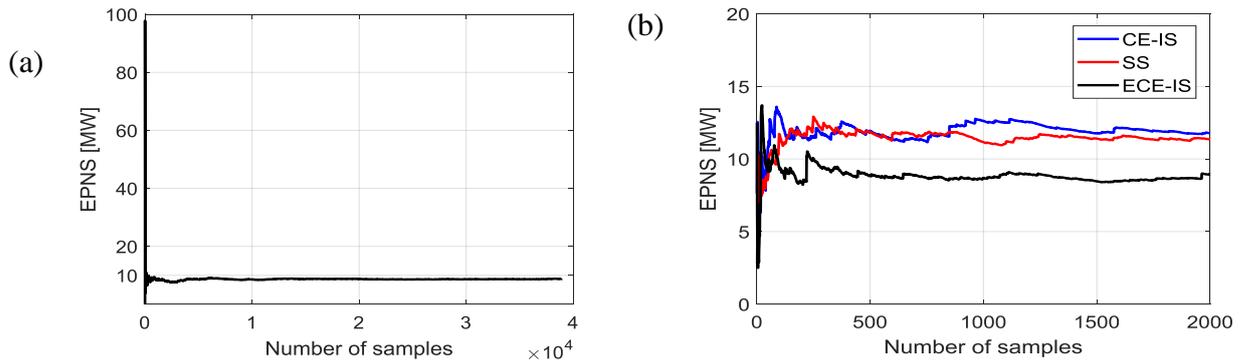


Рисунок 4. (a) МО дефицита мощности в ЭЭС при использовании ММК; (b) МО дефицита мощности при использовании методов: CE-IS, SS, and ECE-IS.

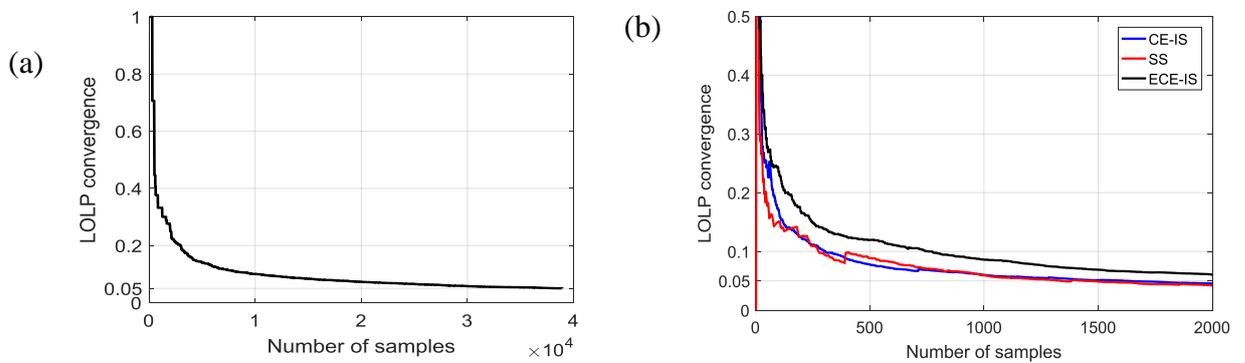


Рисунок 5. (a) Сходимость вероятности дефицита мощности в ЭЭС при использовании ММК; (b) Сходимость вероятности дефицита мощности при использовании: CE-IS, SS, and ECE-IS.

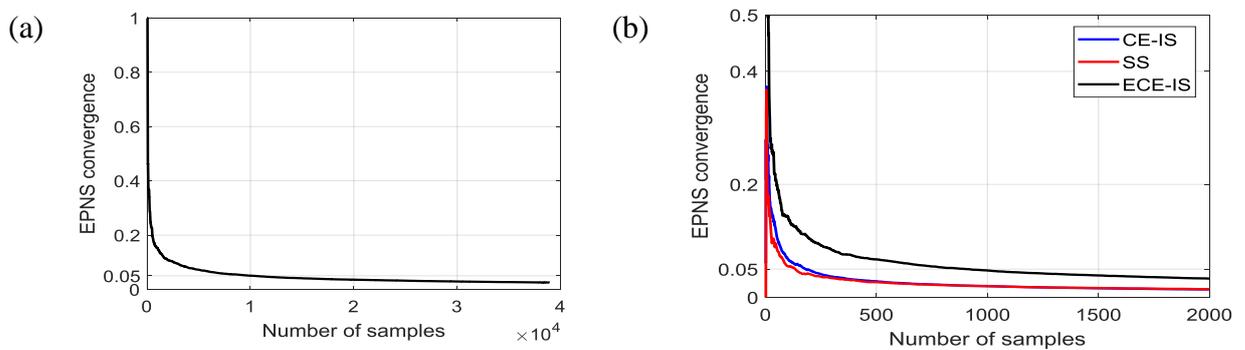


Рисунок 6. (a) Сходимость МО дефицита мощности в ЭЭС при использовании ММК; (b) Сходимость МО дефицита мощности при использовании: CE-IS, SS, and ECE-IS.

Для сравнения надежности сходимости рассмотренных методов идентификации событий, связанных с дефицитом мощности в узлах, в Таблица 3 показаны значения LOLP при вариации количества выборок на итерацию. Как и следовало ожидать, длительность расчетов увеличивается с увеличением числа сэмплов на итерацию, а менее эффективным по скорости является МКЭМ. Приняв значение LOLP (0,0102), полученное стандартным ММК, в качестве эталонного, вычисляется относительное значение LOLP (столбец 5). Расчеты показывают, что улучшение качества решений достигается за счет увеличения количества сэмплов. Существует значительная потеря точности при использовании небольшого количества сэмплов для методов CE-IS и SS. Однако даже при 250 сэмплов на итерацию МКЭМ обеспечивает точность расчета LOLP выше, нежели другие методы при большем числе (2000) сэмплов. В результате все методы требуют индивидуальной настройки (число сэмплов на итерацию); по интегральному критерию «скорость + качество» МКЭМ значительно превосходит все остальные рассмотренные методы.

Таблица 3. Сравнение методов в зависимости от числа сэмплов на итерацию

Number of Samples per Iteration	Methods	Number of Iterations	System LOLP	Relative Bias of System LOLP	System LOLP Convergence	Time [sec]
250	CE-IS	3	0.0329	2.2	0.35	19
	SS	3	0.0613	5	0.52	21
	ECE-IS	8	0.012	0.17	0.21	43
1000	CE-IS	3	0.0219	1.14	0.055	96
	SS	3	0.041	3	0.064	85
	ECE-IS	8	0.0114	0.12	0.085	140
2000	CE-IS	3	0.0191	0.87	0.049	154
	SS	3	0.0272	1.67	0.048	167
	ECE-IS	7	0.0099	0.03	0.058	304

Для проверки эффективности МКЭМ выполнены расчеты тестовой схемы IEEE-RTS 79. В систему входят 24 узла и 32 генератора общей установленной мощностью 3405 МВт. Годовая пиковая нагрузка системы составляет 2850 МВт. В Таблица 4 показаны результаты расчета LOLP и EPNS, количества сэмплов и длительности расчетов, полученных методами ММК (MCS) и МКЭМ (ECE-IS). Нетрудно видеть, что эффективность МКЭМ не снижается при увеличении размерности системы.

Таблица 4. Расчетные показатели для тестовой схемы IEEE-RTS 79.

Methods	Number of Samples	System LOLP	System EPNS [MW]	Time [sec]
ММК	382000	0.00119	0.154	6220
ECE-IS	87000	0.00121	0.16	810

В четвертой главе, предложено решение двух основных задач, возникающих при учете ВИЭ, а именно: как согласовать моделирование генерирующей мощности ВИЭ и мощности электроприемников, и возможно ли оценить надежность ЭЭС со значительной долей ветровых и солнечных электростанций описанным в главе 3 методом МКЭМ.

Для учета ВИЭ при расчете ПБН сложной системы, в первую очередь, необходимо адаптировать стохастическую модель таким образом, чтобы она позволила точно отобразить все статистические характеристики энергоносителей (скорости ветра, солнечного излучения, температуры) и согласовать их с реальными наблюдениями узловых/районных нагрузок.

С целью анализа процесса моделирования ВИЭ при расчете ПБН ЭЭС рассмотрены реальные наблюдения электропотребления и метеорологических данных (скорость ветра, солнечное излучение, температура) для расположенного в Египте города Эль-Гуна за 2019 год с шагом времени 1 час. На Рисунке 7 представлены частотные гистограммы для почасовых величин нагрузки и скорости ветра, а также огибающие их расчетные плотности вероятности, полученные помощью распределений: параметрического (нормальное Гауссовское), полупараметрического (Гауссовская смесь), непараметрического (Кернель-оценка ПР). Значения нагрузки приведены в относительных (по отношению к пиковому потреблению) единицах. Можно видеть, что нормальное и Вейбулла распределения, несмотря на свой статус наиболее часто используемых для описания электропотребления и скорости ветра, фактически не позволяют достоверно моделировать эти величины. Решением может быть выбор полупараметрического или непараметрического распределений, поскольку мультимодальные функции лучше аппроксимируют реальные данные.

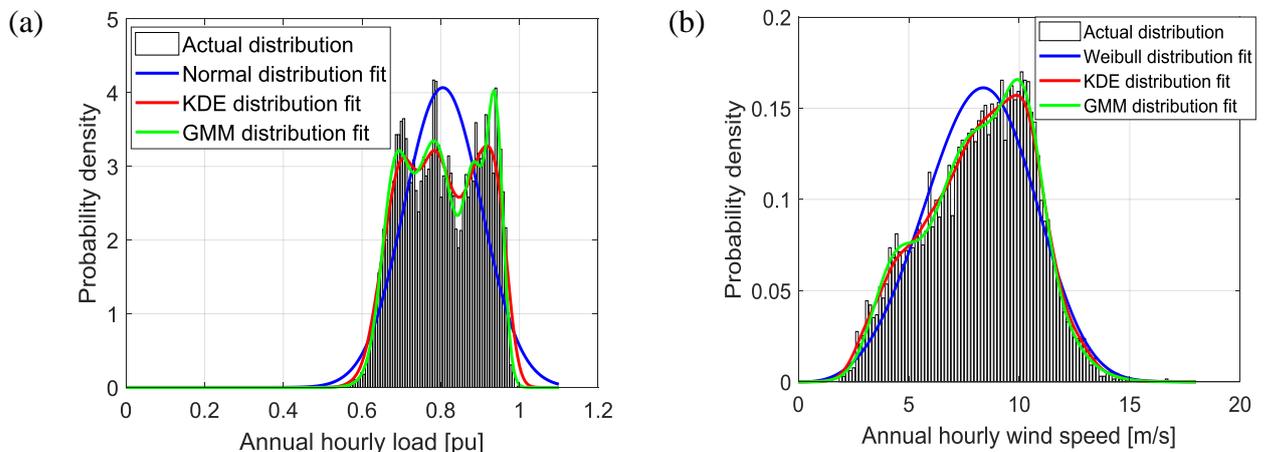


Рисунок 7. Построение различными методами распределений, огибающих гистограммы ретроспективных данных энергопотребления и скорости ветра

В работе показан механизм моделирования плотности совместного распределения, обобщающего, с одной стороны, безусловные распределения отдельных переменных, а с другой – их взаимосвязь. Получение совместной функции ПР для множества унимодальных распределений оказывается затруднительным, поскольку в каждом случае существует бесконечное множество возможных сочетаний совместных распределений. Для решения данной задачи искомую многомерную функцию ПР для $x = \{x_{i,j}, \forall i \in N; j \in n\}$, где n – число коррелированных переменных, а N – число наблюдений, предлагается заменить плотностью многомерного распределения Гауссовской смеси (МРГС): $\mathcal{M}(x) =$

$\sum_{c \in C} \pi_c \mathcal{N}(x_c; \mu_c, \Sigma_c)$, где $\mathcal{N}(x_c; \mu_c, \Sigma_c)$ – многомерное зависимое НР для вектора переменных $x_c = \{x_{i,j}^c\}$, в который входят наблюдения.

Альтернативным подходом к моделированию стохастических переменных в данном случае является метод, комбинирующий использование унимодальных ПР и матрицы корреляции. Он основан на перераспределении вычислительных затрат на две отдельные задачи: первая – моделирование унимодальных распределений, вторая – определение двухпараметрической зависимости или матрицы корреляции между рассматриваемыми случайными величинами. Согласно этому подходу после формирования матрицы корреляции в пространстве нормально распределенных величин, в этом же пространстве генерируются коррелированные выборки, которые затем обратным преобразованием Натафа трансформируются в исходное вероятностное пространство. Выполненные эксперименты показывают, что вероятностные распределения, полученные с помощью МРГС, в наибольшей степени соответствуют ретроспективным данным что делает МРГС наиболее предпочтительным для отображения поведения совместной ПР.

Для расчета ПН ЭЭС с ВИЭ следует методом МКЭМ получить выборку по значимости и определить для нее параметры МРГС. При этом учитываются вероятностные модели состояний ветропарков, солнечных электростанций и линий электропередач. Моделирование состояния каждого из генераторов, входящих в состав упомянутых ветропарков, распределением Бернулли привело бы к увеличению размерности пространства решений и усложнило бы тем самым расчет. Поэтому, учитывая, что выходная мощность ВЭС есть сумма мощностей отдельных генерирующих установок, суммарное число работающих генераторов описывается биномиальным распределением (S_w^{av}).

Если число ветрогенераторов велико, то согласно теореме Муавра-Лапласа, вероятностное распределение ветропарка в целом может быть аппроксимировано усеченным НР. Таким образом, используя параметр состояния ветропарка S_w^{av} , его располагаемая мощность может быть рассчитана по формуле $G_w^{av} = S_w^{av} * (P_w(v_w))$. Аналогичным образом, производится обобщение бинарных состояний солнечных панелей параметром состояния солнечной станции (S_{PV}^{av}). Учитывая, что, как и в случае ветропарков, допустимо при оценке состояния солнечной электростанции использовать усеченное НР, её располагаемая мощность может быть рассчитана по формуле $G_{PV}^{av} = S_{PV}^{av} * (P_{PV}(S_{PV}, T_{PV}))$.

Для решения задачи первого этапа (выбор оптимальных параметров ПР выборки) выявляется наличие и величина ограничений нагрузки для каждого генерируемого состояния системы, определяемого набором случайных входных параметров $\{x_i, i = 1, \dots, N\}$, где $x_i = \{G_d^{av}, S_l, L, v_w, s_{PV}, T_{PV}, S_{w,d}^{av}, S_{PV,d}^{av}\}$, $\forall d \in D, l \in NT$; L – электропотребление энергосистемы; S_l – состояние линии l ; NT – множество ЛЭП; v_w – скорость ветра; s_{PV} – солнечное излучение; T_{PV} – температура; $S_{w,d}^{av}$ и $S_{PV,d}^{av}$ – соответственно состояния ВЭС и ФЭС в узле d . Баланс мощности в узле определяется выражением:

$$P_d + G_d + G_{w,d} + G_{PV,d} + PNS_d - L_d = 0, \forall d \in D,$$

где $0 \leq G_{w,d} \leq G_w^{av}$ и $0 \leq G_{PV,d} \leq G_{PV}^{av}$.

Случайные переменные $x_i = \{G_d^{av}, S_{w,d}^{av}, S_{PV,d}^{av}, \forall d \in D\}$ описываются нормальными распределениями. При этом с целью упрощения оценки оптимальных параметров ПР области отказов эти распределения выражаются в виде многомерного независимого НР $\mathcal{N}(x_{i,U}; u)$. Случайные переменные $x_{i,l} = S_{i,l}, \forall l \in NT$ задаются распределениями Бернулли $Br(x_{i,l}; q_l)$, где q_l – вероятность отказа элемента l . Вместе с тем зависимые переменные $x_{i,E} = \{L, v_w, S_{PV}, T_{PV}\}$ инициализируются МРГС $\mathcal{M}(x_{i,E}; e)$, $e = [\pi_c; \mu_c; \Sigma_c, \forall c \in C]$, для учета их взаимной корреляции. Подстановка функций распределения в уравнение (6) дает следующую форму задачи оптимизации:

$$\operatorname{argmax}_{u_k^{IS}, e_k^{IS}, q_k^{IS}} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W_k(x_i) \ln \left(\mathcal{N}(x_i; u_k^{IS}) \mathcal{M}(x_{i,E}; e_k^{IS}) \prod_{l=1}^{NT} Br(x_{i,l}; q_{l,k}^{IS}) \right) \right] \quad (11)$$

$$W_k(x_i) := \frac{\mathcal{N}(x_i; u)}{\mathcal{N}(x_i; u_{k-1}^{IS})} \frac{\mathcal{M}(x_{i,E}; e)}{\mathcal{M}(x_{i,E}; e_{k-1}^{IS})} \prod_{l=1}^{NT} \frac{Br(x_{i,l}; q_l)}{Br(x_{i,l}; q_{l,k-1}^{IS})}, x_i = \{x_{i,U}, x_{i,E}, \{x_{i,l}, \forall l \in NT\}\}.$$

Оптимальные параметры u^{IS} аналогичны показанным в (7) с той разницей, что x_i заменяется на $x_{i,U}$. Для получения значений $q_{l,k}^{IS}$ следует взять градиент целевой функции по $q_{l,k}^{IS}$ и приравнять его нулю. Отсюда оптимальное значение $q_{l,k}^{IS}$ на шаге k рассчитывается по выражению:

$$q_{l,k}^{IS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W_k(x_i) x_{i,l}}{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W_k(x_i)} \quad \forall l \in NT.$$

В случае МРГС задача рассматривается как совокупность многомерных зависимых НР по числу объединенных компонент. Задача решается при задании многомерного взвешенного НР, с весами $W_k(x_i)$. Для компоненты (c) , с ПР $\mathcal{N}(x_{i,E}; \mu_{c,k-1}^{IS}; \Sigma_{c,k-1}^{IS})$ вес выборки $x_{i,E}$ определяется параметром:

$$\gamma_{c,k}(x_{i,E}; e_{k-1}^{IS}) = \frac{\pi_{c,k-1} \mathcal{N}(x_{i,E}; \mu_{c,k-1}^{IS}; \Sigma_{c,k-1}^{IS})}{\sum_{c=1}^C \pi_{c,k-1} \mathcal{N}(x_{i,E}; \mu_{c,k-1}^{IS}; \Sigma_{c,k-1}^{IS})}. \quad (12)$$

Отсюда параметры ПР значимой выборки составляющей c , для которой $e_{c,k}^{IS} = [\pi_{c,k}^{IS}; \mu_{c,k}^{IS}; \Sigma_{c,k}^{IS}]$ могут быть рассчитаны по формулам (13).

$$\begin{aligned} \mu_{c,k}^{IS} &= \frac{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W_k(x_i) \gamma_{c,k}(x_{i,E}; e_{k-1}^{IS}) x_{i,E}}{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W_k(x_i) \gamma_{c,k}(x_{i,E}; e_{k-1}^{IS})}; \\ \pi_{c,k}^{IS} &= \frac{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W_k(x_i) \gamma_{c,k}(x_{i,E}; e_{k-1}^{IS})}{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W_k(x_i)}; \end{aligned} \quad (13)$$

$$\Sigma_{c,k}^{IS} = \frac{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W_k(x_i) \gamma_{c,k}(x_{i,E}; e_{k-1}^{IS}) (x_{i,E} - \mu_{c,k}^{IS})(x_{i,E} - \mu_{c,k}^{IS})^T}{\sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W_k(x_i) \gamma_{c,k}(x_{i,E}; e_{k-1}^{IS})}.$$

Согласно описанному подходу, первоначально $\delta_0 = \infty$, $u_0^{IS} = u$, $e_0^{IS} = e$ и $q_0^{IS} = q$. На следующей итерации параметр δ_k определяется минимизацией дисперсии весов $W(x_i) = I_{F_k}(x_i) W_k(x_i)$, что эквивалентно минимизации на каждом шаге k разницы коэффициентов вариации $\mathbb{CV} - \mathbb{CV}_{target}$, согласно (8).

Выход из итерационного процесса (итерация K) при $CV_{W_k} < CV_{target}$. При этом оптимальные ПР значимой выборки достаточно точно сглаживаются ПР $\mathcal{N}(x_{i;G}; u_{K-1}^{IS})$, $\mathcal{M}(x_{i;E}; e_{K-1}^{IS})$ и $Br(x_{i;l}; q_{l_{K-1}}^{IS}) \forall l \in NT$. Выборки, генерируемые с помощью этих функций, используются на втором этапе для расчета показателей надежности в соответствии с выражениями

$$\begin{aligned} LOLE &= T \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{F_k}(x_i) W_K(x_i), \\ EENS &= T \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{d=1}^D PNS_d(x_i) \right) W_K(x_i). \end{aligned} \quad (14)$$

где T – расчетный период в часах – в данном случае 1 год $T = 8760$.

Предложенный метод апробирован и исследован на пяти-узловой тестовой схеме. Вычислительные эксперименты проводились при трех сценариях, отличающихся составом возобновляемых источников.

В качестве источника генерации в узле 2 рассматривается:

1. ветряная электростанция (16x3 МВт);
2. фотоэлектрическая электростанция (48x1 МВт);
3. ВЭС (8x3 МВт) и ФЭС (24x1 МВт);

Для всех вычислений принято: вероятность отказа всех линий электропередач $q = 0.001$; солнечных панелей – $q = 0.09$; ветрогенератора – $q = 0.10$. Минимальная, предельная и номинальная скорости ветрогенератора соответственно; 3 м/с, 25 м/с и 10 м/с; Критерий остановки расчета – 5% сходимости показателей LOLE и EENS. Реальные данные масштабированы таким образом, чтобы соответствовать характеристикам тестовой системы. С этой целью величина почасовых величин электропотреблений умножена на отношение суммы нагрузок по узлам тестовой системы к совмещенному максимуму нагрузки ретроспективных данных. Такое решение позволило сохранить сложные взаимосвязи между метеорологическими данными и электропотреблением.

Точность предлагаемого МКЭМ подтверждается путем сравнения результирующих ПБН EENS и LOLE с аналогичными величинами, полученными ММК. Как можно убедиться по данным, приведенным в Таблица 5, итоговые величины соответствуют друг другу. При расчете ПБН систем с большой долей ВИЭ эффективность моделирования оказывается выше при использовании МКЭМ. В этом можно убедиться, сравнив количество расчетов необходимых обеспечения заданного уровня точности для МКЭМ и ММК: соотношение в среднем составляет соответственно 1:5 или 1:6. Таким образом, преимущество предлагаемого подхода заключается в возможности учета большего числа режимов с ограничением нагрузки и, как следствие, лучшей по сравнению с ММК сходимости. Следует обратить внимание на то, что для разных сценариев степень ускорения сходимости оказывается различной. В частности, если для

сценария №3 время расчета ММК оказывается в 3 раза больше, чем для МКЭМ, то для сценария №1 соотношение времен уже составляет 5:1.

Таблица 5. ПН для различных профилей возобновляемой генерации

	ММК				МКЭМ			
	LOLE [h/yr]	EENS [MWh/yr]	Number of samples	Time [s]	LOLE [h/yr]	EENS [MWh/yr]	Number of samples	Time [s]
Case I	81	4300	252134	5899	79	4221	49000	879
Case II	76	4700	213139	4575	83	4900	38705	776
Case III	70	10000	106032	1323	65	9200	20500	486

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

- При анализе балансовой надежности концентрированной ЭЭС приближенный аналитический метод (комбинирование метода кумулянт и функций фон Мизеса) характеризуется относительно небольшой длительностью расчетов при достаточно высокой точности, сопоставимой с точностью метода Монте-Карло.
- Предлагаемый модифицированный метод Хонга $M(2 \times n + 1)$ позволяет улучшить точность классических методов Хонга за счет дополнительной группы комбинированных событий (критерий N-2).
- Методы точечной оценки не рекомендуются для точных расчетов показателей балансовой надежности систем с высокой надежностью элементов, поскольку критерий N-2 становится недостаточным для выделения редких событий.
- Предлагаемый модифицированный кросс-энтропийный метод позволяет учесть корреляцию текущих мощностей устройств ВИЭ, улучшить эффективность выборки и характеристики сходимости метода Монте-Карло. При высокой точности решений он обладает достаточно высоким быстродействием. Вычислительная эффективность предлагаемого метода подтверждены результатами тестовых расчетов.
- Для учета специфики многомодальных вероятностных распределений случайных величин и сложной корреляции между случайными переменными предлагается использовать метод многомерного распределения Гауссовской смеси (МРГС).
- Представлена более точная (по сравнению с известными) вероятностная модель, позволяющая учесть неопределенность нагрузки, ветра и солнечной энергии при оценке показателей балансовой надежности электрических сетей с интегрированными крупномасштабными ветряными и фотоэлектрическими электростанциями.

Перспективы дальнейших исследований

- В рамках оценки ПБН ЭЭС рассматривается только баланс активной мощности. Однако следуя существующему Стандарту по расчету ПБН необходимо учитывать также и баланс реактивной мощности из-за его влияния на уровни напряжений, что особенно актуально при высоком уровне проникновения ВИЭ.
- В задаче оптимального распределения нагрузки между параллельно работающими агрегатами в настоящее время не учитывается неопределенность

и специфика располагаемой мощности ВИЭ, что, на наш взгляд, необходимо при планировании текущих режимов ЭЭС.

- При оценке надежности электрических сетей с ВИЭ следует учитывать энергетических фактор, стратегии хранения и использования возобновляемой энергии в том числе аккумулялирование и использование аккумулялированной энергии, особенно на фоне мощного развития ВИЭ и электротранспорта.

СПИСОК НАУЧНЫХ ТРУДОВ, ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи, опубликованные в рецензируемых научных журналах и изданиях, определенных ВАК РФ и Аттестационным советом УрФУ:

1. **Abdel Menaem A.** An efficient framework for adequacy evaluation through extraction of rare load curtailment events in composite power systems / **A. Abdel Menaem**, R. Valiev, V.P. Oboskalov, T.S. Hassan, H. Rezk, M. Ibrahim // Mathematics, 2020, Proceeding- 8(11), P. 1-21 (Web of science, Scopus); 0,8 п.л./0,2 п.л.
2. **Abdel Menaem A.** Comparing three methods for solving probabilistic multi-area load shedding distribution / **A. Abdel Menaem**, V.P. Oboskalov // International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM 2020), Proceeding- 9111926, P. 1-7. (Web of science, Scopus); 0,33 п.л./0,1 п.л.
3. **Abdel Menaem A.** Integration of renewable energy sources into microgrid considering operational and planning uncertainties / **A. Abdel Menaem**, V.P. Oboskalov // Advances in Intelligent Systems and Computing, 2020, vol. 982, P. 225-241. (Web of Science, Scopus); 0,65 п.л./0,3 п.л.
4. Обоскалов В.П. Определение показателей балансовой надежности ОЭС методами точечной оценки / В.П. Обоскалов, **А. Абдель Менаем** // Известия Российской академии наук. Энергетика. 2020, Т. 6, стр. 40-53; 0,55 п.л./0,19 п.л.
5. Обоскалов В.П. Оценка вероятностных параметров дефицита мощности в концентрированной ЭЭС / В.П. Обоскалов, **А. Абдель Менаем**, А.В. Кирпиков // Известия Российской академии наук. Энергетика. 2019, Т. 4, стр. 16-26; 0,425 п.л./0,16 п.л.
6. Oboskalov V.P. Mathematical methods for probabilistic estimation of power shortage in concentrated electric power systems / V.P. Oboskalov, **A. Abdel Menaem**, M. Anatolijs, R. Varfolomejeva, R. Valiev // Scientific Symposium on Electric Power Engineering (ELEKTROENERGETIKA 2019), Proceeding- 149476, P. 128-132 (Web of Science, Scopus); 0,42 п.л./0,1 п.л.
7. **Abdel Menaem A.** Optimal integration of renewable power into distribution network based probabilistic bus voltage-feeder current uncertainty analysis / **A. Abdel Menaem**, V.P. Oboskalov, M. Anatolijs, R. Varfolomejeva // 60th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University, 2019, Proceeding- 8982293, P. 1-6 (Web of science, Scopus); 0,6 п.л./0,1 п.л.

Подписано в печать	2021	Печать цветная	Формат 60×84 1/16
Бумага типографская			Усл. печ. л. 2
Уч.-изд.л. 2		Тираж 100 экз.	Заказ № 6866

Отпечатано в типографии ООО «Издательство УМЦ УПИ»
г. Екатеринбург, ул. Гагарина, 35а, оф. 2 д. 136
Тел.:(343) 362-91-16, 362-91-17