

На правах рукописи

Домышев Александр Владимирович

**ОПТИМИЗАЦИЯ НОРМАЛЬНЫХ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ РЕЖИМОВ
ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ ПРИ ОПЕРАТИВНОМ И
АВТОМАТИЧЕСКОМ УПРАВЛЕНИИ**

Специальность 05.14.02 – Электрические станции и электроэнергетические
системы

Автореферат

диссертации на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Иркутск – 2021

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном учреждении науки Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева Сибирского отделения Российской академии наук (ИСЭМ СО РАН).

Научный руководитель: чл.-корр. РАН, доктор технических наук, профессор **Воропай Николай Иванович**

Официальные оппоненты: **Илюшин Павел Владимирович**, доктор технических наук, Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт энергетических исследований Российской академии наук, Центр интеллектуальных электроэнергетических систем и распределенной энергетики Отдела исследований взаимосвязей энергетики с экономикой, руководитель Центра, главный научный сотрудник
Бык Феликс Леонидович, кандидат технических наук, доцент, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Новосибирский государственный технический университет», кафедра Автоматизированных электроэнергетических систем, доцент.

Ведущая организация – Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова Российской академии наук, г. Москва.

Защита состоится 1 июня 2021 года в 14:00 на заседании диссертационного совета Д003.017.01, созданного на базе Федерального государственного бюджетного учреждения науки Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН по адресу: 664033, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 130, к. 355.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ИСЭМ СО РАН по адресу г. Иркутск, ул. Лермонтова, 130, к. 407 и на сайте <https://isem.irk.ru/dissert/case/DIS-2021-4/>.

Отзывы на автореферат в двух экземплярах с подписью составителя, заверенные печатью организации, просим направлять по адресу: 664033, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 130 на имя ученого секретаря диссертационного совета.

Автореферат разослан «___» _____ 2021 года.

Ученый секретарь диссертационного совета Д 003.017.01,
доктор технических наук, профессор



**Клер
Александр Матвеевич**

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования: Задача поддержания режима работы энергосистемы в оптимальном состоянии является одной из основных задач оперативно-диспетчерского управления. Современные энергосистемы и интеллектуальные энергосистемы ближайшего будущего характеризуются наличием значительного количества элементов, режим которых является стохастическим во времени. Такое поведение энергосистем возникает за счет того, что в системе появляется множество возобновляемых источников электроэнергии и локальных устройств управления, алгоритм работы которых не определен на уровне энергосистемы. Кроме того, задача ведения оптимальных режимов расширяется на сети низкого напряжения, где охват сети измерительными приборами, а также согласованность измерений значительно ниже, чем в сети высокого напряжения. Вместе с тем, появляются новые возможности управления за счет скоординированного управления средствами компенсации реактивной мощности, а также устройствами регулирования напряжения.

До настоящего момента не существует комплексных решений, позволяющих в автоматическом режиме выполнять оптимизацию режима по напряжению и реактивной мощности с учетом прогноза изменения режима работы электрических сетей. Существующие системы автоматического управления по своей сути являются реактивными, реагирующими на измеряемые отклонения контролируемых величин, таких как напряжения на шинах подстанций, перетоки мощности по линиям. Расчет оптимального режима основывается на параметрах текущего или наборе ретроспективных режимов. При этом, как правило, не учитывается, что указанное отклонение может носить кратковременный характер, и что для реализации управляющих воздействий (скоординированное переключение РПН, включение/отключение БСК, ШР) требуется достаточно длительное время.

Применяющиеся на практике методы прогнозирования режимов основаны на регрессионном анализе и выявлении длительных трендов в изменении режимов и используются для длительного планирования в энергосистеме в первую очередь с экономической точки зрения. Для оперативного автоматического оптимального управления электрическими режимами требуются более быстродействующие модели, которые вместе с тем обеспечат прогноз на временной горизонт порядка суток.

Таким образом, в настоящий момент становятся востребованными алгоритмы оптимального управления, работающие в темпе процесса, в том числе, включающие прогнозирование режимов и динамическую оптимизацию электрических режимов сети с наличием элементов, поведение которых стохастично. Под темпом процесса понимается работа системы управления с быстродействием, обеспечивающим оптимальное управление нормальным режимом.

Цель и задачи исследований. Целью диссертационной работы является разработка методов прогнозирования и оптимизации нормальных электрических режимов электроэнергетических систем в темпе процесса оперативного и автоматического управления, а также реализация этих методов в виде программного прототипа.

Для достижения поставленной цели **сформулированы и решены следующие задачи:**

- 1) Обоснование необходимости применения методов машинного обучения для прогнозирования режимов электрических сетей со стохастическими элементами.
- 2) Исследование различных моделей машинного обучения и, в частности, архитектуры искусственных нейронных сетей на применимость к прогнозированию режимов электроэнергетических систем. Выбор наиболее эффективной структуры нейронных сетей для прогнозирования режимов.
- 3) Разработка новой модели искусственных нейронных сетей (Нейроаналитическая сеть), позволяющей эффективно прогнозировать режим электрической сети большого объема.
- 4) Разработка метода стохастической оптимизации, основанного на алгоритме роя частиц.
- 5) Разработка метода динамической оптимизации нормальных электрических режимов электроэнергетических систем на основе метода стохастической оптимизации.
- 6) Разработка программного прототипа системы автоматического управления напряжением и реактивной мощностью в энергосистеме, реализующие разработанные методы прогнозирования и динамической оптимизации.

Объектом исследования являются электрические сети высокого напряже-

ния в энергосистемах с наличием активной нагрузки и возобновляемых источников электроэнергии. **Предметом исследования** являются методы прогнозирования и оптимизации нормальных электрических режимов, применяемые при оперативном и автоматическом управлении режимами электроэнергетических систем.

Теоретической и методологической основой диссертационной работы являются разработки отечественных и зарубежных ученых в области моделирования режимов ЭЭС, оценивания состояния, оптимизации, машинного обучения.

Разработка методов анализа и управления электрическими режимами началась одновременно с созданием крупных объединенных энергосистем в 50-х годах прошлого века. Одновременно с этим, для решения в первую очередь экономических задач, развиваются методы линейного и выпуклого программирования и математической теории оптимального управления. Большой вклад в развитие методов оптимизации режимов энергосистем внес СЭИ (ИСЭМ) СО РАН. Активные исследования по разработке методов и средств автоматического и оптимального управления проводились уже начиная с 1970–80х годов.

Развитие методов оптимизации режимов энергосистем основывается на работах таких ученых, как: Понтрягин Л.С., Горнштейн В.М., Маркович И.М., Фазылов Х.Ф., Веников В.А., Идельчик В.И., Лебедев В.И., Пухов Г.Е., Руденко Ю.Н., Воропай Н.И., Крумм Л.А., Гамм А.З., Мурашко Н.А., Совалов С.А., Гончуков В.В., Баринов В.А., Арзамасцев Д.А., Бартоломей П.И., Холян А.М., Войтов О.Н., Кучеров Ю.Н., Дикин И.И., Колосок И.Н., Голуб И.И., Зоркальцев В.И., Хамисов О.В., Курбацкий В.Г. и др. В части оптимизации использовались работы Ю.Е. Нестерова, Р. Беллмана и других. В области машинного обучения использовались работы С.И. Николенко и других современных исследователей.

Информационную базу составляют монографические работы, материалы научно-технических конференций, объекты интеллектуальной собственности, статьи в периодических изданиях и научных сборниках по исследуемой проблеме.

Научная новизна. В результате выполнения работы получены следующие новые научные результаты:

- 1) Предложен способ оценки возможности прогнозирования режимов электроэнергетических систем с использованием эргодической теории и реконструкции динамической системы.

- 2) Разработана новая модель искусственных нейронных сетей – нейро-аналитическая сеть, позволяющая выполнять прогнозирование параметров электрических режимов крупной энергосистемы.
- 3) Разработан метод динамической оптимизации режимов ЭЭС со стохастическими элементами.
- 4) Предложен метод стохастической оптимизации процессов, развивающихся во времени.
- 5) Выполнена программная реализация системы оптимизации электрических режимов для оперативного и оптимального управления режимами.

Основные положения, выносимые на защиту:

- 1) Научное обоснование выбора модели машинного обучения для прогнозирования режимов ЭЭС.
- 2) Новая модель машинного обучения - нейро-аналитическая сеть.
- 3) Метод динамической оптимизации электрических режимов энергосистемы со стохастическими элементами.
- 4) Метод стохастической оптимизации процессов, развивающихся во времени, основанный на методе роя частиц.
- 5) Алгоритмы и структура программного обеспечения автоматического оптимального управления режимами ЭЭС.

Методы исследования:

Работа выполнена с использованием: методов машинного обучения, искусственных нейронных сетей, методов статического и динамического оценивания состояния, эргодической теории динамического хаоса, теории нелинейного программирования, теории динамического программирования. Программная реализация выполнялась на языке программирования C++ с использованием библиотек Boost, Qt. Реализация искусственных нейронных сетей выполнялась на языке программирования Python с использованием библиотек Tensorflow, Keras, Deepmind Sonnet.

Практическая значимость и результаты внедрения.

- 1) Программное обеспечение "Подсистема оптимального управления напряжением и реактивной мощностью энергосистемы/энергорайона" используется как управляющая подсистема в составе программно-технического комплекса интеллектуального управления напряжением и реактивной мощностью для минимизации технологических потерь в электрической сети" (ПТК ИУНРМ)

для Магаданской энергосистемы. Прототип сдан. В 2020-2021 годах выполняется наладка системы.

- 2) Блок динамической оптимизации ПВК АНАРЭС внедряется в Иркутской электросетевой компании в 2020-2021 годах.
- 3) Программное обеспечение автоматического оптимального управления режимами совместно с цифровым двойником энергосистемы, разработанном на основе ПВК АНАРЭС, используются в учебном процессе в Иркутском национальном исследовательском техническом университете.

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационной работы представлялись и докладывались на следующих научно-практических конференциях и семинарах:

- 1) Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики. Международный семинар им. Ю.Н. Руденко, в 2018 г., 2019 г., 2020 г.
- 2) Международная конференция "ENERGY-21: Sustainable Development & Smart Management", Сентябрь 7-11, 2020, Иркутск, Россия.
- 3) Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2019. Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, 2019.
- 4) International Workshop on Flexibility and Resiliency Problems of Electric Power Systems (FREPS 2019), Иркутск, Байкал, 26-31 Августа 2019 г.
- 5) 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration, Пекин, Китай, 20-22 Октября 2018 г.

Достоверность полученных результатов работы. Обоснованность и достоверность связана с использованием классических расчетных методов и алгоритмов расчета, а также проверкой и сопоставлением предлагаемых методик с классическими. Адекватность используемой математической модели ЭЭС подтверждается соответствием реальным принципам функционирования электроэнергетической системы, экспертной оценкой специалистов службы электрических режимов электросетевой компании, а также согласованностью с результатами, полученными при использовании других программных комплексов.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 20 работ в том числе, 3 статьи в рецензируемых научных журналах рекомендуемых ВАК РФ по специальности 05.14.02 [1 - 3], 3 статьи в журналах рекомендуемых ВАК по другим специальностям [4 - 5], 3 статьи индексируемые в SCOPUS и Web Of Science [7-9], главы в реферируемых монографиях [10- 14]. Получено 1 свидетельство о регистрации программы для ЭВМ.

Диссертация соответствует паспорту научной специальности 05.14.02 – «Электрические станции и электроэнергетические системы» в части: П.6 Разработка методов математического и физического моделирования в электроэнергетике; П.8 Разработка методов статической и динамической оптимизации для решения задач в электроэнергетике; П.13 Разработка методов использования ЭВМ для решения задач в электроэнергетике.

Объем и структура диссертации. Диссертационная работа состоит из четырех глав, списка сокращений, введения, заключения, списка использованных источников и приложений. Содержит 137 стр. основного текста, 79 рисунков и 3 таблицы. Библиография включает 251 наименование.

Личный вклад. Постановка задач и анализ результатов работы обсуждались с научным руководителем. Все теоретические, методические и программные разработки выполнены лично соискателем.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении показана актуальность работы, сформулирована её цель, определена научная новизна исследований, показана практическая значимость и перечислены области ее применения, представлены положения, выносимые на защиту, дается краткое содержание работы.

В первой главе «Обзор методов оптимального управления электрическими режимами и применения методов обучения для управления энергосистемами» рассмотрено развитие методов оптимального управления электрическими режимами и, в частности, методов оптимизации. Показано, что методы статической детерминированной оптимизации хорошо проработаны. Что касается задачи оптимизации электрических режимов в реальном времени с учетом стохастического поведения энергосистем, то несмотря на множество работ в этом направлении, решение этой задачи для систем большой размерности все еще остается открытой проблемой. Возможным решением видится применение адаптивного метода прогнозирования совместно со стохастическим методом динамической оптимизации.

В основе оптимального управления лежит задача нахождения оптимального потокораспределения за счет изменения свободных переменных системы, с учетом сетевых ограничений и ограничений на свободные параметры системы. Для автоматического управления режимами необходимо не только найти оптимальное значение управляющих параметров, но и время их применения. С учетом стохастического поведения ЭЭС задача в общем виде может быть записана, как:

$$\min_x \int_{-T_p}^{T_f} \Phi(x, \dot{x}, \mathbb{E}(\xi(t)), y(t)) dt \left| \begin{array}{l} b(x) \leq 0 \\ g(x, y(t), \mathbb{E}(\xi(t))) = 0 \end{array} \right.$$

Здесь в отличие от статической постановки оптимизации минимизируется функционал на заданном интервале времени. T_p – глубина учета прошлых моментов времени, T_f – горизонт времени на который имеется прогноз изменения параметров режима $y(t)$. Кроме того, в данной постановке учитывается вероятностная составляющая $\xi(t)$, отражающая стохастическое поведение системы. Учет вероятностной составляющей возможен через ее математическое ожидание в каждый момент времени $\mathbb{E}(\xi(t))$. В общем виде решение данной задачи вычислительно сложно, так как она является большемерной, невыпуклой и с наличием вероятностных величин.

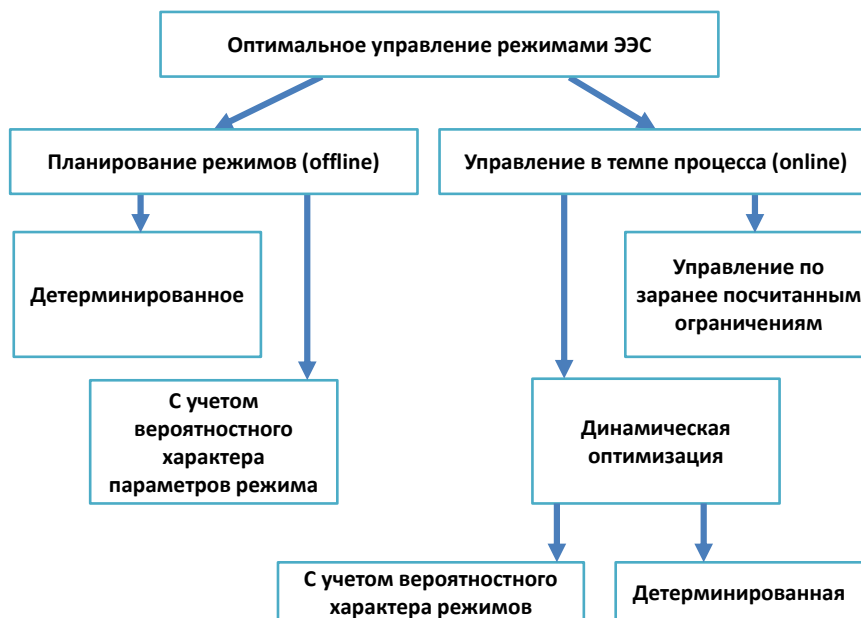


Рис. 1 – Классификация методов оптимального управления нормальными электрическими режимами

Укрупненная классификация методов оптимального управления электрическими режимами приведена на Рис. 1. Наибольшую проработку получили методы планирования режимов, как детерминированные, так и с учетом вероятностного характера параметров режима. Оптимальное управление реального времени с учетом стохастического поведения ЭЭС является задачей динамического смешанно-целочисленного нелинейного программирования в условиях неопределенностей. Несмотря на то, что в последние годы количество исследова-

ний в области оптимизации в реальном времени значительно выросло, поиск эффективных решений этой задачи для систем большой размерности все еще остается открытой проблемой.

Применение адаптивных алгоритмов оценивания состояния и прогнозирования режимов, автоматически подстраивающихся под текущее состояние системы и выявляющих неявные зависимости между параметрами системы, может помочь решить проблему изменчивости модели ЭЭС. Поэтому далее в главе рассматриваются различные модели машинного обучения и анализируется их применимость к задачам оптимального управления нормальными электрическими режимами энергосистем.

Среди классических методов машинного обучения выделены несколько направлений в электроэнергетике, в которых применяются методы машинного обучения — это: классификация режимов, прогнозирование, фильтрация данных и кластеризация. Для классификации и выявления опасных режимов применяются такие методы, как: деревья принятия решений, случайный лес, бустинг, условные случайные поля. Для прогнозирования применяются: метод опорных векторов, метод главных компонент, метод релевантных векторов, различные виды регрессии. Для фильтрации сигналов, в том числе в задаче динамического оценивания состояния, применяются различные варианты фильтра Калмана.

Отдельным направлением машинного обучения рассматриваются искусственные нейронные сети (ИНС). Различные архитектуры ИНС проанализированы на предмет возможности применения для задач оптимального управления электрическими режимами и, в частности, для задачи оценивания состояния и прогнозирования режимов. Отмечено, что большинство вариантов применения ИНС для данных задач ограничивается применением полносвязанных ИНС с достаточно малым количеством скрытых слоев и проверено на небольших схемах. В качестве наиболее подходящей существующей архитектурой ИНС для оценивания состояния и прогнозирования режимов выбрана архитектура рекуррентных нейронных сетей Long Short-Term Memory (**LSTM**).

Управление режимами ЭЭС целесообразно проводить с помощью аналитических моделей методами оптимизации. Исходными данными для методов оптимизации должны быть актуальные режим и прогноз.

Во второй главе «Оценивание состояния и прогнозирование с использованием глубокого обучения» выполнена разработка модели машинного обучения

для задач динамического оценивания состояния и прогнозирования электрических режимов на основе LSTM, а также предложена новая архитектура ИНС, позволяющая работать на данных крупной энергосистемы.

В начале главы проводится исследование классических методов динамического оценивания состояния, основанных на модификациях фильтра Калмана. Расчеты на данных реальной энергосистемы с использованием измерений, получаемых от SCADA, показали, что в результате применения фильтра Калмана с линейной или усредняющей методом скользящего среднего моделью наблюдается или запаздывание и закругление или в отдельных случаях наблюдается раскачивание и нарушение стабильности вычислительного алгоритма. Такое поведение объясняется тем, что погрешность модели значительно превышает погрешность измерений.

Далее была оценена принципиальная возможность прогнозирования электрических режимов на этих данных. Для исследования прогнозируемости поведения системы применена эргодическая теория динамического хаоса. Эволюция электрических режимов во времени при этом рассматривалась как динамическая система с неизвестным законом управления. Получение детерминированного закона изменения параметров режима для такой системы невозможно в виду сложности рассматриваемой системы. Поэтому был применен метод реконструкции странного аттрактора хаотической динамической системы по имеющимся измерениям с использованием теоремы Такенса. Хаотичность рассматриваемой динамической системы была подтверждена по положительному значению максимального показателя Ляпунова, равному $\lambda_{max} = 2,238$.

Имея хаотическое поведение системы, важно понимать, возможно ли выполнить предсказание поведения хаотической системы и какой набор данных необходим для выполнения адекватного предсказания. Скорость генерации новой информации в ряде измерений можно связать со скоростью роста расстояний в пространстве измерений. Оценить скорость генерации информации можно по значению средней взаимной информации между двумя событиями, где под событиями $z(t)$ понимаются измерения, наблюдаемые в моменты времени t и $z(t + \tau)$ измерения в момент $(t + \tau)$, где τ – шаг между срезами данных. Для выбора достаточной глубины архива, который нужен для прогнозирования с учетом фиксированной дискретизации измерений находится первый минимум функции отклонения измерений от среднего:

$$C(\tau) = \sum_t |z(t) - \bar{z}| |z(t + \tau) - \bar{z}|,$$

где \bar{z} – среднее значение измерений по всему рассматриваемому диапазону архива.

Произведенные расчеты показали, что первый явный минимум функции соответствует глубине среза в одни сутки. Таким образом, для получения адекватного прогноза значения следующего среза требуется использовать в модели архив данных не менее суток.

Для целей оптимального управления требуется модель, обеспечивающая прогноз на время порядка суток и входной архив данных не менее месяца. Такой моделью могут быть модели, основанные на искусственных нейронных сетях. Как было показано в главе 1, из существующих архитектур искусственных нейронных сетей оптимальным для прогнозирования параметров режима являются сети, построенные на архитектуре LSTM, которые решают проблему исчезающих градиентов, мешающую классическим рекуррентным сетям обучать долгосрочные зависимости.

Одной из важных особенностей исходных данных для оценивания состояния является их вероятностный характер. Входные измерения, как правило, задаются не просто значением математического ожидания, но также сопровождаются дисперсиями. Распределение вероятности при этом предполагается нормальным. Это дает дополнительную информацию для обучения нейронной сети. Кроме того, если на выходе нейронной сети мы будем иметь не только значения параметров режима, но и распределения вероятностей для этих параметров, то такая информация позволит принимать более обоснованные решения по управлению режимами на основе результатов оценивания состояния. Таким образом, обоснованным будет применение Байесовских ИНС.

Построить Байесовскую нейронную сеть, учитывающую вероятности параметров ИНС, можно, применив метод Байесовского обратного распространения (Bayes By Backprop или сокращенно BBB). Метод Байесовского обратного распространения позволяет получить апостериорное распределение весов нейронной сети $\theta \in \mathbb{R}^d$, где d – размерность пространства параметров нейронной сети. Это распределение, как правило, является распределением Гаусса.

Архитектура нейронной сети для оценивания состояния с применением глубокого обучения представлена на Рис. 2. Особенности применяемой архитектуры:

1) Применяется несколько полносвязанных входных слоев для того, чтобы сформировать устойчивую взаимосвязь между параметрами одного режима.

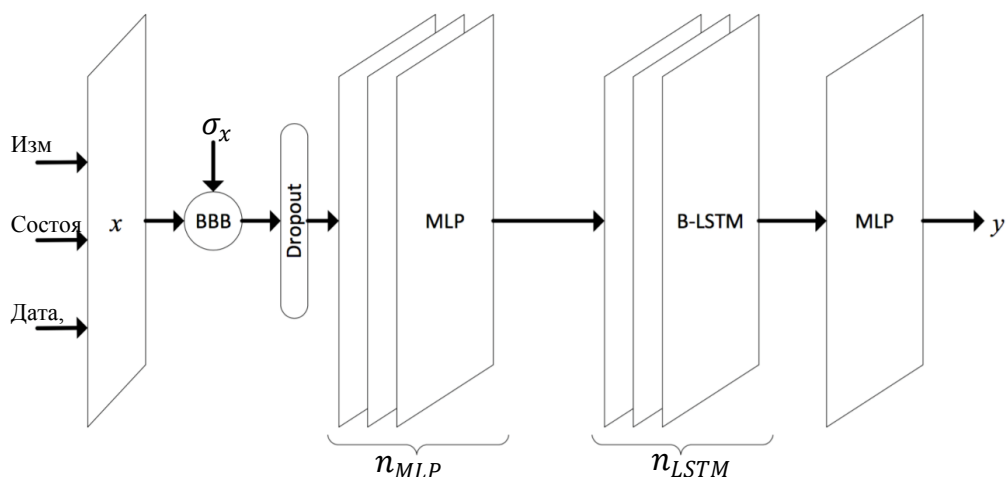


Рис. 2 – Архитектура ИНС для прогнозирования параметров режима

2) Веса Байесовской нейронной сети инициализируются с использованием случайного значения r . Если для скрытых слоев случайное значение задается стандартным нормальным распределением $r \sim \mathcal{N}(0, 1)$, то для входного слоя нормальное распределение определяется дисперсией измерений, являющихся входными данными для нейронной сети $r \sim \mathcal{N}(0, \sigma_x^2)$.

3) В модели применяется несколько скрытых слоев сети LSTM, что позволяет выявить более сложные взаимосвязи параметров в разрезе времени.

4) Полносвязанный выходной слой обеспечивает масштабирование выходного вектора, не зависящее от времени.

5) Проблему учета коммутаций частично решает Dropout на входном слое. Однако, как правило, задача прогнозирования режимов решается независимо для каждого топологического состояния сети.

Применение данной архитектуры ИНС для прогнозирования небольшого количества параметров режима (не более 10) показало свою эффективность. В случае, когда данная ИНС применялась для прогнозирования всех параметров, необходимых для расчета установившегося режима (мощности нагрузки и генерации, напряжения в балансирующих узлах), результаты стали неудовлетворительными. Обучить сеть за разумное время не получилось. Исследования представленной архитектуры проводились на модели Иркутской энергосистемы, в основном представленной напряжениями 500 – 110кВ. Общее количество узлов в модели узлы/ветви для этой системы – 1248, ветвей – 1481. Расчеты проводились на рабочей станции со следующими параметрами: платформа на базе процессора Intel Xeon W-2125 4 ГГц с ОЦУ 32 Гб; две связанные GPU: GeForce RTX 2070

SUPER; Tensorflow-gpu 1.15.0 и CUDA 7.5. На вход нейронной сети при обучении подавались вектора состояний режима, полученные в результате статического оценивания состояния в диапазоне от одного месяца до одного года. Количество входных параметров для одного среза – 4700, количество прогнозируемых – 100.

Для прогнозирования всех параметров режима была разработана модель нейро-аналитической сети (НАС). Предложенный подход предполагает разделение всей исследуемой электрической сети на кластеры, в каждом из которых прогнозируется лишь небольшое количество параметров. Для каждого из кластеров с небольшим количеством выходных параметров используется надежно работающая на таком объеме архитектура (Рис. 2). Результаты прогноза – это исходные данные для расчета установившегося режима (УР): инъекции активной и реактивной мощности и напряжения в узлах, балансирующие по напряжению. Выходные параметры каждого кластера объединяются в общий вектор исходных данных для расчета УР и производится один шаг алгоритма расчета установившегося режима методом Ньютона-Рафсона. Этот расчет выполняется на каждом этапе итеративного процесса обучения и прогнозирования. Таким образом, аналитический метод расчета потока мощности встроен в единую модель (Рис. 3), участвующую в процессе обратного распространения градиентов.

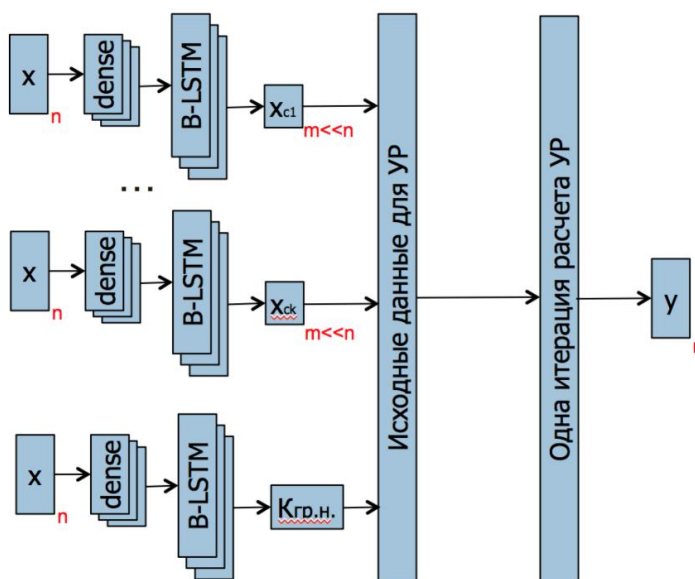


Рис. 3 – Нейро-аналитическая сеть.

Предложенная архитектура нейро-аналитических сетей решает проблему применения глубоких LSTM сетей для прогнозирования режимов больших энергосистем в реальном времени.

В третьей главе «Оптимизация режимов электрических сетей при оперативном и автоматическом управлении» исследованы методы оптимизации, которые могут быть применены в электрических сетях с наличием активной нагрузки.

В качестве исходных данных для оптимизации режима используется прогноз изменения параметров режима на заданное время. Прогнозный горизонт разбит на отдельные временные срезы через равные промежутки. Каждый срез представляет собой минимально необходимый набор исходных данных для расчета установившегося режима, а именно: активные и реактивные мощности генерации; активные и реактивные мощности нагрузки; напряжения в балансирующих по реактивной мощности узлах; изменяющиеся продольные и поперечные проводимости ветвей; пределы изменения управляющих параметров; дисперсии инъекций мощности и замеров (прогнозов) напряжения. Остальные параметры схемы замещения заданы для всех режимов и не меняются с течением времени.

Задачей динамической оптимизации является минимизация суммарной целевой функции (ЦФ) на всем прогнозном временном горизонте за счет выбора состава и времени управляющих воздействий x_t для каждого момента времени прогнозного диапазона. Строго говоря, рассматриваемый процесс оптимизации является квази-динамическим, так как вместо непрерывного закона изменения параметров системы мы имеем набор последовательных режимов через равные промежутки времени. Стоимость управления тем или иным оборудованием зависит от таких факторов, как: остаточный ресурс оборудования; приоритет использования УВ; минимально допустимое время между коммутациями одним и тем же устройством.

Задача динамической оптимизации с учетом стоимости воздействия записывается, как:

$$\min \sum_{t=1}^T f_t(X_t, t) = \sum_{t=1}^T \left(f_{d_t}(X_t) + \sum_{i=1}^C f_{c_i}(x_{t_i}, t) \right)$$

где X_t – управляющие воздействия доступные в момент времени t ; f_{d_t} – функция статической оптимизации каждого режима для времени t ; f_{c_i} – монотонно убывающая функция стоимости управляющего воздействия x_{t_i} , зависящая от времени воздействий, которые были выполнены до времени t . Примерный вид составляющей целевой функции, зависящей от времени функции f_{c_i} пред-

ставлен на Рис. 4. Данная функция отражает, что после применения управляющего воздействия повторное его применение в течение некоторого времени должно быть заблокировано высоким её значением. Через некоторое время стоимость воздействия снижается до постоянной величины.

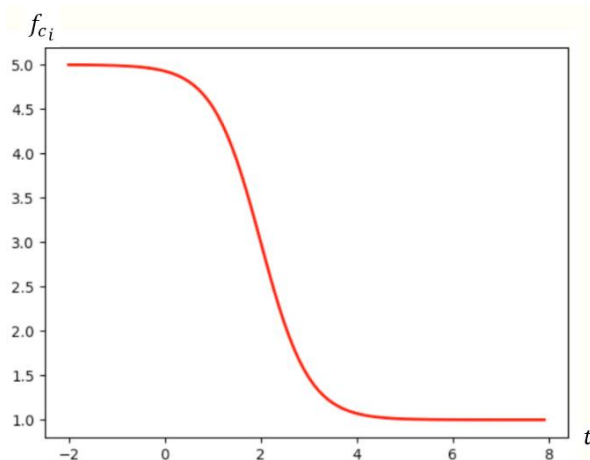


Рис. 4 – Пример функции стоимости управляющего воздействия

Наличие в целевой функции зависимости от времени применения предыдущих управляющих воздействий делает процесс оптимизации не Марковским процессом. Так как «стоимости» воздействий и зависимости «стоимости» от времени для разных устройств различны (например, РПН трансформаторов переключать можно редко, а управлять с помощью УШР можно достаточно часто), то отстроиться от таких воздействий и вернуть процессу оптимизации Марковские свойства не получится.

Разработан алгоритм стохастической оптимизации динамического процесса, позволяющий эффективно находить набор оптимальных воздействий с учетом составляющей целевой функции, зависящей от времени. Алгоритм основан на принципах оптимизации методом роя частиц. Целевую функцию динамической оптимизации можно переписать в виде:

$$\min \sum_{t=1}^T (f_0(t) + \xi(t))$$

где $f_0(t)$ – составляющая целевой функции в момент времени t , не зависящая от воздействий выполненных в прошлые моменты времени ($t-i$) и получаемая в результате статической оптимизации электрического режима для каждого момента времени; $\xi(t)$ – составляющая целевой функции зависящая от воздействий выполненных в прошлые моменты времени.

Оптимальная траектория динамической оптимизации соответствует траектории, определяемой результатами статической оптимизации, до момента пока

составляющая $\xi(t)$ меньше некоторой допустимой величины ε . После того, как возникло превышение $\xi(t) > \varepsilon$, выделяется диапазон моментов времени, на котором выполняется это условие и выполняется поиск оптимальных значений управляющих параметров для каждого момента времени на этом диапазоне с помощью предложенного метода стохастической оптимизации. При этом, в отличие от классического алгоритма роя частиц, частицы не генерируются по всему объему пространства решений, а создаются в точке, в которой впервые возникло превышение $\xi(t) > \varepsilon$. Начальная скорость каждой частицы задается случайным образом, но так, чтобы в измерении, соответствующем времени, составляющая скорости была отрицательна, то есть начальная скорость направлена обратно по времени. В алгоритме изменения скорости для каждой частицы добавляется еще одна точка притяжения. Кроме оптимального значения, найденного самой частицей, и глобального оптимума, найденного всем роем частиц, добавляется точка e , соответствующая концу диапазона $\xi(t) > \varepsilon$ и управляющим воздействиям, полученным в результате статической оптимизации для момента времени e :

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_l r_1 (y_i(t) - x_i(t)) + c_g r_2 (g(t) - x_i(t)) + c_e r_3 (y_e - x_i(t)),$$

где $v_i(t)$ – скорость i -ой частицы в момент времени t ; ω – коэффициент инерции; c_l – коэффициент движения к локальному оптимуму; c_g – коэффициент движения к глобальному оптимуму; $y_i(t)$ – координаты локального оптимума, найденного к моменту времени t ; $g_i(t)$ – координаты глобального оптимума, найденного к моменту времени t ; y_e – координата, соответствующая концу интервала $\xi(t) > \varepsilon$; c_e – коэффициент движения к концу интервала; $r_1, r_2, r_3 \in [0; 1]$ – случайные величины, получаемые на каждой итерации оптимизации.

Иллюстрация работы предлагаемого алгоритма показана на Рис. 5. Двигаясь по оптимальной траектории мы натываемся на высокое значение $\xi(t)$, «отскакиваем» от него назад по времени и находим оптимальную траекторию, огибающую высокие значения целевой функции. Предлагаемый алгоритм может быть использован не только для динамической оптимизации электрических режимов, но и для оптимального управления процессами, где «стоимость» управляющего воздействия зависит от прошлого времени его применения.

Сформулирована задача оптимизации с учётом вероятностного характера параметров электрического режима. Предложено использование интервальной арифметики для быстрой оценки распределения вероятности результата расчета установившегося режима.

Для статической оптимизации, используемой для каждого момента времени в процессе динамической оптимизации, показана невыпуклость целевой функции. Предложен алгоритм поиска областей локального оптимума с помощью стохастического алгоритма глобальной оптимизации Липшецевой функции и дальнейшее решение задачи оптимизации в окрестности найденного локального минимума квазиньютоновским методом оптимизации LBFGB.

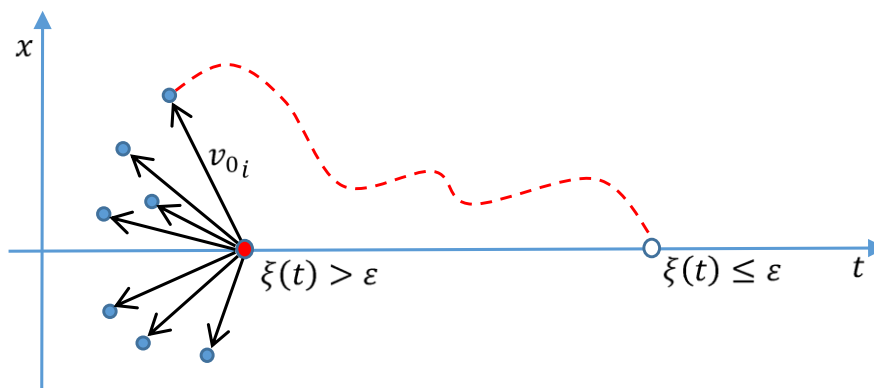


Рис. 5 – Иллюстрация работы предлагаемого алгоритма стохастической оптимизации

В обобщенном виде итоговый алгоритм динамической оптимизации состоит в следующем:

- 1) Результаты статической оптимизации каждого временного среза принимаются, как начальная траектория оптимального управления.
- 2) Если составляющая стоимости воздействия, зависящая от времени, больше минимального порога ε , выделяется соответствующий диапазон срезов и выполняется динамическая оптимизация на нем.
- 3) Генерируется рой частиц.
- 4) На каждой итерации стохастической оптимизации для каждой частицы выполняются следующие действия:
 - a) Выполняются изменения скорости и координат частицы.
 - b) Обновляются значения локальных и глобальных оптимумов.
 - c) Если координата времени частицы превышает значение конца диапазона e , то частица уничтожается.
 - d) Если суммарное значение целевой функции опускается до минимального с учетом допустимой ошибки ε и средней минимальной дисперсии целевой функции $\overline{\sigma}_{f \min}$, то поиск оптимума завершается.

Предложенный метод оптимального управления нормальными электриче-

скими режимами опробован на примере реальной энергосистемы, подготовленной в комплексе АНАРЭС. Общее количество узлов в модели узлы/ветви для этой системы – 1248, ветвей – 1481. При оптимизации режимов на типовом архиве данных глубиной в месяц было выявлено 6 диапазонов, на которых проводилось динамическая оптимизация. Для каждого диапазона потребовалось не более 4-х итераций при 10-ти генерируемых частиц для каждого УВ (общее количество частиц 730). Результаты расчетов показали, что предложенный алгоритм позволяет эффективно выполнять динамическую оптимизацию для схем большой размерности. Из приведенных показателей видно, что суммарное уменьшение потерь электроэнергии за месяц, полученное в процессе динамической оптимизации, составило 31,21 МВт·ч, что всего на 1,7 % меньше результатов статической оптимизации. Таким образом, результаты динамической оптимизации близки к теоретическому минимуму, полученному при условии, когда не учитывается стоимость управляющих воздействий (Рис. 5).

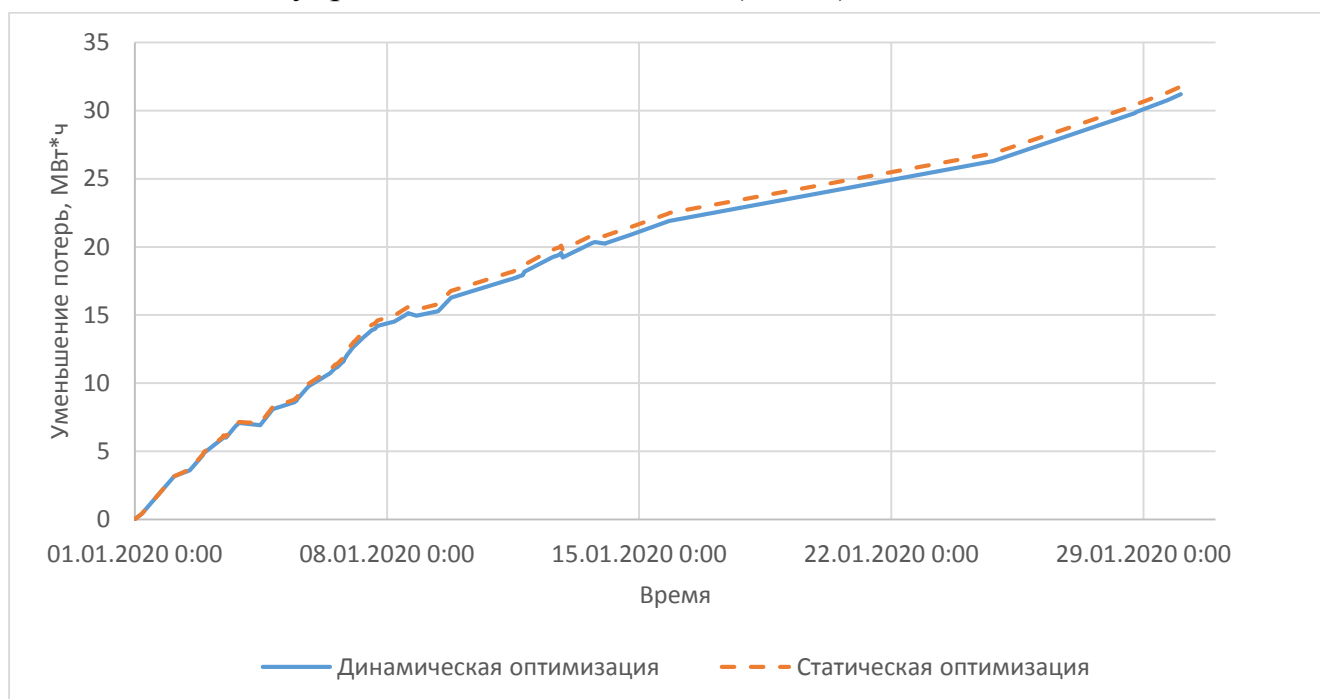


Рис. 5 – Иллюстрация работы предлагаемого алгоритма стохастической оптимизации

В четвертной главе «Программная реализация» приведено описание программного обеспечения, реализующего представленные методы прогнозирования и оптимизации нормальных электрических режимов энергосистем в темпе процесса.

Представленные в работе модели реализованы в промышленном программном обеспечении для моделирования режимов электроэнергетических систем

АНАРЭС. Реализованы две подзадачи в виде отдельных программных модулей:

- Программа динамической оптимизации электрических режимов ЭЭС для ПВК АНАРЭС.
- Система автоматического управления напряжением и реактивной мощностью в энергосистеме.

В состав системы автоматического управления напряжением входит имитационная подсистема фактически являющаяся цифровым двойником ЭЭС.

Программа (блок) динамической оптимизации электрических режимов ЭЭС разработана в составе комплекса АНАРЭС и в настоящее время (в 2020-2021 гг.) внедряется в Иркутской энергосистеме. Работа блока динамической оптимизации осуществляется в автоматическом режиме на основе ретроспективных данных оценивания состояния.

Система автоматического интеллектуального управления напряжением и реактивной мощностью включает весь состав предлагаемых методик управления электрическим режимами, включая: оценивание состояния, прогнозирование режимов, динамическая оптимизация.

Система разработана на программной платформе АНАРЭС. В качестве программной платформы для реализации ИНС используется библиотека TensorFlow, API которой реализован на языке Python. Важной особенностью программной реализации нейро-аналитических сетей (НАС) является тесная интеграция алгоритмов, реализующих кластеры ИНС, с вычислительными алгоритмами, реализованными на C++. Для интеграции Python с кодом на C++ используется библиотека Boost.Python. Код Python выполняется под управлением кода C++ в среде АНАРЭС. При этом реализован универсальный механизм подготовки объектов numpy из рабочих массивов модуля расчета установившегося режима и загрузки результатов вычислений ИНС на каждой итерации обучения и прогнозирования.

Автором выполнен весь объем работ по разработке данных программных модулей в составе ПВК АНАРЭС.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Диссертационная работа посвящена разработке методов прогнозирования и оптимизации нормальных электрических режимов электроэнергетических систем в темпе процесса с целью их практического применения для полностью автоматического управления нормальными режимами энергосистем или для управления режимами с участием человека в виде советчика диспетчера.

1. В работе показано, что для автоматического и автоматизированного управления нормальными электрическими режимами в темпе процесса требуются адаптивные алгоритмы прогнозирования, использующие машинное обучение и алгоритмы динамической оптимизации.
2. Различные алгоритмы машинного обучения могут использоваться для решения локальных задач в энергетике, например на уровне электроэнергетической установки или микро-сетей. Проанализировано применение различных методов машинного обучения для прогнозирования электрических режимов. В качестве наиболее подходящей из существующих архитектур глубокого обучения для прогнозирования режимов выбрана архитектура глубоких LSTM сетей. Однако, данная архитектура имеет ограничения при прогнозировании большого количества параметров из-за большой вычислительной сложности при обучении.
3. Предложена новая модель ИНС - нейро-аналитическая сеть (НАС). В архитектуре НАС используется кластеризация и применяется байесовский вариант сети LSTM для каждого кластера. В качестве объединяющего слоя применяется аналитический слой, выполняющий одну итерацию расчета установившегося режима. Результатом работы алгоритма является набор прогнозных режимов на рассматриваемый горизонт прогнозирования, а также распределения вероятности для каждого прогнозного значения.
4. Для оптимального управления нормальными электрическими режимами в энергосистеме с наличием активной нагрузки предлагается комбинированный метод, использующий модель машинного обучения для прогнозирования режимов электрической сети совместно с аналитическим методом динамической оптимизации.
5. Предложен новый алгоритм стохастической оптимизации, который может использоваться для оптимального управления процессами, когда стоимость управляющего воздействия зависит от прошлого времени его применения.
6. Предлагаемые методы прогнозирования и динамической оптимизации нормальных электрических режимов ЭЭС реализованы в виде встраиваемого программного обеспечения и могут использоваться в системах автоматического и автоматизированного управления.
7. На базе предложенных методов и моделей разработана подсистема оптимального управления напряжением и реактивной мощностью энергосистемы/энергорайона. Данная подсистема внедряется в рамках программно-

технического комплекса интеллектуального управления напряжением и реактивной мощностью (ПТК ИУНРМ) Магаданской энергосистемы, а также используется в учебном процессе в ИрННТУ.

8. Разработан блок динамической оптимизации в составе ПВК АНАРЭС, позволяющий выполнять динамическую оптимизацию на основе прогнозных или архивных данных с учетом стохастического поведения ЭЭС.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ СОИСКАТЕЛЯ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

Рекомендованные ВАК РФ по специальности 05.14.02:

1. Домышев А.В. Стохастический метод для оптимального управления нормальными электрическими режимами энергосистем // Энергетик, 2021, №1, С. 11-14.
2. Воропай Н.И., Ефимов Д.Н., Домышев А.В., Осак А.Б., Панасецкий Д.А. Анализ условий функционирования будущей электроэнергетической системы при рассматриваемом сценарии ее развития // Электроэнергия. Передача и распределение, 2020, №6 (63), С. 34-38.
3. Домышев А.В., Крупнев Д.С. Оценка режимной надёжности электроэнергетических систем на основе метода Монте-Карло // Электричество, 2015, №2, С. 4-11.

Рекомендованные ВАК РФ по другим специальностям:

4. Домышев А.В. Оптимизация электрических сетей со стохастическими элементами // Журнал СФУ. Техника и технологии, 2020 13(2), С.406-419.
5. Домышев А. В. Раскладка на плоскости и кластеризация графа, представляющего собой электрическую сеть //Cloud of science. - 2018. - Т. 5. - №. 2 , С. 341-350.
6. Шаповало А.А., Коноплев Т.Ф., Домышев А.В., Замула К.В., Сербин Ю.В. Перспективы применения интеллектуальных систем автоматического регулирования напряжения в территориально распределенных децентрализованных системах электроснабжения газового комплекса России // Газовая промышленность, 2020, №8, С. 14-22.

Индексируемые SCOPUS и Web Of Science:

7. Domyshev A.V., Osak A., Zamula K. Flexible hierarchical system of automatic voltage control // EPJ Web of Conferences. 2019. С. 01002.
8. Domyshev A.V., Sidorov D., Panasetky D., Ju P., Wu F., Sun Y. Optimal power flow calculation using BFGS-based optimisation scheme // 2nd IEEE Conference

on Energy Internet and Energy System Integration, EI2 2018 - Proceedings 2. 2018. С. 8582375.

9. Mahfoud R.J., Sun Y., Alkayem N.F., Domyshev A.V., Panasetzky D., Sidorov D. Power losses minimization in radial distribution networks by capacitor allocation using hybrid evolutionary computation technique // 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration, EI2 2018 - Proceedings 2. 2018. С. 8582451.

Главы в монографиях:

10. Domyshev A. et al. Resilient future energy systems: smart grids, vehicle-to-grid, and microgrids // Solving Urban Infrastructure Problems Using Smart City Technologies, edited by Vacca J. – Elsevier. – С. 571-597.
11. Домышев А.В., Осак А.Б., Панасецкий Д.А. Методы и подходы построения комплекса автоматического иерархического управления источниками реактивной мощности в нормальных и послеаварийных режимах ЭЭС // Иерархическое моделирование систем энергетики, отв. ред. Воропай Н.И., Стенников В.А. – Новосибирск: Академическое изд-во «Гео», 2020. С. 263-271.
12. Воропай Н.И., Домышев А.В., Осак А.Б. Анализ условий функционирования будущих электроэнергетических систем // Обоснование развития электроэнергетических систем: методология, модели, методы, их использование. – Новосибирск: Наука, 2015 – С. 328-335.
13. Воропай Н.И., Домышев А.В., Жуков А.В., Осак А.Б., Курбацкий В.Г., Томин Н.В. Исследование режимной надежности ЭЭС // Комплекс интеллектуальных средств для предотвращения крупных аварий в электроэнергетических системах. – Новосибирск: Наука, 2016 – С. 75-121.
14. Воропай Н.И., Домышев А.В., Непомнящий В.А. Модели и методы исследования режимной надежности электроэнергетических систем // Надежность систем энергетики: Проблемы и методы их решения, отв. ред. Воропай Н.И. – Новосибирск: Наука, 2014 – С. 57-73.

Прочие:

15. Домышев А.В. Оценивание состояния ЭЭС с использованием глубокого обучения // XIII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2019 Сборник трудов XIII Всероссийского совещания по проблемам управления ВСПУ-2019. Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. 2019. С. 2107-2113.

16. Домышев А.В. Нейро-аналитические сети для оценивания состояния и прогнозирования параметров ЭЭС, Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики // Международный научный семинар им. Ю.Н.Руденко, 91-е заседание семинара на тему «Методические и практические проблемы надежности систем энергетики», в 2-х книгах. Отв. ред. Н.И. Воропай. 2019. С. 295-304.
17. Томин Н.В., Курбацкий В.Г., Домышев А.В. Разработка интеллектуальной системы поддержки принятия решений "Искусственный диспетчер" на базе технологии глубокого машинного обучения с подкреплением // Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики Международный научный семинар им. Ю.Н.Руденко, 91-е заседание семинара на тему «Методические и практические проблемы надежности систем энергетики», в 2-х книгах. Отв. ред. Н.И. Воропай. 2019. С. 305-314.
18. Домышев А.В., Осак А.Б., Панасецкий Д.А. Методы и подходы построения комплекса автоматического иерархического управления источниками реактивной мощности в нормальных и послеаварийных режимах ЭЭС // Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики Международный научный семинар им. Ю.Н.Руденко, 91-е заседание семинара на тему «Методические и практические проблемы надежности систем энергетики», в 2-х книгах. Отв. ред. Н.И. Воропай. 2019. С. 315-323.
19. Домышев А.В. Оценивание состояния ЭЭС с использованием глубокого обучения // Прикладные задачи математики Материалы XXVI международной научно-технической конференции. Севастоп. гос. ун-т; науч. ред. С.О. Папков. 2018. С. 183-184.
20. Домышев А.В. Применение метода оптимизации BFGS для оптимизации режимов электроэнергетических систем // Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики Международный научный семинар им. Ю.Н. Руденко: В 2-х книгах. Ответственный редактор Воропай Н.И.. 2018. С. 150-158.

Отпечатано в типографии "Дубль Принт",
664046, г. Иркутск, ул. Волжская 14, оф.112.

Заказ 1467. Тираж 100 экз.