



**Некоммерческое партнерство
«НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ СОВЕТ
Единой энергетической системы»**



Основана в 1724 году

**Российская Академия Наук
Научный совет РАН по системным
исследованиям в энергетике**

УТВЕРЖДАЮ

Президент НП «НТС ЕЭС»,
д.т.н., профессор

Н. Д. Роголев

ПРОТОКОЛ

совместного заседания Научно-технического совета НП «НТС ЕЭС»,
секции «Активные системы распределения электроэнергии и распределённые
энергетические ресурсы» НП «НТС ЕЭС» и Секции по проблемам НТП в
энергетике Научного совета РАН по системным исследованиям в энергетике
на тему: **«Мультиагентное оптимальное управление электрическими сетями
с активными потребителями и возобновляемыми источниками энергии»**

28 сентября 2021 г.

№ 4/21

г. Москва

Заседание подготовлено секцией «Активные системы распределения
электроэнергии и распределённые энергетические ресурсы» НП «НТС ЕЭС»
(председатель Секции д.т.н. **Илюшин П.В.**)

Присутствовали: члены секции «Активные системы распределения
электроэнергии и распределённые энергетические ресурсы», члены Научно-
технического совета НП «НТС ЕЭС», ФГБОУ ВО «НИУ МЭИ», АО «НТЦ ФСК
ЕЭС», НИК С6 РНК СИГРЭ, ФГБУН «ИСЭМ СО РАН», ФГБУН «ИНЭИ РАН»,
Комитета ВИЭ РосСНИО, ГБОУ ВО «Нижегородский государственный
инженерно-экономический университет», ФГБОУ ВО «Новосибирский
государственных технический университет», ФГАОУ ВО «Иркутский
национальный исследовательский технический университет», ФГАОУ ВО
«Балтийский федеральный университет имени Иммануила Канта», Общевойсковой
академии ВС РФ, ООО «Инженерный центр «Энергосервис», ФГБОУ ВО
«Нижегородский ГТУ им. Р.Е. Алексеева», ООО «ЛУКОЙЛ-ЭНЕРГОСЕТИ»,
ООО «РТСофт-СГ», всего 38 человек.

Со вступительным словом выступил председатель секции «Активные
системы распределения электроэнергии и распределённые энергетические

ресурсы» (АСРЭ и РЭР) НП «НТС ЕЭС», руководитель Центра интеллектуальных электроэнергетических систем и распределённой энергетики ФГБУН «Институт энергетических исследований РАН», д.т.н. **Илюшин П.В.**

Во вступительном слове Илюшин П.В. отметил, что тематика доклада является актуальной, так как всё большее число промышленных и непромышленных потребителей становятся активными, т.е. могут изменять собственное электропотребление во времени, реагируя на сигналы оптового рынка электроэнергии. Это обусловлено как внедрением собственных объектов распределённой генерации, так и автоматизированных систем управления технологическими процессами. Кроме того, в рамках реализации государственной политики в сфере повышения энергетической эффективности электроэнергетики осуществляется поддержка проектов сооружения генерирующих объектов на основе возобновляемых источников энергии (ВИЭ). Эти генерирующие объекты в виде ветровых и солнечных электростанций интегрируются в распределительные сети среднего и высокого напряжения.

Представленные в докладе алгоритмы и разработки реализованы в программно-вычислительном комплексе АНАРЭС, который в настоящее время активно совершенствуется коллективом авторов.

С докладом **«Мультиагентное оптимальное управление электрическими сетями с активными потребителями и возобновляемыми источниками энергии»** выступил **Домышев А.В.**, к.т.н., научный сотрудник Отдела электроэнергетических систем Института систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН, руководитель разработки ПВК «АНАРЭС».

Основные положения доклада приведены ниже.

В работе рассматривается вопрос оптимального управления нормальными электрическими режимами электроэнергетических систем (ЭЭС) при наличии значительного количества элементов, режим которых является стохастическим во времени, устройств распределённого управления, таких как активные потребители, включая агрегаторов управления спросом, и объекты ВИЭ. Существующие в настоящее время технические решения для оптимального управления электрическими режимами не в полной мере удовлетворяют новым обстоятельствам. Для оптимального управления электрическими режимами в ЭЭС требуются быстродействующие модели, которые вместе с тем позволяют обеспечивать прогнозирование режимов на временной горизонт около суток.

Отдельным направлением исследований, рассматриваемом в докладе, является мультиагентное управление электрическими режимами. Актуальной в настоящее время задачей в этом направлении является математическое обоснование построения оптимальной структуры мультиагентного управления. Существующие методы мультиагентного управления, как правило, ограничиваются оптимизацией передачи информации между агентами.

С учетом стохастического поведения ЭЭС задача оптимизации в общем виде может быть записана как

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

где T_p – глубина учёта прошлых моментов времени, T_f – горизонт времени, на который имеется прогноз изменения параметров режима $y(t)$.

Здесь, в отличие от статической постановки оптимизационной задачи, минимизируют функционал на заданном интервале времени. В данной постановке учитывается вероятностная составляющая $\xi(t)$, отражающая стохастическое поведение ЭЭС. Учёт вероятностной составляющей возможен через её математическое ожидание в каждый момент времени $\mathbb{E}(\xi(t))$. В общем виде решение данной задачи вычислительно сложно, так как она является большеразмерной, невыпуклой и с наличием вероятностных величин.

Укрупненная классификация методов оптимального управления нормальными режимами ЭЭС приведена на рис. 1. Методы планирования режимов, в том числе с учётом вероятностного характера параметров режима, достаточно хорошо проработаны. Для управления же в темпе процесса требуются быстродействующие методы оптимизации с учётом изменения параметров режима во времени, то есть методы динамической оптимизации.



Рисунок 1. Классификация методов оптимального управления нормальными режимами

Оптимальное управление электрическими сетями при наличии активных потребителей и объектов ВИЭ целесообразно проводить с помощью двухуровневой архитектуры управления. На нижнем уровне решается задача оптимального управления, учитывающая технологические особенности объектов ВИЭ и локальные алгоритмы управления. На верхнем уровне решается задача оптимизации в темпе процесса на модели в которой объекты ВИЭ и активные потребители представлены стохастическими величинами.

Управление на уровне объектов ВИЭ достаточно хорошо проработано и, в первую очередь, определяется технологией производства электроэнергии. Так, для ветровой электростанции на этом уровне решаются следующие задачи: управление механической энергией вращения отдельных ветроэнергетических установок (регулирование срыва потока, активное регулирование срыва потока, регулирование по тангажу), регулирование выдачи мощности в ЭЭС, групповое оптимальное управление ветровой электростанцией. Для солнечной электростанции решаются задачи: оптимального управления напряжением на фотоэлектрических модулях; регулирование выдачи мощности в ЭЭС; групповое оптимальное управления солнечной электростанцией.

Схема работы алгоритма оптимального управления на верхнем уровне представлена на рис. 2. Данная архитектура алгоритмов управления была применена в комплексе интеллектуального управления напряжением в Магаданской энергосистеме. Динамическая оптимизация нормальных электрических режимов ЭЭС в темпе процесса основана на результатах прогнозирования режимов.

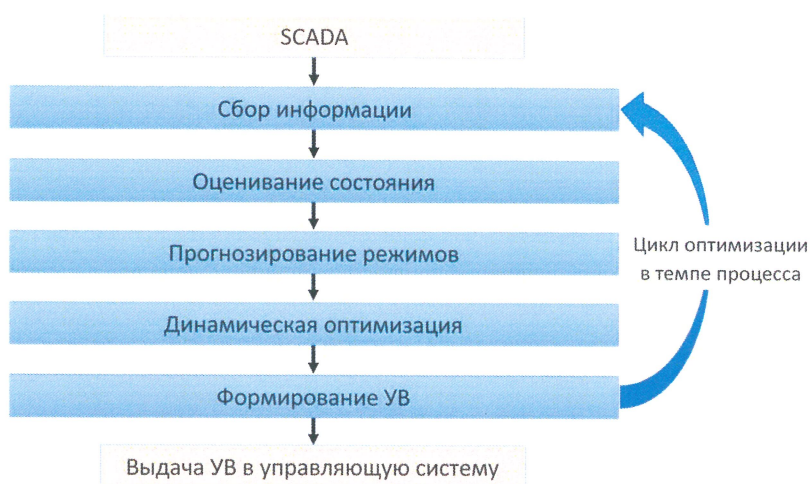


Рисунок 2 – Общая структура алгоритма оптимизации при оперативном и автоматическом управлении режимами

Для анализа возможности прогнозирования режимов на основе данных, получаемых из SCADA-системы, был проведен анализ архива измерений достаточно крупной энергосистемы (рис. 3).

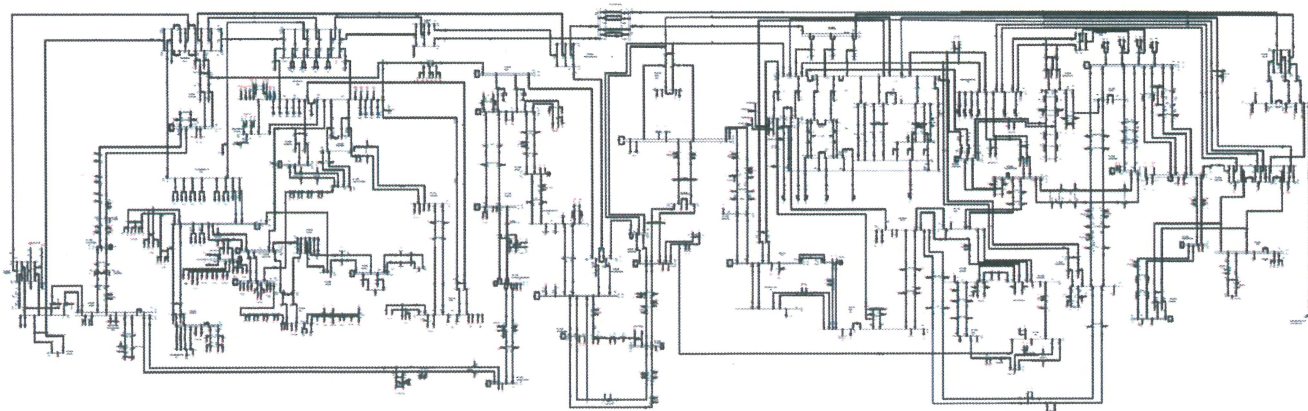


Рисунок 3 – Схема энергосистемы исследуемой для анализа возможности прогнозирования

Рассматриваемая модель энергосистемы включает электрические сети напряжением 110 – 500 кВ. Количество узлов/ветвей в модели электрической сети составляет 1248/1481 соответственно. Генерирующие установки в модели в основном заданы узлами того напряжения, на котором фактически работают рассматриваемые генераторы (6 – 15 кВ). Некоторая генерация представлена в виде эквивалентных генераторов на шинах высокого или среднего напряжения. Нагрузка в основном задана на низкой стороне силовых трансформаторов или на отпайках линий электропередачи. Генераторных узлов в модели – 486, нагрузочных – 485. Стохастическое поведение имитировалось увеличенной дисперсией измеренной мощности нагрузки. Использовалось представление изменения электрических режимов во времени как динамической системы во времени с неизвестным законом движения в фазовом пространстве системы. Для реконструкции странного аттрактора системы в фазовом пространстве на основании измерений одного из параметров режима использовалась теорема Такенса. Для определения максимального показателя Ляпунова на основе конечного ряда измерений использовался алгоритм Розентейна и программный пакет анализа нелинейных временных рядов TISEAN.

Выполненные расчёты ожидаемо показали хаотичность рассматриваемого процесса. Максимальный показатель Ляпунова на данных реальной ЭЭС составил 2,238. Оценить скорость генерации информации в ряде измерений можно по значению средней взаимной информации

$$I_{AB} = \sum_{a_i, b_i} P_{AB}(a_i, b_i) \log_2 \left(\frac{P_{AB}(a_i, b_i)}{P_A(a_i)P_B(b_i)} \right),$$

где a_i – событие из множества A ; b_i – событие из множества B ; $P_A(a_i)$ – вероятность события из множества A ; $P_B(b_i)$ – вероятность события из множества B ; $P_{AB}(a_i, b_i)$ – взаимная вероятность событий.

Первый явный минимум проявляется после 30-го среза измерений, что при периодичности измерений в 30 минут приближается к глубине среза в одни сутки. Для получения адекватного прогноза на один отсчёт времени на данном срезе необходимо применять модели, использующие в качестве входных данных архив глубиной не менее суток. Для прогнозирования на больший горизонт времени требуется еще больший объём входных данных. В качестве методов, формирующих сложные нелинейные зависимости на основе большого массива входных данных, можно использовать методы машинного обучения, и, в частности, искусственные нейронные сети (ИНС). Укрупненная классификация методов машинного обучения приведена на рис. 4.

В ряде научных работ по прогнозированию нагрузки ЭЭС проводилось сравнение результатов прогнозирования с применением ИНС и традиционных алгоритмов прогнозирования на основе регрессии. Прогнозирование с использованием ИНС показало лучшие результаты. В большинстве современных работ по краткосрочному прогнозированию нагрузки с использованием ИНС рассматриваются полносвязанные ИНС с достаточно малым количеством скрытых

слоёв. Классические рекуррентные нейронные сети (RNN) плохо справляются с ситуациями, когда необходимо выявить и запомнить долговременные тренды, а также они склонны к «переобучению».

Хорошие результаты в прогнозировании нагрузки дают факторизованные условно ограниченные машины Больцмана (FCRBM). Использование рекуррентных LSTM сетей для прогнозирования нагрузки позволяет получить результаты, не уступающие сетям FCRBM. При этом на основе сетей LSTM возможно построение глубоких сетей, что в свою очередь позволяет выявить более сложные зависимости в исходных данных.

В пользу выбора LSTM можно привести работу [Jozefowicz R., Zaremba W., Sutskever I. An empirical exploration of recurrent network architectures //International Conference on Machine Learning. – 2015. – С. 2342-2350], в которой проанализированы различные варианты RNN (в частности LSTM и GRU) и выявлено, что LSTM с применением технологии dropout дает лучший результат на всех тестах.

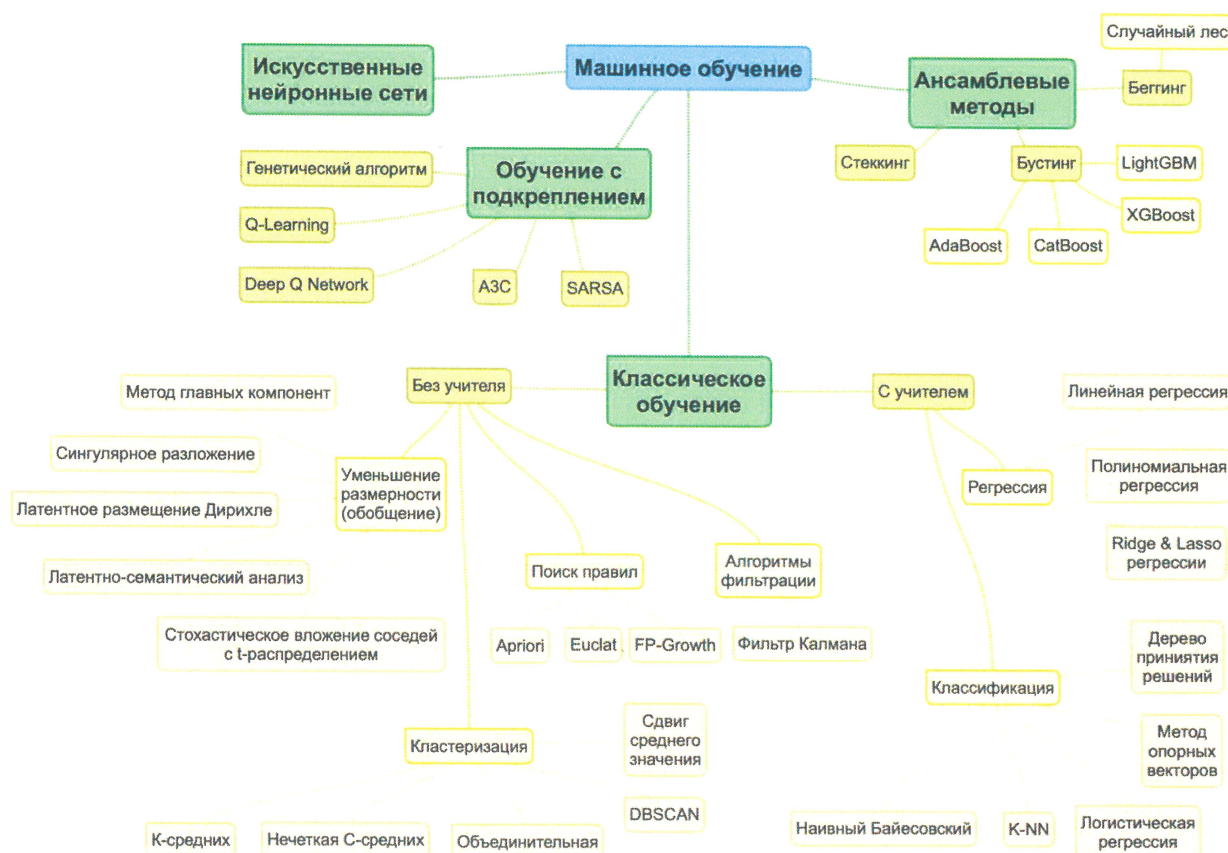


Рисунок 4. Классификация методов машинного обучения

Для учёта вероятностного характера исходных данных предложено применять Байесовский вариант ИНС с использованием метода Байесовского обратного распространения. Веса Байесовской нейронной сети инициализируются с использованием случайного значения. Если для скрытых слоев случайное значение задается стандартным распределением $r \sim \mathcal{N}(0,1)$, то для входного слоя нормальное распределение ограничено дисперсией измерений, являющихся входными данными для нейронной сети $r \sim \mathcal{N}(0, \sigma_x^2)$. Метод Байесовского обратного распространения позволяет получить апостериорное распределение весов

нейронной сети и соответственно вероятности для каждого прогнозного значения получаемого нейронной сетью.

Общий вид архитектуры ИНС, применяемой для прогнозирования представлен на рис. 5. Данная архитектура показывает хорошие результаты при прогнозировании небольшого количества взаимосвязанных параметров режима (до 10 для рассматриваемой ЭЭС). Для прогнозирования всех параметров режима на основе полного набора измерений на имеющейся рабочей станции не хватило ресурсов. Количество обучаемых параметров ИНС составляет 1 238 055 300. Количество входных параметров при этом было равно 4700. Количество прогнозируемых – 100.

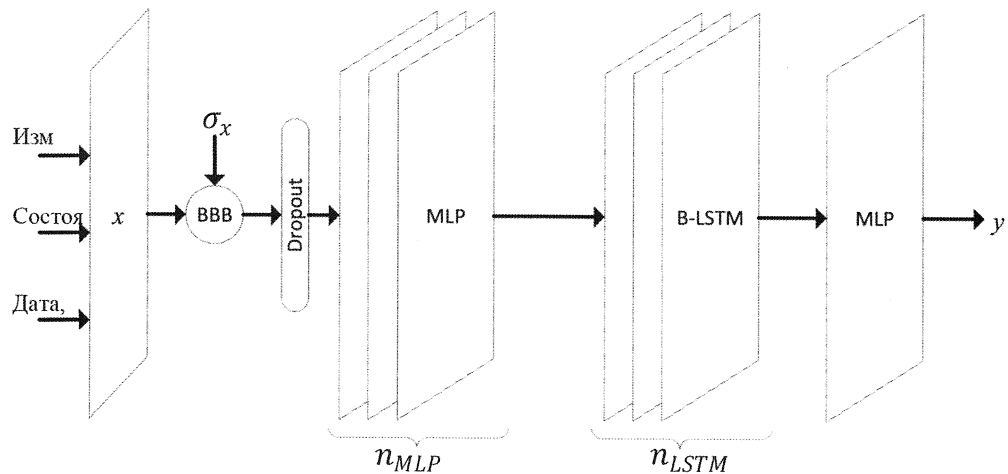


Рисунок 5. Архитектура ИНС для прогнозирования параметров режима

Для прогнозирования всех параметров режима была предложена архитектура искусственной нейро-аналитической сети, полученная путем кластеризации ИНС в соответствии с топологией сети по критерию электрической близости (рис. 6). Кластеры объединялись аналитическим слоем, в котором выполнялась одна итерация расчёта установившегося режима для обеспечения условия баланса мощности. Такая архитектура позволила получить необходимое качество прогноза. Количество обучаемых параметров (скрытых параметров ИНС) составило 567 200. Общее количество независимых параметров необходимых для расчета режима – 220. Среднеквадратичное отклонение по всем прогнозируемым параметрам составило 0,0836, а среднее абсолютное отклонение – 0,191.

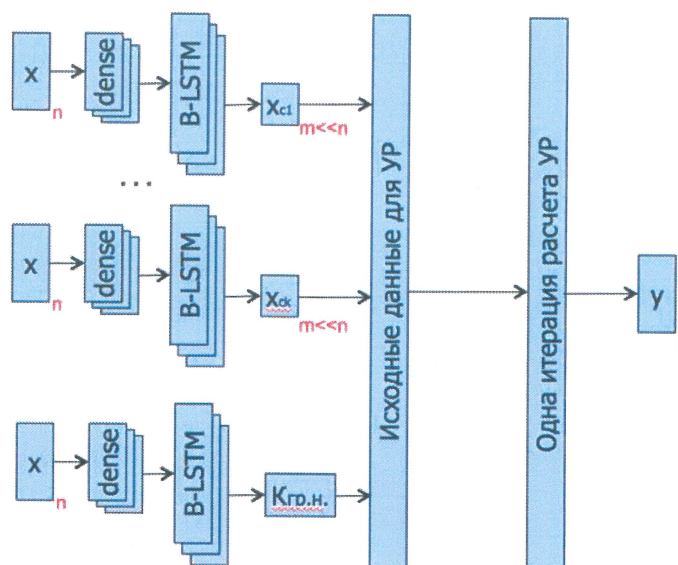


Рисунок 6. Архитектура ИНС для прогнозирования параметров режима

В докладе приведены особенности методов оптимизации, применяемых в электроэнергетике.

Статическая оптимизация

Особенности: период оптимизации достаточно большой (в среднем раз в месяц), так как проводится для типовых планируемых режимов. Основной подход, используемый в настоящее время на практике.

Преимущества: хорошо проработанные эффективные методы оптимизации, в том числе в вероятностной постановке.

Недостатки: большой период оптимизации, в результате чего полностью используются технические возможности по управлению режимами.

Динамическое программирование

Особенности: применение для процессов, обладающих Марковскими свойствами. Управление в темпе процесса на небольшой горизонт в будущем.

Преимущества: высокое быстродействие. Нет необходимости в отдельном методе прогнозирования.

Недостатки: применимо только для локальных задач оптимального управления.

Много-периодическая оптимизация методами релаксации

Особенности: работает на основе прогноза. Использование эффективных методов статической оптимизации для двойственной задачи.

Преимущества: в результате находится обоснованный минимум.

Недостатки: ограничено небольшим объемом решаемой задачи (до 100 узлов). Возможны ситуации вырожденности Якобиана при решении двойственной задачи. Применяются для оптимизации задач с непрерывной целевой функцией и с учетом ограничений.

Стохастические методы много-периодической оптимизации

Особенности: работают на основе прогноза. Используют универсальные методы стохастической оптимизации с учётом времени.

Преимущества: простые интуитивно-понятные алгоритмы. Возможность

решения большого спектра оптимизационных задач.

Недостатки: большая вычислительная сложность для немарковских процессов. Поэтому применение ограничено локальными задачами небольшого объёма.

Сформулирована задача динамической оптимизации с учетом стоимости управляющих воздействий

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

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} представлен на рис. 7. 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.

Наличие в целевой функции зависимости от времени применения предыдущих управляющих воздействий делает процесс оптимизации немарковским процессом. Так как «стоимости» воздействий и зависимости «стоимости» от времени для разных устройств различны (например РПН силовых трансформаторов допускается переключать редко, а изменять режим работы управляемого шунтирующего реактора возможно часто), то отстроиться от таких воздействий и вернуть процессу оптимизации Марковские свойства не получится.

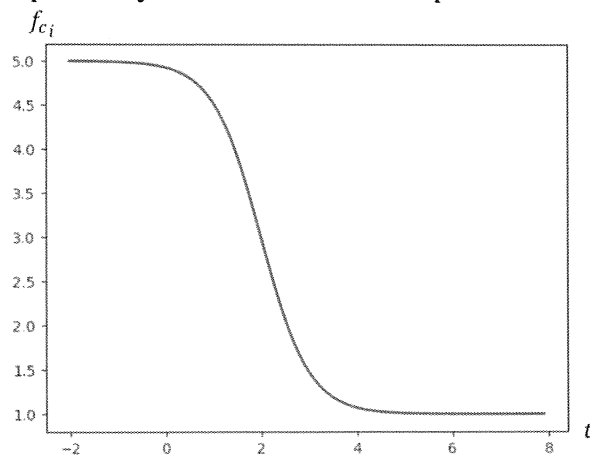


Рисунок 7. Пример функции стоимости управляющего воздействия

Разработан алгоритм стохастической оптимизации динамического процесса, позволяющий эффективно определять набор оптимальных воздействий с учётом 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 воздействий 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 объёму 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 ещё одна точка притяжения. Кроме оптимального значения, найденного самой частицей, и глобального оптимума, найденного всем роём 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.

Описанное решение задачи оптимального управления режимами ЭЭС – централизованное. Далее была рассмотрена возможность мультиагентного решения задачи оптимального управления нормальными режимами.

Если, как в рассматриваемом случае, может быть сформулирована общая целевая функция системы, то целевую функцию можно записать, как

$$f(x(u, c))$$

где x – вектор состояния системы; c – свободные переменные; u – управляющие воздействия.

Структура мультиагентной системы управления может быть представлена направленным графом, узлами которого являются подстанции, где потенциально можно осуществлять управление режимами, а ребра – каналы связи, которые, обычно можно принять совпадающими с линиями электропередачи (рис. 8). Наличие дополнительных каналов связи не меняет математическую постановку задачи, но должно быть учтено при построении маршрутов передачи данных.

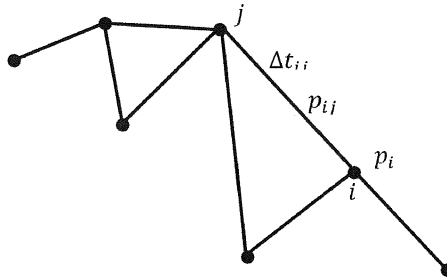


Рисунок 8. Структура взаимодействия агентов в мультиагентной системе управления

Если была бы возможность получать в одной точке всю информацию о работе ЭЭС, то наилучшим было бы централизованное управление ею, так как в этом случае можно использовать наиболее полную модель. Однако в реальности существуют факторы, которые могут приводить к необходимости мультиагентного управления, а именно: задержки в передаче информации Δt_{ij} ; ненулевая «стоимость» вычисления в узле p_i ; «стоимость» передачи информации p_{ij} . Под стоимостью здесь понимаются как затраты на организацию каналов связи и установку оборудования, так и эксплуатационные затраты. Удельные капитальные затраты в единицу времени могут быть получены делением на срок службы.

Для построения оптимальной структуры мультиагентного управления ЭЭС при известной целевой функции для всей ЭЭС необходимо определить места размещения агентов управления и охватываемую каждым из агентов часть электрической сети, а также оптимальный алгоритм взаимодействия между ними.

Были рассмотрены существующие методы координации мультиагентного управления. Наибольшее распространение получили кооперативные (консенсусные) алгоритмы мультиагентного управления, основная идея которых заключается в том, что каждый агент перемещается в пространстве управляющих воздействий $u \in R^m$ (m – количество управляющих воздействий) в направлении средневзвешенного состояния своих соседей:

$$u_i(t) = \sum_{j=1}^n a_{ij}(t)(x_j(t) - x_i(t))$$

где a_{ij} – коэффициент смежности между агентами i и j ; t – время.

Имеются хорошие результаты в применении кооперативного мультиагентного управления для сетей с фиксированной топологией, которые учитывают задержки в передаче данных, например при реализации вторичного регулирования напряжением в электрической сети.

Следует отметить, что кооперативное управление не учитывает того, что общая целевая функция оптимального управления всей системой не является средневзвешенной функцией от целевых функций составляющих её подсистем. Для решения задачи скоординированного управления агентами разработан подход формационного управления мультиагентной системой. Формационное управление заключается в преобразовании решения, полученного агентами таким образом, чтобы оно удовлетворяло целям всей системы

$$u_i(t) = \sum_{j=1}^n a_{ij}(t)f(x_j(t) - x_i(t), t).$$

В качестве функции f может быть матричный сдвиг в направлении общего тренда движения системы, движение за лидером и др. Перечисленные методы мультиагентного управления предполагают неизменную конфигурацию расположения агентов в системе. Оптимизация системы управления ограничивается настройкой влияния отдельных агентов на общее решение и оптимизацию маршрутов передачи информации.

Предложено построение оптимальной системы мультиагентного управления при условии, что может быть сформулирована единая целевая функция. Агенты в мультиагентной системе управления при этом используют одинаковые целевые функции, аналогичные глобальной.

Для построения оптимальной конфигурации мультиагентного управления необходимо разбить системы на кластеры, находящиеся под управлением отдельного агента таким образом, чтобы обеспечивался следующий минимум:

$$\min_{m, N_c} \left(\sum_{i \in N_c} p_{im} + p_m + I(N_c) \right)$$

где m – медоид кластера; N_c – набор вершин кластера (все вершины в пределах кластера образуют связанный граф); p_{im} – стоимость доставки информации из вершины i в m ; стоимость организации вычислений в узле, соответствующем вершине m . Зависимостью стоимости вычислений от объёма модели, использующейся агентом, можно пренебречь, так как современные промышленные компьютеры в средней конфигурации могут быть использованы для работы с достаточно большими моделями электрической сети.

Составляющая минимизируемой функции $I(N_c)$ – это показатель, характеризующий насколько адекватно агент соответствующего кластера участвует в решении общей задачи оптимального управления системой («показатель информированности» агента). Этот показатель учитывает наблюдаемость системы на уровне кластера, задержку в передаче информации, а

также насколько решение оптимизационной задачи в рамках кластера решает оптимизационную задачу всей системы. Чем выше значение показателя I , тем меньше информированность агента. Данный показатель можно представить в виде двух составляющих

$$I(N_c) = I_c = \text{cond}(H_c^T R_c^{-1} H_c)^{-1} + J_c.$$

Первый член в данном уравнении определяет условия наблюдаемости модели электрической сети кластера c

$$H_c = \frac{\partial z_c}{\partial x_c}.$$

где z_c – измерения доступные в кластере; x_c – вектор состояния модели электрической сети кластера; R_c – диагональная матрица дисперсий ошибок измерений

$$R_c = \text{diag}\{r_{c1}, r_{c2}, \dots, r_{cnc}\}.$$

Учёт задержек в передаче информации по каналам связи может быть косвенно выполнен через дополнительное увеличение дисперсии измерений

$$r_{ci} = \sigma_i^2 + \text{mean}(z_i(t) - z_i(t + \tau))^2$$

где mean – скользящее среднее значение квадрата отклонения получаемого измерения от актуального, возникающее из-за задержки передачи данных τ .

Второй член уравнения характеризует, насколько оптимизация одним агентом соответствует оптимизации всей системы. Для определения J_c построим поле усредненного градиента $\nabla f(U)$ целевой функции в пространстве полного набора доступных управляющих параметров для всей системы U .

Поле усредненного градиента вычисляется в серии расчетов оптимизации от начальных условий, в которых свободные параметры задаются как

$$S = S + \xi; \xi \sim \mathcal{N}[0; \sigma_s^2]$$

где σ_s^2 – дисперсия свободных параметров.

Составляющая функции информированности J_c , показывающая насколько отдаляется оптимизация только одного кластера от поля усредненного градиента вычисляется следующим образом

$$J_c = \sum_{i \in N_c} \left| \frac{\partial f}{\partial u_i} - \frac{\partial f_c}{\partial x_{ci}} \right|$$

То есть, определяется суммарное расстояние между составляющими градиента, входящими в данный кластер.

При выделении кластеров на графе, представляющем электрическую сеть, приходится сталкиваться с тем, что количество кластеров заранее неизвестно. Алгоритмы кластеризации, такие как алгоритм k-средних или k-медоид, требуют задания количества кластеров до начала расчёта. Кроме того, необходимо учитывать не просто близость вершин графа к центру кластера, но и вес граней, связывающих вершины кластера.

Для кластеризации графа предлагается алгоритм, основанный на агломеративной кластеризации. Начальное состояние задается таким образом, что каждая вершина графа принимается тривиальным кластером. Объединение кластеров происходит в процессе движения по графу при условии, что суммарная оптимизируемая функция становится меньше при объединении кластеров

$$\min_{\{m_c\}, \{N_c\}} E = \sum_{N_c \in \{N_c\}} (\sum_{i \in N_c} p_{im} + p_m + I(N_c)) .$$

Для исключения «застывания» процесса оптимизации в локальном минимуме предлагается применить эвристический метод оптимизации, а именно метод имитации отжига.

Предлагаемая методика формирования мультиагентной структуры оптимального управления ЭЭС может быть применена для различных целевых функций оптимизации. В настоящий момент она реализована на базе программно-вычислительного комплекса АНАРЭС.

Для формирования поля усреднённого градиента используются реализованные в комплексе АНАРЭС методы оптимизации, а именно метод градиентного спуска и метод L-BFGS-B. Среднее время работы метода оптимизации на данных достаточно крупной энергосистемы (Иркутской энергосистемы) составляет около 120 мс, что позволяет сформировать оптимальную структуру мультиагентного управления за приемлемое время.

Представленные результаты исследования выполнены с целью применения мультиагентного управления для автоматического управления напряжением и реактивной мощностью в Магаданской энергосистеме для внедрения их в разработанный программно-аппаратный комплекс.

В обсуждении доклада и прениях выступили

Рабинович М.А., Воротницкий В.Э. (АО «НТЦ ФСК ЕЭС»), Гусев Ю.П., Тягунов М.Г., Хазиахметов Р.М. (ФГБОУ ВО НИУ «МЭИ»), Фишов А.Г. (ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный технический университет»), Беляев Н.А. (АО «Техническая инспекция ЕЭС»), Суслов К.В. (ФГБОУ ВО «Иркутский национальный исследовательский технический университет»), Родионов А.В. (ООО «Инженерный центр «Энергосервис»), Гулиев Г.Б. (Азербайджанский технический университет), Кивчун О.Р. (ФГБОУ ВО «Балтийский федеральный университет имени Иммануила Канта»), Симонов А.В. (ООО «РТСофт-СГ»), Грибков С.В. (Комитет ВИЭ РосСНИО), Осак А.Б. (ФГБУН «ИСЭМ СО РАН»), Илюшин П.В. (НП «НТС ЕЭС», ФГБУН «ИНЭИ РАН»).

Рабинович М.А. – главный научный сотрудник АО «НТЦ ФСК ЕЭС», д.т.н. – отметил, что существуют известные оптимальные алгоритмы прогнозирования. Например, для стационарных процессов существуют алгоритмы Винера – Колмогорова, а для нестационарных процессов – фильтры Калмана. Такие алгоритмы дают оптимальную оценку при условии, что характер прогнозируемых процессов на этапе прогнозирования не меняет свои основные характеристики. Следовало бы аргументированно обосновать за счёт чего предложенные методы позволяют получить лучший результат.

Воротницкий В.Э. – главный научный сотрудник АО «НТЦ ФСК ЕЭС», д.т.н., профессор – указал на то, что в докладе подробно рассмотрены различные подходы и методы оптимизации электрических режимов в ЭЭС. При этом остается неясным, какие параметры оптимизируются. Он также обратил внимание на то, что если рассматривать мультиагентные системы, то задача оптимизации становится многоцелевой. При этом в сетях с объектами ВИЭ задача в меньшей степени будет оптимизационной, а больше будет связана с устойчивостью функционирования, надёжностью электроснабжения и качеством электроэнергии. Постановку задачи исследования следовало бы сместить в область применения объектов ВИЭ, то есть к мультиагентной постановке.

Гусев Ю.П. – заведующий кафедрой «Электрические станции» ФГБОУ ВО НИУ «МЭИ», к.т.н., доцент – обратил внимание на возможности и перспективы практического использования предлагаемой модели мультиагентного управления. Остался неясным вопрос о востребованности предлагаемых моделей управления в ЭЭС. Он также отметил, что при организации централизованного управления напряжением, в частности в Магаданской энергосистеме, необходимо учитывать её структуру, на основе чего определять целесообразность такого управления.

Тягунов М.Г. – профессор кафедры «Гидроэнергетики и возобновляемых источников энергии» ФГБОУ ВО НИУ «МЭИ», д.т.н., профессор – отметил, что можно ставить задачу в стохастической постановке, учитывая особенности объектов ВИЭ, а можно не применять в ЭЭС такие установки, а использовать установки с управляемой генерацией, т.е. совместно с системами накопления электрической энергии. При этом в ЭЭС останутся стохастические факторы, в большей степени определяемые поведением активных потребителей. Он также обратил внимание на то, что в озвученной автором постановке задачи предполагается непрерывность целевой функции и её дифференцируемость. Однако могут возникать ситуации множества экстремумов целевой функции и это следует учитывать при оптимизации. Он отметил перспективность темы научного исследования, а также то, что авторы поставили перед собой большую задачу, которая является крайне актуальной, поэтому работа над ней должна быть продолжена.

Хазиахметов Р.М. – профессор кафедры «Гидроэнергетики и возобновляемых источников энергии» ФГБОУ ВО НИУ «МЭИ», к.т.н. – отметил, что авторам следовало бы представить формулировку целевой функции в более четком виде с её обоснованием. Для распределительных сетей в качестве целевых функций может выступать и минимизация потерь электроэнергии и повышение

надёжности электроснабжения потребителей и др.

Фишов А.Г. – профессор кафедры «Автоматизированных электроэнергетических систем» ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный технический университет», д.т.н., профессор – отметил, что для начала было бы полезно сформулировать понятия мультиагентного управления. При наличии общей целевой функции можно говорить о централизованном и децентрализованном управлении, которое, в том числе, может выполняться мультиагентным методом в интересах одного субъекта с использованием интеллектуальных агентов. При мультиагентном управлении мы приходим к ситуации, когда единственного субъекта уже нет, а есть много субъектов со своими целями (электросетевые компании, генерирующие компании, филиалы СО ЕЭС, активные потребители, объекты ВИЭ и др.). В этом случае необходима многоцелевая оптимизация с решением компромиссной задачи. Агентов в этом случае объединяет только общий режим и общие правила взаимодействия. В настоящее время мы еще далеки от формулировки общих правил для ЭЭС и всех других субъектов. Он также обратил внимание на то, что поле применения мультиагентных систем достаточно широкое. Не отрицая представленных в докладе результатов, следует отметить, что само развитие и практическое применение мультиагентных алгоритмов требует сдвижки идеологии управления ЭЭС от централизованного управления в сторону децентрализованного мультиагентного управления.

Беляев Н.А. – начальник службы АО «Техническая инспекция ЕЭС», к.т.н. – задал вопрос по результатам стохастической оптимизации и их отличию от детерминированной постановки. Результатом стохастической оптимизации является математическое ожидание и распределение вероятности. Он также отметил, что было бы хорошо рассмотреть устойчивость метода прогнозирования к редким аномальным событиям в электрической сети (отказы, массовые социальные явления и др.).

Суслов К.В. – заведующий кафедрой «Электроснабжение и электротехника» ФГАОУ ВО «Иркутский национальный исследовательский технический университет», д.т.н. – задал вопрос о том, насколько будет точный прогноз режима для Магаданской энергосистемы. Он отметил, что при формировании прогноза следует учитывать состав оборудования в ЭЭС.

Родионов А.В. – начальник отдела аналитики и обработки данных ООО «Инженерный центр «Энергосервис», к.т.н. – отметил, что необходимо учитывать аппаратные требования к системе сбора и передачи данных при проектировании мультиагентной системы. Он обратил внимание на то, что если говорить о прогнозировании режимов ЭЭС в темпе процесса, то следует учитывать ошибку прогноза для последующего его улучшения.

Гулиев Г.Б. – декан факультета «Энергетика и автоматика» Азербайджанского технического университета, к.т.н. – отметил, что при прогнозировании использовался метод, основанный на искусственных нейронных сетях. Однако есть и другие методы краткосрочного прогнозирования, например ARMA. Следовало бы привести сравнение результатов прогнозирования с использованием предлагаемой мультиагентной системы и широко применяемых

авторегрессионных методов.

Кивчун О.Р. – доцент Института физико-математических наук и информационных технологий ФГАОУ ВО «Балтийский федеральный университет имени Иммануила Канта», к.т.н. – задал вопрос о том, что понимается под хаотичностью данных, а также о размерности выборки и способе выявления взаимосвязей в этой выборке. Он отметил, что было бы полезно рассмотреть возможность функционирования предлагаемой системы оптимального управления в изолированной ЭЭС, например Калининградской области, а также надёжность её работы при пропадании или недостоверности исходных данных.

Симонов А.В. – директор обособленного подразделения ООО «РТСофт-СГ» в г. Екатеринбурге – задал вопрос о том, как посчитать экономическую эффективность внедрения предлагаемой системы, например Магаданской энергосистемы.

Грибков С.В. – ученый секретарь Комитета ВИЭ РосСНМО, к.т.н. – отметил, что необходимо чётко формулировать вводимые термины: мультиагентность; многоагентность. Он обратил внимание на то, что в докладе обсуждался вопрос функционирования объектов ВИЭ в составе ЭЭС, при этом вопрос организации взаимодействия ЭЭС с отдельными субъектами рынка остался незатронутым. Остается открытым вопрос о границе обоснованных объёмов внедрения объектов ВИЭ в ЭЭС. В целом доклад представляет большой интерес и предлагается в рамках работы Секции собрать всех заинтересованных лиц, кто занимается вопросами мультиагентного управления, для выработки общей терминологии и целей.

Осак А.Б. – научный сотрудник Отдела электроэнергетических систем Института систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН – отметил, что сейчас управление режимами в Магаданской энергосистеме осуществляется полностью в ручном режиме с реализацией редких управляющих воздействий на оборудование, с целью обеспечения оптимальности (раз в сезон). При этом есть достаточно большой ресурс управления батареями статических конденсаторов и управляемыми шунтирующими реакторами, которые позволяют управлять режимами с большим быстродействием и эффективностью.

Илюшин П.В. – председатель секции «Активные системы распределения электроэнергии и распределенные энергетические ресурсы» НП «НТС ЕЭС», д.т.н. – отметил, что существует большая востребованность в моделях и средствах автоматического регулирования режимами на уровне распределительных сетевых компаний, осуществляющих присоединение к своим сетям объектов ВИЭ в большом количестве и объёмах. Такие как, например МРСК Юга, МРСК Урала (Оренбургэнерго). При этом критерием оптимальности в первую очередь будет выступать не экономичность, а устойчивость режима и надёжность электроснабжения потребителей.

С заключительным словом выступил д.т.н. **Илюшин П.В.**, председатель секции «Активные системы распределения электроэнергии и распределенные энергетические ресурсы» НП «НТС ЕЭС», руководитель Центра интеллектуальных электроэнергетических систем и распределённой энергетики ФГБУН «Институт энергетических исследований РАН».

Проведенное исследование и полученные результаты представляют значительный интерес для электроэнергетического сообщества в целом и электросетевых компаний в частности, учитывая всё более возрастающую роль Центров управления сетями.

Направление исследования имеет перспективы для дальнейшего развития и совершенствования. В работе используется достаточно сложный математический аппарат, что для решения поставленной задачи это оправдано.

В ходе обсуждения доклада было высказано достаточно большое количество рекомендаций и предложений, авторам необходимо их конструктивно рассмотреть и учесть в своей дальнейшей работе.

Озвученные при обсуждении вопросы, относящиеся к экономическому обоснованию целесообразности внедрения систем мультиагентного управления, необходимо проработать для возможности дальнейшей реализации проектов. В докладе, на примере реальной энергосистемы, была показана значительная экономия на потерях электроэнергии в сетях за счёт оптимального управления режимом по напряжению.

При принятии решения о внедрении предложенных систем мультиагентного управления должен учитываться экономический эффект на всем жизненном цикле, включая как капитальные, так и операционные (эксплуатационные) затраты. Для получения максимального эффекта от оптимального управления режимами требуется проведение модернизации находящегося в эксплуатации первичного оборудования и оборудования систем связи и передачи данных. Относить данные затраты в полном объёме на систему мультиагентного управления некорректно.

Целесообразно для оценки окупаемости учитывать непосредственные затраты на создание системы, а затраты на модернизацию первичного оборудования и оборудования систем связи и передачи данных учитывать в программе модернизации основных средств. Это оправдано, так как указанное оборудование будет не только управляться от внедряемой системы, но выполнять другие основные функции – обеспечение надёжной передачи и распределения электроэнергии потребителям региона.

Совместное заседание отмечает

1. Проведенное исследование и полученные результаты представляют значительный интерес для электроэнергетического сообщества в целом и электросетевых компаний в частности, учитывая все более возрастающую роль центров управления сетями.

2. Востребованность предлагаемого решения задачи оптимального управления электрическими режимами в условиях массового внедрения объектов на основе возобновляемых источников энергии и изменения поведения всё большего числа промышленных/непромышленных потребителей, которые становятся активными (могут изменять собственное электропотребление во времени, реагируя на сигналы оптового рынка электроэнергии), ежегодно возрастает. Требования по повышению энергоэффективности и энергосбережения в электрических сетях являются также актуальными и могут быть решены за счёт внедрения представленной системы.

3. Новизну математического аппарата, применяемого для решения задачи

оптимального управления режимами работы электрических сетей с объектами на основе возобновляемых источников энергии и активными потребителями.

4. Внедрение представленной архитектуры алгоритмов оптимального управления в комплексе интеллектуального управления напряжением в Магаданской энергосистеме.

5. Требуется дальнейшее развитие и совершенствование представленной системы с целью учёта противоречивости целевых функций агента и системы в целом, когда отсутствует возможность для формулирования единой целевой функции, а также динамических режимов энергосистемы.

Совместное заседание решило

1. Рекомендовать автору продолжить исследования и разработки в данном научном направлении с учётом особенностей задачи применительно к распределительным сетям с объектами ВИЭ и активными потребителями, а также различных интересов участвующих субъектов.

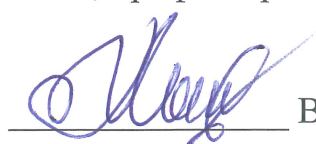
2. Рекомендовать автору представить результаты опытно-промышленной эксплуатации системы интеллектуального управления напряжением в Магаданской энергосистеме, а также новые разработки в области мультиагентного управления распределительными сетями среднего и высокого напряжения на одном из очередных заседаний секции «Активные системы распределения электроэнергии и распределённые энергетические ресурсы» НП «НТС ЕЭС».

3. Рекомендовать электросетевым компаниям, после реализации п. 1, рассмотреть возможность реализации пилотных проектов внедрения системы мультиагентного оптимального управления электрическими режимами в условиях массовой интеграции в сети объектов на основе возобновляемых источников энергии и активных потребителей.

4. Рекомендовать крупным/средним промышленным и непромышленным потребителям, после реализации п. 1, рассмотреть возможность внедрения системы мультиагентного оптимального управления электрическими режимами в сетях внутреннего электроснабжения при наличии объектов собственной генерации, резервных источников электроснабжения и систем накопления электроэнергии.

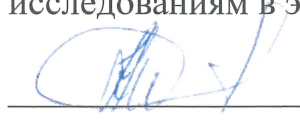
5. Рекомендовать региональным диспетчерским управлениям Системного оператора рассмотреть результаты реализации пилотных проектов внедрения системы мультиагентного оптимального управления электрическими режимами с целью тиражирования их применения в энергосистемах с большим количеством объектов на основе возобновляемых источников энергии и активных потребителей.

Первый заместитель Председателя
Научно-технической коллегии
НП «НТС ЕЭС»,
д.т.н., профессор



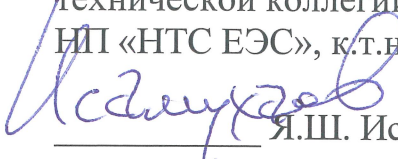
В.В. Молодюк

Председатель секции «АСРЭ и РЭР»
НП «НТС ЕЭС», ученый секретарь Секции
по проблемам НТП в энергетике
Научного совета РАН по системным
исследованиям в энергетике, д.т.н.

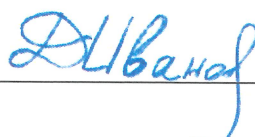


П.В. Илюшин

Ученый секретарь Научно-
технической коллегии
НП «НТС ЕЭС», к.т.н.


Я.Ш. Исамухамедов

Ученый секретарь секции «Активные
системы распределения ЭЭ и РЭР»
НП «НТС ЕЭС»


Д.А. Ивановский