

АКТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ СЕТЬЮ НА БАЗЕ КОНЦЕПЦИИ ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА¹

АВТОРЫ:

Н.В. ТОМИН,
К.Т.Н.

В.Г. КУРБАЦКИЙ,
Д.Т.Н.,
ИНСТИТУТ СИСТЕМ
ЭНЕРГЕТИКИ
ИМ. Л.А. МЕЛЕНТЬЕВА
СО РАН

В.А. БОРИСОВ

С.П. МУЗАЛЕВ,
ИРКУТСКИЙ НАУЧНЫЙ
ЦЕНТР СО РАН

Цифровой двойник реальной электрической сети позволяет реализовать точную модель электрической сети с двунаправленным автоматическим обменом данными. При постоянном взаимодействии

с физическим объектом (электрической сетью) такая модель осуществляет поиск оптимальной стратегии активного управления сетью. Таким образом осуществляется оптимизация локальной «умной» электрической сети, включающей ВИЭ.

Ключевые слова: распределительная электрическая сеть; цифровой двойник; машинное обучение; активное управление сетью; динамическая оптимизация; обучение с подкреплением.



Диспетчерский центр управления электрической сетью

ВВЕДЕНИЕ

Использование интеллектуальных счетчиков электроэнергии наряду с развитием телекоммуникаций и элементов интеллектуальных электрических сетей дает возможность повышения гибкости и оптимизации потребления, снижения потерь энергии в распределительных электрических сетях посредством применения различных адаптивных режимных решений, таких как целенаправленное воздействие на оборудование потребителя и/или изменение режима сети в реальном времени, когда это необходимо. Становится все более очевидным, что такие сети должны быть способны использовать расширенные возможности мониторинга и гибкости управления благодаря интеллектуальной работе распределенных систем контроля потребления мультэнергетических ресурсов (тепло, электричество, газ) в сочетании с инфраструктурой автоматизации и информационно-коммуникационными технологиями.

Эффективным решением этой проблемы может стать применение технологии цифрового двойника (ЦД; digital twin), под которым понимается

виртуальный прототип реального объекта, позволяющий проводить эксперименты и проверять гипотезы, прогнозировать поведение объекта и решать задачу управления его жизненным циклом. Согласно статье Е. Никитиной и соавт. [3], ЦД электрических сетей — это реализованная на базе специального программного обеспечения сверхразрешенная цифровая модель электрических сетей, способная оценивать надежность электроснабжения умного микрорайона и выявлять уязвимые места в его электрической сети, разрабатывать и визуализировать различные сценарии развития сети. Как отмечается в указанной статье [3], независимо от точности модели или данных останутся из-за ограничений в моделировании и сборе данных, что можно устранить в будущем.

Технологии машинного обучения и искусственного интеллекта (ИИ) могут реализовать эти улучшения путем более глубокого изучения нелинейных моделей электрических сетей. Например, в докладе Ф. Янша и соавт. [17] представлена общая

концепция включения методов обучения в ЦД. В статье Дж. Вана и соавт. [24] и статье А. Сапронова и соавт. [22] показано, как настраивают параметры ЦД с помощью машинного обучения для целей промышленности и электроэнергетики.

В статье авторы предлагают концепцию построения ЦД на базе методов обучения с подкреплением, которые позволяют реализовать точную цифровую модель электрической сети с двунаправленным автоматическим обменом данными, используемую для моделирования, оптимизации и управления. В этом случае данные, передаваемые из ЦД, являются управляющими воздействиями. В обратном направлении отправленные данные являются либо обновлениями состояния, либо сигналами обратной связи. Поскольку ЦД отслеживает всю информацию об анализируемой электрической сети, изменения в состоянии системы должны быть переданы в него для синхронизации. Сигналы обратной связи, которые отражают правильность действий управления, рассматриваются как вариант обновления состояния.

ЦИФРОВАЯ МОДЕЛЬ, ТЕНЬ И ДВОЙНИК [13]

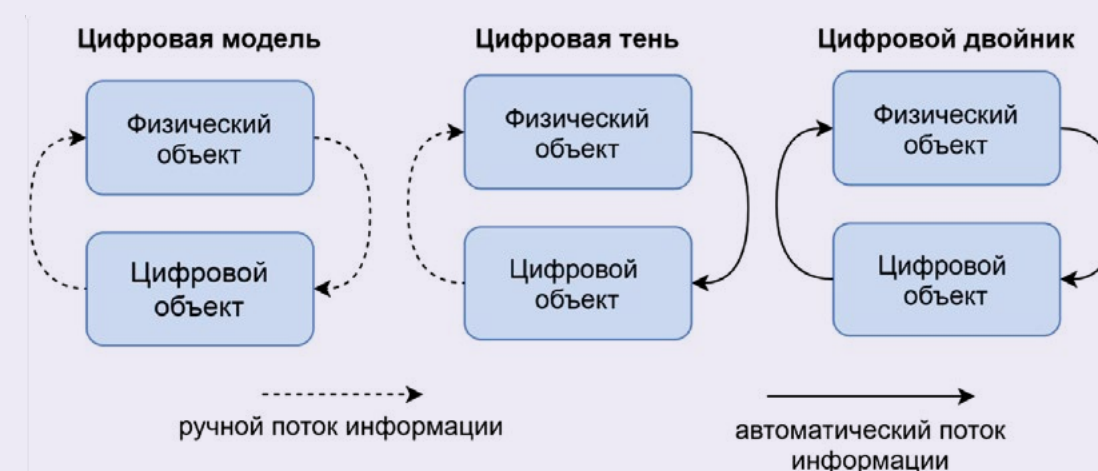


Рис. 1

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Государственного фонда естественных наук Китая в рамках научного проекта № 21-58-53049.

ЦИФРОВЫЕ ДВОЙНИКИ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СЕТЕЙ

В общем под ЦД понимают виртуальную интерактивную копию реального физического объекта или процесса, которая помогает эффективно управлять им, оптимизируя режимы его работы. Именно интерактивность отличает понятие ЦД от понятия «информационная модель изделия» (ИМИ) в соответствии с ГОСТом 2.053–2006 или понятия «цифровая модель». Важным определяющим признаком ИМИ является то, что между ней и физической системой не реализован автоматический обмен данными (рис. 1) [1].

При этом в литературе также встречается термин «цифровая тень» (digital shadow), под которым понимается цифровое представление объекта, имеющего односторонний поток между физическим и цифровым объектом. Изменение состояния физического объекта приводит к изменению цифрового объекта, а не наоборот. Например, когда система прогнозирования используется для подтверждения корректной эксплуатации энергетического оборудования в рамках гарантийного срока, то снимается большой объем технологической информации, который может рассматриваться как цифровая тень. И наконец, если данные передаются между существующим физическим объектом и цифровым объектом и они полностью интегрированы в обоих направлениях, это составляет эталонный ЦД (см. рис. 1). Важно отметить, что в отличие от ИМИ ЦД не ограничивается сбором данных, полученных во время разработки и изготовления продукта, а продолжает собирать и анализировать информацию в течение всего жизненного цикла реального объекта, например, с помощью устройств

АРХИТЕКТУРА ЦД ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ СЕТИ НА БАЗЕ ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ

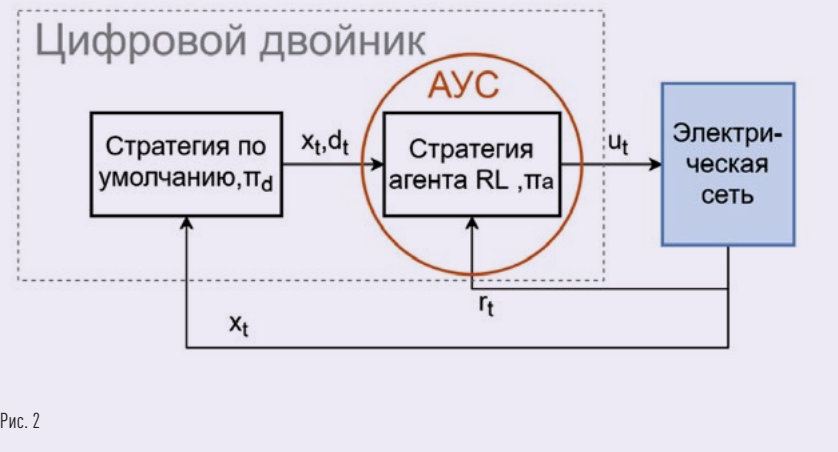


Рис. 2

интернета энергии в распределительной электрической сети [4].

Согласно данным И. Пешковой [4], почти половина крупных промышленных компаний в 2021 г. будет использовать технологию ЦД, чтобы повысить эффективность их работы на 10%. Уже сегодня в промышленности, и в частности, в энергетике, имеется множество практических примеров положительных эффектов от использования этой технологии. Например, интерактивный анализ данных с ЦД на одном из европейских нефтеперерабатывающих предприятий позволил предсказать сбой технологического компрессора за 25 дней до того, как он случился. В другом случае ЦД помог агрегировать в единый диспетчерский пункт 20 перерабатывающих и добывающих предприятий нефтегазового оператора ADNOC [4]. Компания Schneider Electric разрабатывает ЦД на Яйском нефтеперерабатывающем заводе, чтобы создать виртуальный тренажер для операторов и систему оперативного предотвращения аварийных ситуаций. В другом примере виртуальная модель техпроцессов станции на базе фактических харак-

теристик оборудования и исторических данных позволила Московской ТЭЦ-20 повысить эффективность своей работы на 4%. Это достигнуто за счет перераспределения нагрузок при изменении режима, краткосрочного планирования состава оборудования и оптимизации прогнозов суточных заявок на потребление тепла по критерию максимизации маржинальной прибыли [2].

Очевидно, что современные системы распределенной энергетики, включающие разнообразные энергоприемники, локальное генерирующее оборудование на возобновляемых источниках энергии (ВИЭ) и накопители электроэнергии, целесообразно организовывать на базе ЦД. Однако, как отмечается в докладе С.К. Андрушкевича и соавт. [7], технологиям построения ЦД присущи характерные недостатки, такие как потребность в громоздких дорогостоящих программных инструментах и высококвалифицированном персонале, что реализуемо в пока немногочисленных примерах ЦД энергосистем. В частности, в работах Дж. Ковальски [19] и С.П. Ковалева [18] приводятся следующие

проблемные вопросы применения ЦД в электрических сетях:

- нехватка интерпретируемых достоверных данных в стандартных машиночитаемых форматах;
- недостаток адекватных математических моделей и приборного оснащения;
- отсутствие ясности относительно автоматического сбора целостного ЦД большой энергосистемы из двойников составляющих, с учетом правил их соединения;
- медленное развитие технологии типа порождающего проектирования (generative design), позволяющего автоматически находить оптимальные проектные решения по энергоснабжению, что особенно остро ощущается в электрических сетях низкого уровня напряжения (0,4 кВ).

Отмеченные выше проблемы пытаются решить С.П. Ковалев [18]. Он предлагает модель ЦД для расчета оптимальной конфигурации гибридной системы энергоснабжения. Также им выполнена макетная программная реализация ЦД энергосистемы активного потребителя низкого напряжения на базе продуктов Nrgpack, Matlab Simulink и Homer PRO. Исследовательской группой Делфтского технического университета (Нидерланды) разработан ЦД электрической сети на базе цифрового симулятора реального времени (RTDS), который позволяет моделировать примерно четверть голландской энергосистемы. В этой модели присутствует возможность объединить в одно функциональное целое важнейшие элементы электросети, высоковольтные ЛЭП, солнечные и ветровые электростанции, системы накопления и распределения энергии. В частности, в работе С. Ганеша и соавт. [14] данная

модель ЦД была успешно протестирована для прямого управления напряжением в электрической сети напряжением 66 кВ, подключенной к оффшорной ветровой электростанции.

Как показывают некоторые исследования [11, 22], метод обучения с подкреплением позволяет решить ключевую проблему улучшения ЦД через обучение. Преимуществом этого метода является то, что созданная виртуальная среда может проходить через бесконечное количество повторений и сценариев с целью обучения агентов, которые запоминают все сложившиеся ситуации и выходы из них, давшие максимальное вознаграждение. Такой подход позволяет учесть специфику распределительных электрических сетей, когда имеет место большое количество элементов, которое может только возрастать (например, появление ВИЭ, накопителей, активных нагрузок).

КОНЦЕПЦИЯ ПОСТРОЕНИЯ ЦД ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ СЕТИ НА БАЗЕ ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ

ОБУЧЕНИЕ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ

Обучение с подкреплением построено в соответствии с тем, как обучаются различным навыкам люди и животные. Этот метод подразумевает обучение агента тому, что надо делать, как следует отображать ситуации в действии, чтобы максимизировать некоторый сигнал вознаграждения, принимающий числовые значения. При этом агенту не сообщают, какое действие следует предпринять, как это имеет место в большинстве методов машинного обучения. Вместо этого агент, пробуя

СОКРАЩЕНИЕ МОЩНОСТИ РАСПРЕДЕЛЕННОГО ГЕНЕРАТОРА

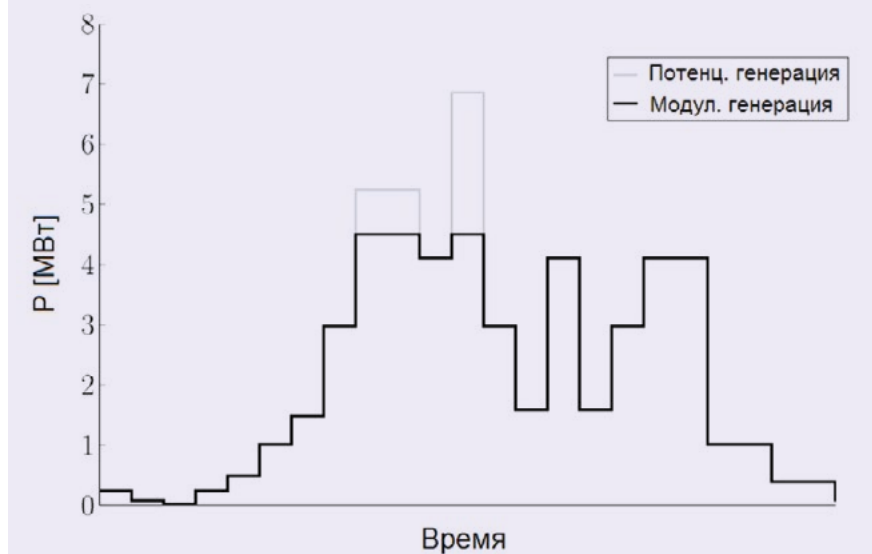


Рис. 3

выполнять различные действия, должен найти, какие из них принесут ему наибольшее вознаграждение [5].

Обучение с подкреплением — один из способов машинного обучения, в ходе которого испытуемая система (агент) обучается, взаимодействуя с некоторой средой. Откликом среды на принятые решения являются сигналы подкрепления. Среда обычно формулируется как марковский процесс принятия решений с конечным множеством состояний. Формально простейшая модель обучения с подкреплением состоит из множества состояний окружения S ; множества действий A и множества скалярных «выигрышей». В произвольный момент времени t агент характеризуется состоянием $x_t \in X$ и множеством возможных действий $u_t \in U(x_t)$, и, переходя в состояние x_{t+1} , получает вознаграждение r_t . Основываясь на таком взаимодействии со средой, агент, обучающийся с подкреплением, должен выработать стратегию $\pi: X \times U \rightarrow [0, 1]$, где $\pi(s, a)$ — веро-

ятность выбора действия $a \in A(S_t)$ в состоянии s . Данная стратегия максимизирует величину $R(x, u) = r_0 + r_1 + \dots + r_n$ в марковском процессе принятия решений. В этом исследовании мы рассматриваем формулировку задачи обучения с подкреплением, которая может быть свободна от динамики электрической сети, т. е. если состояние системы зависит от конкретной обрабатываемой части, но не зависит от выбранного действия для этой части, то следующее состояние уже определено. В такой постановке следующее состояние x_{t+1} не связано с x_t и u_t . Агент стремится изучить стратегию $\pi: X \rightarrow U$, которая удовлетворяет функции «состояния — действия»:

$$Q(x_t, u_t) = E[R(x_t, u_t)]. \quad (1)$$

ЦИФРОВОЙ ДВОЙНИК

Основываясь на постановке задачи обучения с подкреплением, мы модифицируем алгоритм улучшения ЦД

для электрических сетей, приведенный в работе К. Кронрата и соавт. [11]. Ядро предложенной модели — агент (потенциальный ЦД). Агент, постоянно взаимодействуя с физическим объектом (электрической сетью), ищет оптимальную стратегию для активного управления сетью (АУС), которая включает краткосрочные стратегии, позволяющие контролировать мощность, выдаваемую генераторами и/или потребляемую нагрузкой для предотвращения перегрузки или проблем с напряжением. Для простоты понимания на рис. 2 изображена схема архитектуры алгоритма.

ЦД наблюдает за состоянием x_t и принимает решение об управляющих действиях d_t на основе своей стратегии по умолчанию π_d . Алгоритм обучения с подкреплением учитывает как x_t , так и d_t . Затем он решает, применять действие d_t или собственное выработанное действие $u_t = \pi_u(x_t)$ к физической системе G (электросети). Затем система генерирует сигнал обратной связи

СВОДНАЯ ИНФОРМАЦИЯ ПО ТЕСТОВЫМ ПРИМЕРАМ РАССМАТРИВАЕМЫХ СХЕМ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СЕТЕЙ

Тестовый случай	17-узловая схема (реальная)			77-узловая схема (тестовая)		
	низкий	средний	высокий	низкий	средний	высокий
Узлы	17			77		
Линии	19			76		
Нагрузки	4			6		
Генераторы	16			53		
Контролируемые ОРС	5	7	11	12	22	31
Максимальный уровень гибкости, МВт	0,35	1,20	1,71	3,41	5,01	
Пиковая нагрузка, МВт	5			9		

Таблица 1

(вознаграждение) r_t и следующее состояние x_{t+1} , которое наблюдает ЦД. Вознаграждение используется для улучшения стратегии агента.

Благодаря наличию ЦД появляется доступ к стратегии по умолчанию π_d , которую можно рассматривать как своеобразный «совет учителя». Данная стратегия является исходной стратегией управления ЦД, прежде чем мы применим машинное обучение для компенсации неточностей модели. Она может быть неоптимальной, но, возможно, превосходит стратегию агента π_u в начальный период обучения. Это приводит к постановке так называемого безопасного обучения (safe reinforcement learning), когда мы получаем стратегию управления электрической сетью, которая позволяет обеспечить высокую надежность ее работы и избежать возможных катастрофических ошибок. В этом случае совокупное вознаграждение для агента ЦД при таком управлении может быть сформулировано следующим образом: для всех раундов t сумма вознаграждений r_u стратегии агента π_u должна быть больше или равна на долю α стратегии по умолчанию π_d .

Математически это записывается как $\sum_{t=0}^T r_u \geq (1 - \alpha) \sum_{t=0}^T r_d$.

Чтобы количественно оценить, насколько получаемая модель ЦД близка к реальному объекту (электрической сети), может быть использована функция вознаграждения r_u как относительная эффективность агента по сравнению со стратегией по умолчанию в метриках среднеквадратичной ошибки RMSE, а именно:

$$r_u \sim RMSE(x_t, u_t) / RMSE(x_t, d_t).$$

Важно заметить, что предложенный подход позволяет получить цифровые модели электрической сети или любого другого физического объекта с высокой реалистичностью даже в условиях невысокой избыточности измеряемых данных, например, при недостатке средств измерений, таких как интеллектуальные счетчики в электрических сетях, или ограничений по составу и дискретности таких измерений. Это подтверждается рядом исследований [15, 16]. Например, на базе метода

обучения с подкреплением были получены реалистичные цифровые модели потребителей (коммерческие и жилые здания городского энерго-района) без фактических исторических данных по электропотреблению таких зданий [15]. В другом примере знаменитая система AlphaGO Zero, в основе которой также лежит метод обучения с подкреплением, за 40 дней научилась играть в сложную логическую настольную игру GO лучше всех мировых игроков, зная только правила игры и не изучая выигрышные стратегии (т.е. человеческий опыт) [16].

В контексте создания ЦД электрической сети, согласно предложенному подходу (рис. 1), важным аспектом является корректное формирование среды состояний, наблюдений и доступных действий, описывающих динамику электрической сети. Именно в процессе исследования такой среды агент будет моделировать огромное количество возможных состояний системы и через обратные сигналы вознаграждения оценивать, насколько

ИЛЛЮСТРАЦИЯ РАБОТЫ ГИБКИХ СЕРВИСОВ НАГРУЗКИ (УПРАВЛЕНИЕ СПРОСОМ): А) МОДУЛЯЦИЯ СИГНАЛА ПОТРЕБЛЕНИЯ ($T_d = 9$); Б) ВЛИЯНИЕ СИГНАЛА МОДУЛЯЦИИ НА ПОТРЕБЛЕНИЕ

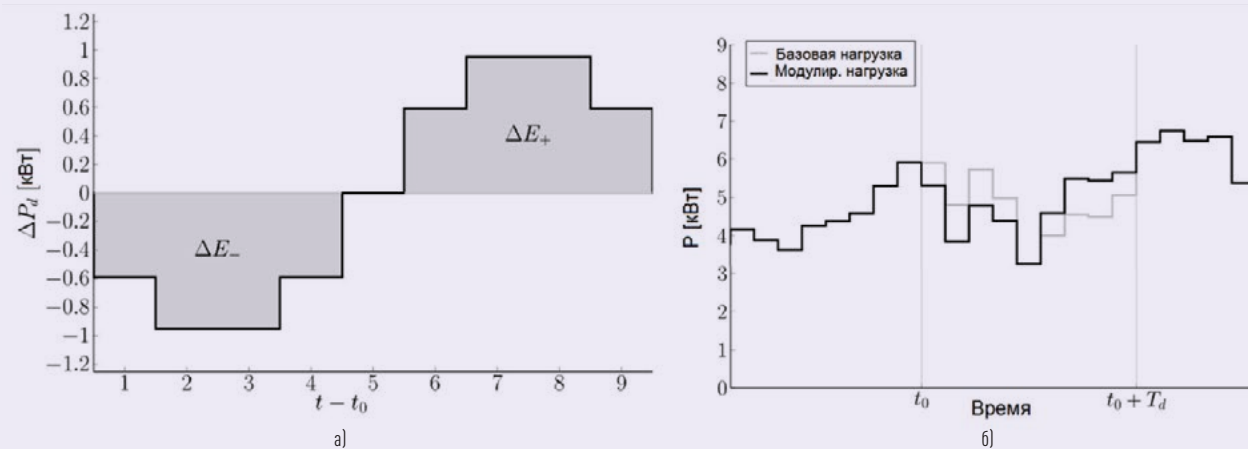


Рис. 4

цифровая модель электрической сети близка к физическому объекту. В зависимости от решаемой задачи динамика среды может быть описана как через доступные измерения режимных параметров от интеллектуальных счетчиков электроэнергии, так и посредством соответствующих алгебраических и дифференциальных уравнений расчета режима сети.

АКТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ СЕТЬЮ НА БАЗЕ ЦД

Развитие распределительных электрических сетей подразумевает инвестиции в сетевые компоненты (например, линии, кабели, трансформаторы и т.д.) с целью предотвращения перегрузок и проблем с напряжением. Такой подход (при условии постоянных инвестиций), как правило, не требует детального мониторинга и контроля перетоков мощности и/или напряжений. С этой целью планирование распределительной сети выполняется с учетом набора критических сценариев, собирающих информацию об уровнях генерации и спроса, чтобы всегда обеспечивать достаточный запас гибкости.

С увеличением доли ВИЭ и активных нагрузок в распределительных сетях АУС становится ценным инструментом для оптимального и надежного управления режимом без дополнительных инвестиций. Принцип АУС заключается в решении проблем перегрузки и регулирования напряжения с помощью краткосрочных стратегий принятия решений [15]. Такие стратегии позволяют контролировать мощность, выдаваемую генераторами и/или потребляемую нагрузкой, чтобы избежать проблем с перегрузкой либо напряжением.

СХЕМА РАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНОЙ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ СЕТИ МИКРОРАЙОНА АКАДЕМГОРОДОК С ПЕРСПЕКТИВНЫМ СЦЕНАРИЕМ НАЛИЧИЯ АГРЕГИРОВАННОЙ РАСПРЕДЕЛЕННОЙ ГЕНЕРАЦИИ

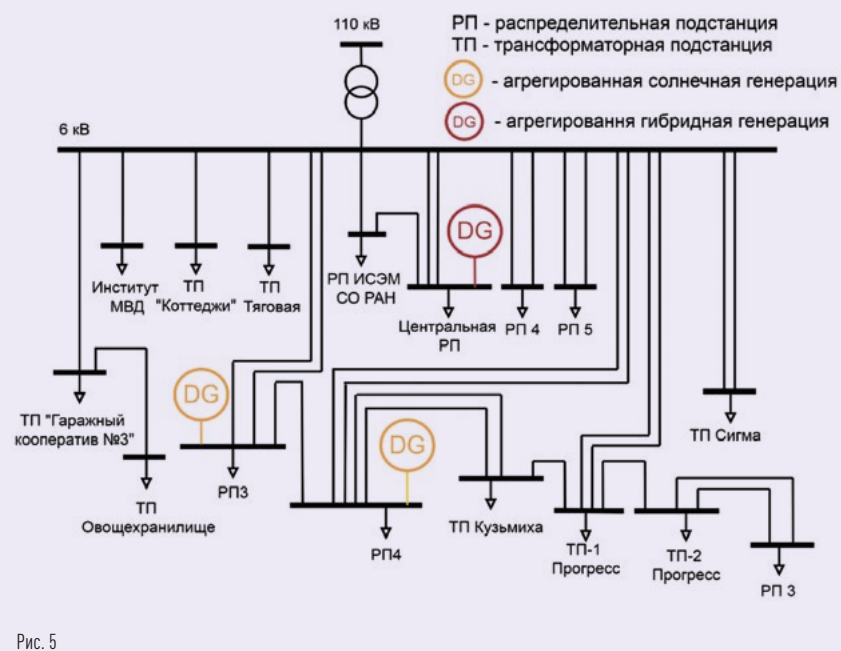


Рис. 5

Таким образом, стратегии АУС — это краткосрочные стратегии, которые контролируют мощность, подаваемую генераторами и/или снимаемую нагрузкой, чтобы избежать перегрузок или проблем с напряжением. Мы формулируем эти проблемы как марковский процесс принятия решений, где динамика системы описывает изменения режима электрической сети и ее устройств, в то время как пространство действий охватывает управляющие воздействия, доступные оператору распределительной сети (ОРС). Поэтому на рис. 2 мы рассматриваем модель АУС как агента, который стремится изучить стратегию π_0 в ЦД.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ОПЕРАТИВНОГО ПЛАНИРОВАНИЯ

Фактически постановка АУС сводится к задаче оперативного планирования, являющейся повторяющейся задачей, выполняемой ОРС, чтобы предсказать режим (т.е. влияние инъекций мощности и моделей потребления на пределы по надежности) и выработать соответствующие превентивные управляющие воздействия. Часто схемы АУС решают задачу, полагаясь на ограничения ветровой или солнечной генерации [12, 21]. Однако сокращение использования ВИЭ может быть очень спорным с экологической точки

зрения и, вероятно, должно рассматриваться как последнее средство. Другим доступным средством является модуляция гибких нагрузок, т.е. активных потребителей, которые имеют возможность управлять своим спросом. При этом подобная схема имеет несколько проблем. Например, активация таких нагрузок в один момент часто влияет на ее диапазон активации в последующие моменты, что связано с тем, что гибкие нагрузки (например, тепловые насосы) часто вынуждены потреблять определенное количество энергии в течение определенного периода времени. Поэтому важно, чтобы ОРС принимал решения, планируя действия для достаточно длительного временного горизонта [20].

Неопределенность будущих инъекций мощности от распределенной генерации, полагающихся на ВИЭ, а также неопределенность энергопотребления нагрузок также должны быть четко учтены в стратегии АУС. В этой статье мы рассматриваем работу сети напряжением 6–10 кВ, когда подсети напряжением 0,4 кВ агрегированы, поскольку в общем случае диспетчерские центры ОРС контролируют только часть сетей 6–10 кВ, а АУС в распределительных сетях 0,4 кВ обычно выполняется с использованием распределенных алгоритмов.

Таким образом, в рассматриваемой задаче набор гибких устройств генерации и потребления является основным доступным вариантом такого планирования. Тогда изменение режима описывается дискретным процессом, например периодами временных интервалов 15 мин τ_i (типичный рыночный период), когда быстрой динамикой регуляторов можно пренебречь. Это означает, что мы задаем упрощенную динамику среды, в которой будет обучаться агент и, следовательно, получим не полноценный ЦД электрической сети, а его

прототип для решения конкретной задачи. Однако цель данной статьи — продемонстрировать новый общий принцип создания ЦД электрических сетей через обучение с подкреплением, что наиболее иллюстративно на решении простой задачи оперативного управления. Учет быстрой динамики регуляторов через соответствующие уравнения или измерения позволит расширить возможности ЦД для решения других задач, например, противоаварийного управления, и максимально приблизить к подобию физического объекта. Опишем два основных способа управления режимом распределительной сети.

1. Сокращение ВИЭ-генерации.

Для каждого распределенного генератора электрической сети ОРС может задать процедуру сокращения выработки его мощности, т.е. верхний предел уровня генерации генератора (рис. 3). Запрос на сокращение мощности может быть выполнен до периода времени, непосредственно предшествующего сокращению. При этом плата за такое действие используется

для компенсации производителю финансовых потерь, связанных с энергией, которая не могла быть произведена в течение периодов модуляции. Мы предполагаем, что эта плата может определяться как компенсация за единицу произведенной энергии по отношению к фактическому потенциалу.

2. Изменение потребления гибких нагрузок.

Плата за активацию связана со средним значением нагрузок, и гибкие потребители могут быть уведомлены об активации заранее, до запуска услуги. Как только активация выполняется в момент времени t_0 , потребление гибкой нагрузки d изменяется на определенное значение T_d периодов.

Для каждого из периодов модуляции $t \in \{t_0 + 1, \dots, t_0 + T_d\}$ это значение определяется функцией модуляции $\Delta P_d(t - t_0)$. Пример функции модуляции и ее влияние на кривой потребления представлены на рис. 4.

Важно заметить, что активные нагрузки нельзя модулировать

ВИЗУАЛИЗАЦИЯ НЕБАЛАНСА МОЩНОСТИ В 17-УЗЛОВОЙ СЕТИ АКАДЕМГОРОДКА

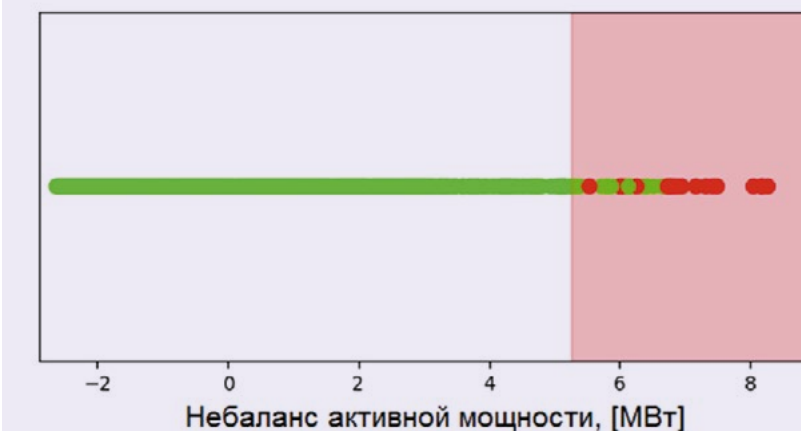


Рис. 6

произвольно. На сигнал модуляции должны быть наложены ограничения, которые коррелированы с источниками гибкости таких активных нагрузок, как например внутренняя емкость накопителя (электрический нагреватель, холодильник, водяной насос и т. п.), или процесс, который можно планировать с некоторой

гибкостью (производственная линия, посудомоечная машина, стиральная машина и т. д.).

Существуют и другие подходы для управления режимом распределительной сети, которые не рассматриваются в работе, такие как модуляция тарифного сигнала,

МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕЖИМА РАБОТЫ 17-УЗЛОВОЙ СЕТИ АКАДЕМГОРОДКА В ТЕЧЕНИЕ ДВУХ СУТОК: А) БЕЗ ПРИМЕНЕНИЯ СТРАТЕГИИ АУС; Б) С ПРИМЕНЕНИЕМ СТРАТЕГИИ АУС

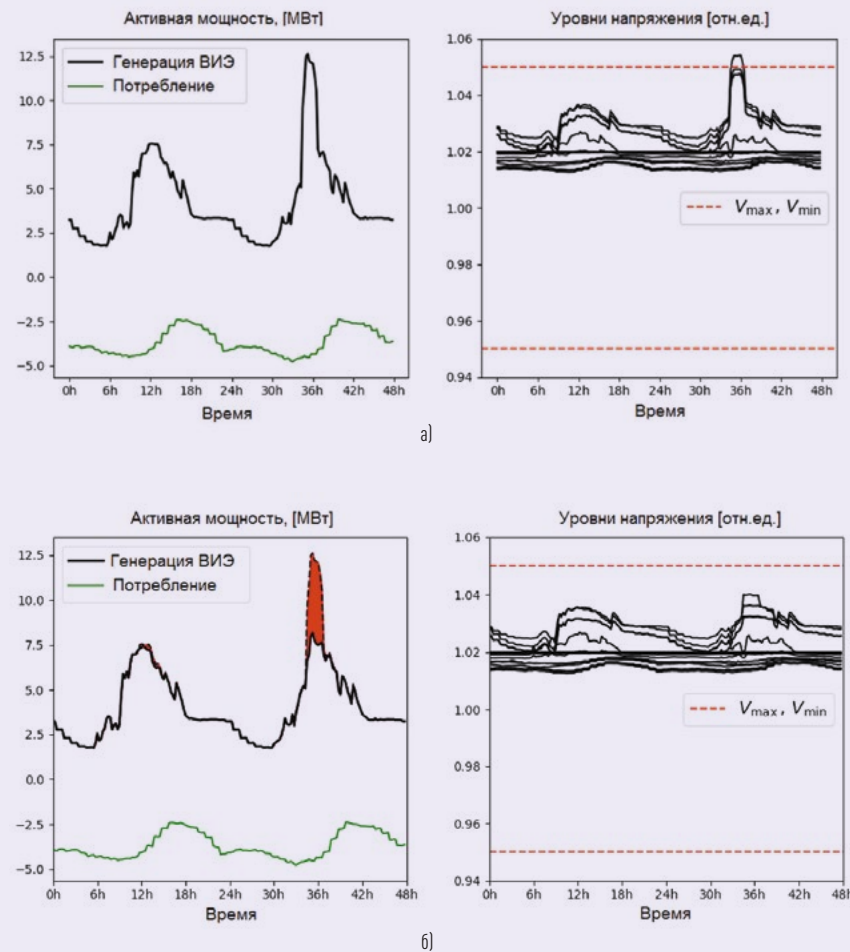


Рис. 7

воздействие на топологию сети (реконфигурация) или использование распределенных источников накопления электроэнергии. В исследовании также не моделируются устройства автоматического регулирования, часто используемые в распределительных системах, такие как автоматическое регулирование коэффициента трансформации на трансформаторах, которые автоматически адаптируются для управления уровнем напряжения.

ФОРМУЛИРОВКА ОПТИМАЛЬНОГО ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОГО ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

В статье задача оперативного планирования, фактически решаемая в рамках предложенной модели ЦД, сформулирована как задача оптимального последовательного принятия решений. Данная задача моделируется как марковский процесс принятия решений со смешанными целыми наборами состояний и действий. Таким образом, вероятности перехода состояния системы от периода t к периоду $t + 1$ зависят только от состояния в момент времени t . Однако это состояние может включать в себя несколько прошлых значений скорости ветра, солнечной радиации, уровней потребления и любых вспомогательных переменных моделирования, чтобы получить соответствующую модель. Понятие оптимальности определяется с помощью функции вознаграждения, которая связывает немедленное вознаграждение (или оценку) с каждым переходом системы [15]. Чем лучше накопленное вознаграждение по траектории системы (изменение режима), тем лучше последовательность управляющих действий для этой траектории.

Глобальное состояние системы определяется тремя составляющими:

$$S = S^{(1)} \times S^{(2)} \times S^{(3)}, \quad (2)$$

где $S^{(1)}$, $S^{(2)}$, $S^{(3)}$ — состояния генерации ВИЭ, потребления и прошлые состояния генерации ВИЭ и активности нагрузок соответственно. Активная P_n и реактивная Q_n мощности, инжектируемые в каждый узел n , связаны с напряжениями узла через уравнения потокораспределения мощности:

$$\forall_n \in N: S_n = P_n + jQ_n = V_n |I_n^* = V_n Y_n^* V_n^*, \quad (3)$$

где S_n — инжекция полной мощности на шине n ;

Y_n — n -я строка матрицы полных проводимостей узлов (подача энергии положительна, если она питает сеть, и отрицательна, если она забирает энергию из сети).

Значения инъекций активной P_d и реактивной Q_d мощности связаны с каждым устройством $d \in D$, и, обозначая набор устройств, подключенных в узле n через $D(n) \subset D$, получаем:

$$\forall_n \in N: S_n = P_n + jQ_n = \sum_{d \in D(n)} (P_d + jQ_d). \quad (4)$$

Средства управления, доступные агенту, моделируются с помощью набора управляющих действий \mathcal{A}_s . Этот набор зависит от состояния s_t системы, потому что невозможно активировать услугу гибкости нагрузки, если она уже активна. Компоненты векторов $a_t \in \mathcal{A}_s$ определяются как

$$a_t = (\bar{p}_t, \hat{q}_t, act_t), \quad (5)$$

где $\bar{p}_t, \hat{q}_t \in \mathbb{R}^{|\mathcal{G}|}$ такое, что для периода $t + 1$ и для каждого из генераторов $d \in \mathcal{D}$, \bar{p}_t, \hat{q}_t обозначают максимальный уровень инжекции активной мощности и желаемое заданное значение реактивной мощности соответственно.

Используя это представление управляющих действий, сокращение

ЭКСПЛУАТАЦИОННЫЕ ЗАТРАТЫ ДЛЯ НАЙДЕННОЙ ОПТИМАЛЬНОЙ СТРАТЕГИИ АУС $\hat{\pi}_{M_t}^*(s_t)$

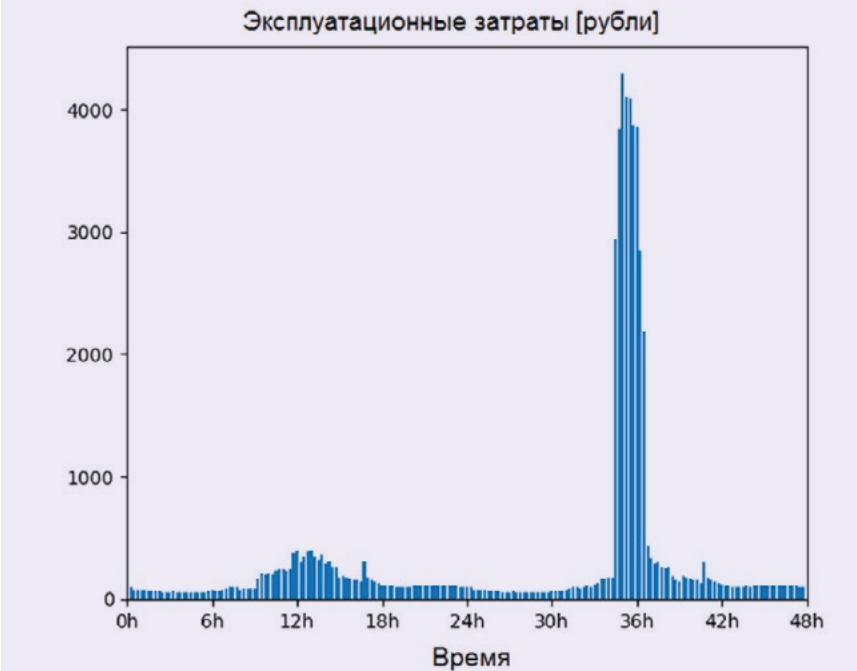


Рис. 8

генерации или активации гибкости нагрузок, ориентированное на период t , всегда должно выполняться в период времени $t - 1$.

Чтобы оценить эффективность стратегии, первоначально определяется функция вознаграждения g , которая связывает мгновенное вознаграждение за каждый период перехода системы из момента t в момент $t + 1$:

$$r(s_t, a_t, s_{t+1}) = - \sum_{g \in \mathcal{G}} \max \times \times \left(0, \left(\frac{P_{g,t+1} - \bar{P}_{g,t+1}}{4} \right) c_g^{curt}(g_{t+1}) - \sum_{d \in \mathcal{F}} act_{d,t} c_d^{flex} - \Phi(s_{t+1}), \right) \quad (6)$$

где $c_g^{curt}(g_{t+1})$ — рыночная цена на сутки вперед за следующие чет-

верть часа g_{t+1} , а c_d^{flex} — стоимость активации гибких нагрузок, специфичная для каждой из них;

$P_{g,t}$ — кривая мощности распределенного генератора. Функция Φ является штрафной, которая приводит систему в нежелательное состояние, т.е. стратегия агента штрафует за нарушение эксплуатационных ограничений и за активные потери в сети:

$$\begin{aligned} \Phi(s_{t+1}) &= \\ &= k \left(\sum_{n \in \mathcal{N}} \left[\max(0, |V_{n,t+1}| - \bar{V}_n) + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \max(0, \underline{V}_n - |V_{n,t+1}|) \right] + \right. \\ &\quad \left. \sum_{(m,n) \in \mathcal{L}} \max(0, |I_{n,t+1}| - \bar{I}_n) \right) + \\ &\quad + c_{loss}(g_{t+1}) \sum_{n \in \mathcal{N}} \frac{P_{n,t+1}}{4}, \end{aligned} \quad (7)$$

и вместе с c_g^{curt} и c_d^{flex} она должна быть определена при создании экземпляра модели решения.

Для ОРС решение проблемы оперативного планирования эквивалентно определению оптимальной стратегии среди всех элементов, которая удовлетворяет следующему условию:

$$J^{\pi^*}(s) \geq J^{\pi}(s) \quad \forall s \in S, \forall \pi \in \Pi. \quad (8)$$

Назначение первого члена в штрафной функции (7) состоит в том, чтобы быть стимулом для предотвращения стратегии, приводящей систему в состояние, которое нарушает режимные ограничения. Эта постановка позволяет оценить любую стратегию [15]. В условиях математического программирования мы можем удалить первый член штрафной функции Φ из целевой функции и добавить эксплуатационные ограничения. Новая целевая функция будет выглядеть как

$$\begin{aligned} cost(s_t, a_t, s_{t+1}) = & \sum_{g \in G} \max\left(0, \frac{P_{g,t+1} - \bar{P}_{g,t+1}}{4}\right) \times \\ & \times c_g^{curt}(g_{t+1}) + \sum_{d \in D} act_{d,t} c_d^{flex} + \\ & + c_{loss}(g_{t+1}) \sum_{n \in N} \frac{P_{n,t+1}}{4} + \\ & + c_{fuel}(g_{t+1}) \sum_{n \in N} \frac{P_{n,t+1}}{4}, \end{aligned} \quad (9)$$

где $c_{loss}(g_{t+1})$ и $c_{fuel}(g_{t+1})$ — удельные цены за потери мощности и расходуемое топливо (например, дизель-генераторами, газогенераторами) за следующие четверть часа g_{t+1} .

Для простоты считаем, что c_g^{curt} , c_{fuel} и $c_{loss}(g_{t+1})$ зависят исключительно от g_t . Поскольку время суток является детерминированным, эти функции также являются детерминированными и соответствуют массивам из 96 значений цен. Что касается c_d^{flex} , то предполагается, что они постоянны для каждой нагрузки.

Учитывая дискретизацию случайных процессов, целевую функцию

77-УЗЛОВАЯ ТЕСТОВАЯ СХЕМА РАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНОЙ СЕТИ

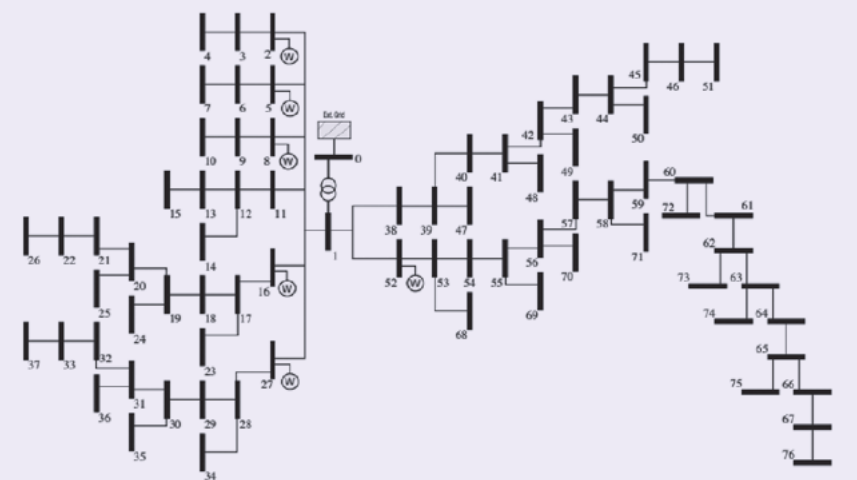


Рис. 9

(8) и дополнительные ограничения, можно сформулировать новую приближенную оптимальную стратегию $\hat{\pi}_{M_t}^*(s_t)$:

$$\hat{\pi}_{M_t}^*(s_t) = arg \min_{\substack{s_t^{(k)}, \dots, s_{t+T}^{(k)} \\ a_t^{(k)}, \dots, a_{t+T}^{(k)} \\ \forall k \in \{1, \dots, W\}}} \sum_{k=1}^W \sum_{t'=t}^{t+T-1} \left[\mathbb{P}_k \gamma^{t'-t} cost(s_{t'}^{(k)}, a_{t'}^{(k)}, s_{t'+1}^{(k)}) \right]. \quad (10)$$

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РАСЧЕТЫ

В этом подразделе представлены результаты применения предложенного метода АУС в рамках модели ЦД для тестовой и реальной распределительной электрической сети. В табл. 1 приведены основные параметры рассматриваемых электрических сетей. Реализация модели АУС была выполнена с использованием модифицированного кода Python [8] для моделирования электрической сети, с привлечени-

ем открытой библиотеки Pyomo [16] для реализации математического программирования.

Необходимо отметить, что стратегия $\hat{\pi}_{M_t}^*(s_t)$, определенная постановками (7)–(8), применялась к каждому примеру и каждой доле гибких нагрузок в электрической сети. Эмпирический ожидаемый доход от применения стратегии для конкретного тестового примера, уровня гибкости, модели сети и сложности дерева сценариев определялся из 10 запусков модели ЦД по 288 временных шагов (т. е. двое суток). Необходимо отметить, что количество запусков модели для обучения может быть коррелировано с величиной ошибки $r_u \sim RMSE(x_u, u_u) / RMSE(x_u, d_u)$, на основании которой мы оцениваем степень соответствия получаемой модели ЦД реальному объекту, т. е. распределительной электрической сети.

Кроме того, было принято, что цены на единицу сокращения мощности

одинаковы для всех генераторов. При этом использовались реальные значения рыночных цены c_g^{curt} [15], которые колеблются в пересчете на отечественную валюту в диапазоне от 2100 до 4200 руб. за 1 сокращенный мегаватт мощности распределенной солнечной генерации. Эти же ценовые показатели также были использованы для оценки удельной стоимости потерь активной мощности $c_{loss}(\cdot)$.

Как следует из табл. 1, для каждого тестового примера рассматривались различные уровни гибких нагрузок. Важно отметить, что для каждой конфигурации около половины гибких сервисов потребления предлагают модуляцию вниз (т. е. снижение нагрузки потребителя) с последующим эффектом «отскока вверх». Максимальные величины модуляции гибких нагрузок также представлены в табл. 1 для иллюстрации потенциала гибкости в каждой конфигурации.

РАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНАЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКАЯ СЕТЬ АКАДЕМГОРОДКА, Г. ИРКУТСК

В 2019 г. ИНЦ СО РАН приступил к реализации проекта по установке интеллектуальных приборов учета электроэнергии, позволяющих бо-

лее детально и точно отслеживать различные параметры электропотребления в электрических сетях жилого фонда Академгородка г. Иркутска [6]. Полученные данные могут быть использованы для создания ЦД электрической сети микрорайона. Это позволит эффективно решить целый ряд оперативных задач (мониторинг электропотребления, оптимизация режима сети, минимизация потерь электроэнергии, моделирование и прогнозирование различных сценариев работы сети и т. п.), а также задач развития (оценка различных форм активности потребителей, реконструкция текущей сетевой инфраструктуры, появление в ближайшем будущем новых элементов гибкости системы).

Основным объектом исследования стратегии АУС является 17-узловая электрическая сеть 6 кВ жилого массива микрорайона Академгородок г. Иркутска (рис. 5). В 2019 г. умные электросчетчики установлены в 60 многоэтажных жилых домах этого района. Счетчики интегрированы в единую систему сбора данных. Эта система позволяет собирать ежедневные, суточные, недельные и ежемесячные данные о потреблении электроэнергии для каждого жилого дома. Кроме того, можно выборочно управлять большим количеством параметров потока нагрузки. Одной

из задач развития этого проекта является создание модели ЦД энергорайона Академгородка на основе пополняемой базы данных.

На текущий момент электрическая сеть Академгородка не содержит источников распределенной генерации и активных потребителей. Однако с учетом реализации ряда национальных программ, таких как федеральный проект «Умный город», а также проект управления спросом розничных потребителей от EnergyNet и АО «СО ЕЭС», в работе рассматривался перспективный сценарий развития исследуемого энергорайона, связанный с появлением распределенной генерации и гибких потребителей, способных управлять своим спросом.

В качестве распределенных генераторов были рассмотрены варианты реализации солнечных установок генерации и гибридных генераторов, использующих как энергию солнца, так и газификацию биомассы [10]. Солнечная генерация и биомасса являются перспективными источниками возобновляемой энергии для Иркутской области, а также наиболее эффективными установками при развитии зеленых технологий в городской черте [9]. Под активными нагрузками в исследуемой схеме подразумевались

ВИЗУАЛИЗАЦИЯ НЕБАЛАНСА МОЩНОСТИ В 77-УЗЛОВОЙ РАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНОЙ СЕТИ

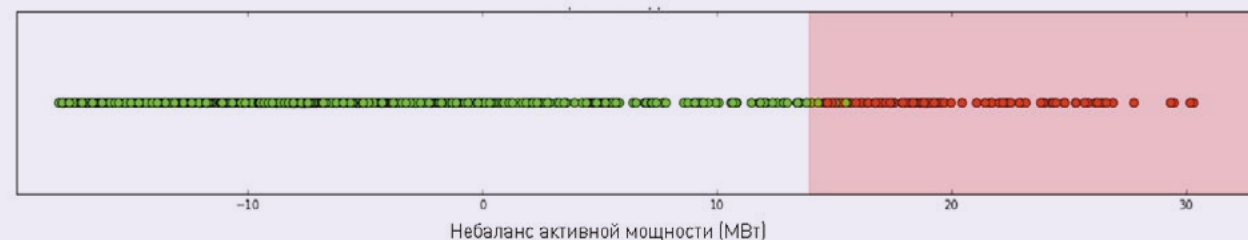


Рис. 10

потребители, у которых появились потенциальные гибкие технические возможности для управления своим спросом (например, электромобили, тепловые насосы).

Для этого примера был смоделирован совокупный набор устройств, которые агрегированы в единую точку подключения в сети среднего напряжения 6 кВ (бытовые потребители и солнечные батареи). В таких узлах набор бытовых нагрузок и набор распределенной солнечной генерации были объединены в одну модель нагрузки и одну модель генератора. Динамика среды, в которой обучается агент, частично описывалась измеренными параметрами от интеллектуальных счетчиков и частично на основе параметров, рассчитанных через соответствующие уравнения [3] и [4].

Чтобы определить сокращение генерации на следующий период времени, предполагалось, что все сокращаемые генераторы будут работать на верхнем пределе активной мощности P_{max} . Этот предел — переменная решения, которую необходимо вычислить на каждом временном шаге. Поскольку существует стоимость сокращенного мегаватт-часа, необходимо определить наибольшее значение P_{max}^k , которое позволяет удовлетворить эксплуатационные ограничения:

$$\max P_{max}$$

при условии

$$P_{exo}^{(k)} + N_{curt} P_{max} \leq \bar{P}, 1 \leq k \leq N_{trajs},$$

где $P_{exo}^{(k)}$ — общий баланс активной

мощности для дискретизированного будущего состояния без учета ввода сокращаемых генераторов.

Окончательное решение полученной задачи линейного программирования можно записать в виде

$$P_{max} = \min_k \frac{\bar{P} - P_{exo}^{(k)}}{N_{curt}}.$$

Как видно из рис. 6, моделирование схемы с распределенной генерацией приводит к увеличению напряжения выше установленных лимитов по режимной надежности (розовая зона). Поэтому была смоделирована стратегия АУС в течении двух суток, а затем она сравнивалась с тем же результатом моделирования, но уже без АУС (рис. 7). Из графиков, представленных на рис. 7, хорошо видно,

что найденная оптимальная стратегия АУС $\hat{\pi}_{M_t}^*(s_t)$ успешно предотвращает проблему повышения напряжения путем сокращения части генерации от распределенных солнечных генераторов. На рис. 8 показаны эксплуатационные расходы, где виден пик, связанный с активацией сокращения генерации. Остальные значения затрат обусловлены потерями активной мощности c_{loss} [1], а также топливными затратами c_{fuel} (цена древесных пеллет принята равной 7 руб. за 1 кВт).

При этом сервис активации гибких нагрузок в этой статье не был задействован для схемы микрорайона Академгородка, так как на текущий момент только планируется вовлечение в России мелких розничных потребителей в практику управления спросом [27]. Однако следующий пример тестовой 77-узловой схемы распределительной сети демонстрирует вариант, когда модель АУС реализует сразу оба действия: сокращение распределенной генерации и управление спросом гибких нагрузок.

77-УЗЛОВАЯ ТЕСТОВАЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКАЯ СЕТЬ

Тестовая распределительная сеть основана на радиальной тестовой системе с 77 узлами [23], которая включает в себя шесть ветрогенераторов с ограничением мощности, а также нерегулируемые фотоэлектрические панели для жилых помещений (рис. 9). При этом были использованы наборы данных с реальными измерениями скорости ветра NREL и солнечной освещенности Solargis. Для данных о бытовом потреблении единая стохастическая модель была получена на основе данных измерений в бельгийской распределительной сети, и она используется для всех нагрузок тестового примера. Однако эта модель изменяется при разных нагрузках за счет использования коэффициента масштабирования.

Этот пример позволяет тестировать разный уровень гибких нагрузок, который выражен в трех уровнях гибкости (см. табл. 1). Для каждой конфигурации около половины гибких услуг управления спросом подразумевает модуляцию нагрузки вниз, т.е. снижение или смещение по времени потребления мощности. Длительность сигналов модуляции для 77-узловой схемы от 6 до 24 15-минутных периодов.

Из рис. 10 видно, что при моделировании режима без АУС работы рассматриваемой схемы в течение тестового интервала напряжение в ряде случаев выходит за установленные пределы по режимной надежности [0,95; 1,05].

Результаты моделирования режима работы схемы для одних суток в рамках найденной стратегии АУС $\hat{\pi}_{M_t}^*(s_t)$ представлены на рис. 11. Хорошо видно, что для предотвращения проблем с напряжением агент АУС в определенные часы сокращает выработку мощности от регулируемых ветростанций и модулирует изменение потребления гибких нагрузок. Кроме того, проведенные эксперименты показывают, что стратегия агента АУС $\hat{\pi}_{M_t}^*(s_t)$ «выигрывает» от повышения уровня гибкости нагрузок прежде всего в детерминированных условиях, когда для агента АУС есть точный (идеальный) прогноз режима работы электрической сети.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В последние годы с появлением интеллектуальных счетчиков электроэнергии, развитием телекоммуникаций и элементов интеллектуальных электрических сетей возникла возможность оптимизации электропотребления, снижения потерь энергии в городских электрических сетях посредством применения различных адаптивных режимных решений, таких как целенаправленное воздействие на оборудование потребителя и/или

ИНФОРМАЦИЯ

В августе 2020 г. Росстандарт утвердил серию из десяти предварительных национальных стандартов в области умного производства. Стандарты разработаны техническим комитетом «Киберфизические системы» на базе РВК при поддержке Минпромторга России. В рамках этой серии утверждены нормативно-технические документы, регулирующие сферу «цифровых двойников» — виртуального представления физических элементов производственного процесса, таких как продукция, ресурсы и персонал. «Цифровые двойники» позволяют оптимизировать управление процессами производства, обнаруживать аномалии, осуществлять предиктивное обслуживание.

Из предварительного национального стандарта Российской Федерации «Умное производство. Двойники цифровые производства»

Цифровой двойник производства представляет собой детальное моделирование конфигураций физических сущностей и динамическое моделирование изменений продукции, процесса и ресурсов в процессе производства. Цифровой двойник производства основан на цифровой модели, которая постоянно обновляется и изменяется по мере изменения физического аналога с целью синхронного представления состояния, условий работы, конфигурации продукта и состояния ресурсов. Представление цифрового двойника производства позволяет цифровому двойнику постоянно взаимодействовать с визуальными производственными элементами путем обмена эксплуатационными данными и данными об условиях эксплуатации.

СКРИНШОТ ПРОЦЕССА МОДЕЛИРОВАНИЯ В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ РЕЖИМА РАБОТЫ 77-УЗЛОВОЙ СЕТИ С ПРИМЕНЕНИЕМ АУС

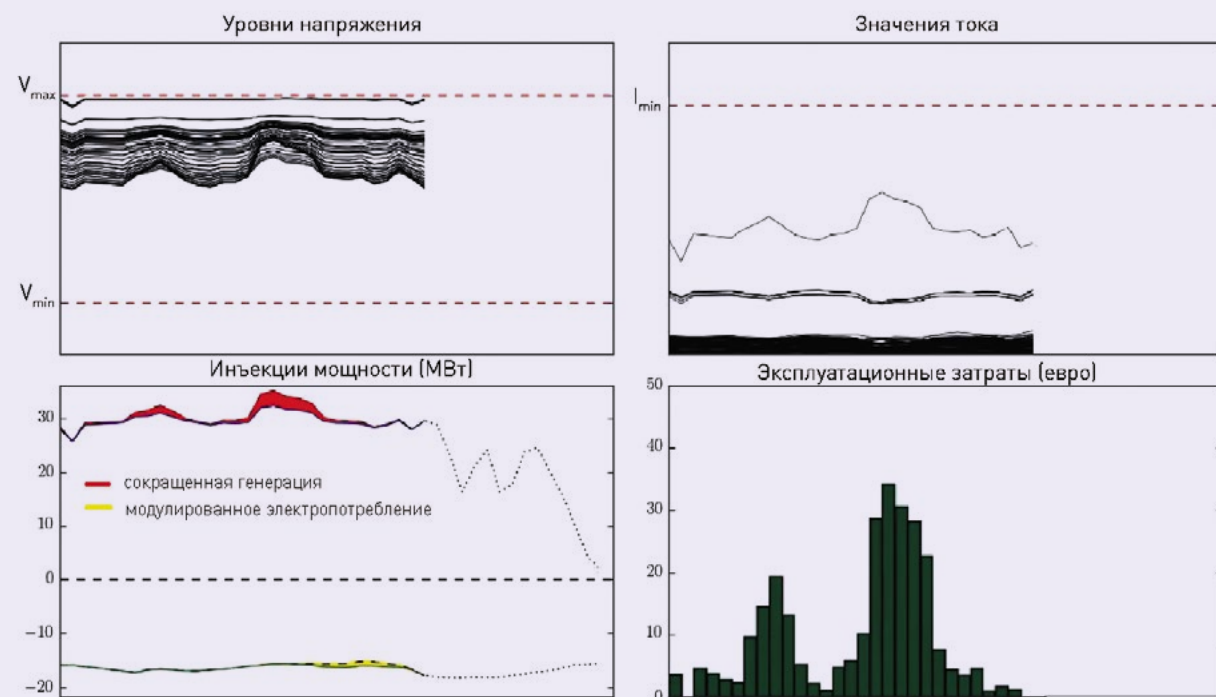


Рис. 11

изменение режима электрической сети в реальном времени, когда это необходимо. На современном этапе эти задачи могут быть эффективно решены с помощью концепции ЦД.

В статье показано, что ЦД, используемый для управления электрическими сетями, может быть реализован через методологию обучения с подкреплением. Исходя из этого, в работе предложен алгоритм обучения ЦД для улучшения его стратегии управления при действиях в непрерывной области. Метод обучения с подкреплением позволяет создать виртуальную среду (электрическая сеть), которая может проходить бесконечное количество повторений и сценариев с целью обучения агентов, запоминаящих все сложившиеся ситуации как марковский процесс и выходы из них, обеспечившие максимальное вознаграждение. Такой подход учитывает специфику распределительных сетей с большим количеством компонентов, и это количество может только увеличиваться в случае трансформации сети в активную сеть (например, появление ВИЭ, накопителей, систем управления спросом). При этом модель активного управления электрической сетью представляется как агент обучения с подкреплением, цель которого состоит в изучении стратегии π_c в ЦД. Концепция АУС является альтернативой или дополнением к задачам расширения распределительной сети в случае массовой интеграции ВИЭ и развития систем управления спросом. Эффективность предложенного подхода продемонстрирована на тестовой 77-узловой схеме, а также реальной 17-узловой схеме сети микрорайона Академгородок, которая проходит этап активной интеллектуализации и цифровизации.

ЛИТЕРАТУРА

1. ГОСТ 2.053–2013. Единая система конструкторской документации. Электронная структура изделия. [Электронный документ.] Режим

- доступа: <https://cals.ru/sites/default/files/downloads/2.053-2013.pdf>
2. Максимов В. Моделирование работы реальной ТЭЦ для оптимизации режимов: пар и математика [Электронный документ]//Хабр. 2019. Режим доступа: <https://habr.com/ru/company/croc/blog/481902/>
 3. Никитина Е.В., Полуэктов А.Н., Кох С. Цифровой двойник для электрических сетей//Единая энергия сети. 2019. № 4 (46). С. 32–36.
 4. Пешкова И. Как цифровые двойники помогают российской промышленности [Электронный документ]//Rusbase. 2019. Режим доступа: <https://rb.ru/longread/digital-twin/>
 5. Саттон Р.С., Барто Э.Г. Обучение с подкреплением/Под ред. Ю.В. Тюменцева. М: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2011.
 6. Чуйко Е., Апарцин К., Быстрицкий А., Бархатенко Е., Домышев А. Методология построения цифрового двойника сетей на примере электрической сети Академгородка. Перспективы использования инфраструктурных сетей ИНЦ СО РАН в качестве объектов научных исследований//Труды II международ. научн. конференции «Энергоэффективность в интересах устойчивого развития». Иркутск, 16–20 сентября 2019. С. 69–72.
 7. Andryushkevich S.K., Kovalyov S.P., Nefedov E. Composition and Application of Power System Digital Twins Based on Ontological Modeling//Proc. of the 2019 IEEE 17th International Conference on Industrial Informatics (INDIN). Helsinki, 2019. С. 1536–1542.
 8. ANM Benchmark [online]. Available: <https://people.montecore.uliege.be/anm/>
 9. Calvillo C.F., Sanchez-Miralles A., Villar J. Energy management and planning in smart cities//Renew. Sustain. Energy Rev. 2016. № 55. С. 273–287.
 10. Chowdhury A.H., Longo M., Yaici W. Feasibility and Cost Analysis of Photovoltaic-Biomass Hybrid Energy System in Off-Grid Areas of Bangladesh//Sustainability. 2020. № 12. С. 15–68.
 11. Cronrath C., Aderiani A.R., Lennartson B. Enhancing Digital Twins through Reinforcement Learning//Proc. of the 2019 IEEE 15th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Vancouver, 2019. С. 293–298.
 12. Dolan M.J., Davidson E.M., Kockar I., Ault G.W., McArthur S.D.J. Distribution power flow management utilizing an online optimal power flow technique//IEEE Trans Power Syst. 2012. № 27 (2). С. 790–799.

13. Fuller A., Fan Z., Day C., Barlow C. Digital Twin: Enabling Technologies, Challenges and Open Research//IEEE Access. 2020. № 8. С. 108952–108971.
14. Ganesh S., Perilla A., Torres J.R., Palensky P., van der Meijden M. Validation of EMT digital twin models for dynamic voltage performance assessment of 66 kV offshore transmission network//Appl. Sci. 2021. № 11. С. 244.
15. Gemine Q., Ernst D., Cornelusse B. Active network management for electrical distribution systems: problem formulation, benchmark, and approximate solution//Optim eng. 2017. № 18. С. 587–629.
16. Hart W., Laird C., Watson J.P., Woodru D. Pyomo-optimization modeling in Python. Vol. 8. Springer Science Business Media, Berlin, 2015.
17. Jaensch F., Csiszar A., Scheifele C., Ver A. Digital twins of manufacturing systems as a base for machine learning//Proc. of the 2018 25th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP). IEEE, 2018. № 11.
18. Ковалев С.П. Разработка технологии и программной платформы порождающего проектирования энергетических систем // Материалы одиннадцатой Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD'2018). Т. I. М.: ИПУ РАН, 2018. С. 463–465
19. Kowalski J. CAD is a lie: generative design to the rescue [online]. Available: <https://www.autodesk.com/redshift/generativedesign/>
20. Macedo L.H., Franco J.F., Rider M.J., Romero R. Optimal operation of distribution networks considering energy storage devices//IEEE Trans Smart Grid. 2015. № 6 (6). С. 2825–2836.
21. Ochoa L., Dent C., Harrison G. Distribution network capacity assessment: variable DG and active networks//IEEE Trans Power Syst. 2010. № 25 (1). С. 87–95.
22. Sapronov A., Belavin V., Arzymatov K., Karpov M., Nevolin A., Ustyuzhanin A. Tuning hybrid distributed storage system digital twins by reinforcement learning//Advances in Systems Science and Applications. 2018. № 18 (4). С. 112–121.
23. SEDG Centre. UK generic distribution system (UKGDS) project. 2010 [online]. Available: <http://www.sedg.ac.uk/>
24. Wang J., Ye L., Gao R.X., Li C., Zhang L. Digital Twin for rotating machinery fault diagnosis in smart manufacturing//Proc. of the International Journal of Production Research, 2018. № 18. С. 1–15.

СИСТЕМА ДИАГНОСТИКИ ВОЗДУШНЫХ ЛИНИЙ ЭЛЕКТРОПЕРЕДАЧ «МДД ВЛ 6–110 кВ» ПРОИЗВОДСТВА ООО «СЕРВИССОФТ»

АВТОР:

М.В. ПАНАРИН, К.Т.Н.

Предлагаем реализовать пилотный проект по внедрению системы e-Energy и оборудования МДД ВЛ 6–110 кВ и оценить эффективность оборудования.

До недавнего времени цифровая трансформация не затрагивала такой ключевой сегмент энергетики, как линии электропередачи. С одной стороны, ЛЭП отличаются высочайшей надежностью, а с другой, аварии на воздушных линиях могут вызвать серьезные последствия. Сроки устранения аварий могут достигать нескольких суток, а затраты исчисляться сотнями миллионов рублей. Избежать этого позволит система контроля и диагностики состояния линий электропередачи e-Energy.

ООО «СервисСофт» уже сегодня имеет необходимое оборудование, способное сигнализировать и прогнозировать возникновение аварий на ЛЭП и снижать стоимость обслуживания и диагностики состояния воздушных линий электропередачи.



На правах рекламы

МОДУЛЬ ДИСТАНЦИОННОЙ ДИАГНОСТИКИ ВЛ (МДД ВЛ 6–110 КВ)

Модуль фиксирует такие явления, как гололедообразование на проводах, «пляска проводов», отображает место обрыва провода с точностью до пролета и может служить инструментом контроля температуры провода при перегрузке ВЛ и плавке гололеда. Также есть исполнение модуля с фиксацией коротких замыканий на линиях с глухозаземленной нейтралью, со снятием осциллограммы события и выводом всей информации на пульт диспетчера или мобильный планшет электрика.

МДД размещается непосредственно на контролируемой линии и измеряет следующие параметры ВЛ:

- сила тока в проводе: 0... 250 А;
- температура провода: –35... +150 С°;
- угол стрелы провеса: 0... 75 о;
- частота вибрации: 0... 200 Гц;
- амплитуда вибрации: 0... 50 мм.

ПРЕИМУЩЕСТВА ИСПОЛЬЗОВАНИЯ

- предупреждение аварийных ситуаций на электросетевом оборудовании и высоковольтных линиях электропередачи;

- оперативное реагирование на нештатные ситуации;
- повышение эффективности работы диспетчерских пунктов;
- удаленный мониторинг в зонах повышенной опасности без непосредственного участия человека;
- быстрый поиск неисправностей на всем протяжении высоковольтных линий электропередачи;
- снижение финансовых и трудовых затрат на проверку и поддержание работоспособности высоковольтных линий электропередачи.

Размещение систем диагностики ВЛ в разных климатических условиях позволяет собирать данные и обучать нейронные сети, что делает возможным не только оперативно фиксировать неисправности на линии, но и строить индивидуальные/уникальные цифровые профили поведения каждой сети и прогнозировать возможность образования гололеда и «пляски проводов» заблаговременно.

SERVICE Soft
ИННОВАЦИИ ВАШЕГО БИЗНЕСА



ООО «СервисСофт»
г. Тула, ул. Щегловская засека, д. 30
+7 (4872) 55-26-44
info@serviceenergy.ru
www.serviceenergy.ru