

УДК 004.8:620.9

DOI:10.38028/ESI.2022.28.4.020

Оценка устойчивости энергетических систем с применением методов машинного обучения

Массель Людмила Васильевна, Массель Алексей Геннадьевич,

Мамедов Тимур Габилевич, Гаськова Дарья Александровна,

Цыбиков Алексей Ринчинович, Шукин Никита Игоревич

Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН,

Россия, Иркутск, *amassel@gmail.com*

Аннотация. В последнее время за рубежом вызывает большой интерес направление, определяемое термином “Resilience”, который переводится на русский язык как «устойчивость» или «упругость». В России исследования в этой области ведутся в основном в области технической устойчивости, в то время как в Западной Европе рассматривают это направление шире и включают в рассмотрение также экологическую, психологическую, социальную и экономическую устойчивость. Большое значение в исследованиях устойчивости имеют вопросы энергетической и экологической безопасности. В статье рассматривается подход к оценке устойчивости энергетических систем в рамках концепции ситуационного управления. Приводится обоснование необходимости применения методов машинного обучения и приводится пример использования этих методов для количественной оценки устойчивости.

Ключевые слова: устойчивость энергетических систем, ситуационное управление, LSTM-сети, прогнозирование параметров, топливно-энергетический комплекс

Цитирование: Массель Л.В. Оценка устойчивости энергетических систем с применением методов машинного обучения / Л.В. Массель, А.Г. Массель, Т.Г. Мамедов, Д.А. Гаськова, А.Р. Цыбиков, Н.И. Шукин // Информационные и математические технологии в науке и управлении. – 2022. – № 4(28). – С. 248-261. – DOI:10.38028/ESI.2022.28.4.020.

Введение. В последнее время за рубежом вызывает большой интерес направление, определяемое термином “Resilience”, который переводится на русский язык как «устойчивость» или «упругость». В России исследования в этой области ведутся в основном в области технической устойчивости, в то время как в Западной Европе рассматривают это направление шире и включают в рассмотрение также экологическую, психологическую, социальную и экономическую устойчивость. Концепция устойчивости не имеет уникального определения, из-за ее широкого использования в разных областях с различными значениями и последствиями. Подходы к определению устойчивости (“Resilience”) подробно изложены в [1]. В представленном исследовании авторы придерживаются определения “Resilience”, приведенного Davoudi: «Устойчивость (Resilience) – это способность системы возвращаться к равновесию или устойчивому состоянию после возмущения, такого, как наводнения, землетрясения или другие стихийные бедствия, а также техногенные катастрофы, такие, как банковские кризисы, войны или революции» [2].

Большое значение в исследованиях устойчивости имеют вопросы энергетической и экологической безопасности. Участвовавшие природные катаклизмы могут стать причиной чрезвычайных ситуаций, усугубляющихся вероятностью возникновения множественных аварий, в том числе каскадного характера, в энергетике, которая, в свою очередь, является одной из критических инфраструктур, напрямую влияющих на качество жизни населения. В исследованиях устойчивости энергетических систем предложено использовать адаптацию концепции ситуационного управления в аспекте энергетической безопасности [3]. Сама концепция была предложена и развивалась в 80-х гг. 20 столетия Д.А. Поспеловым.

Авторами выполнена интерпретация концепции ситуационного управления для исследований устойчивости энергетических систем [3]. Это дает основания для адаптации и применения в этих исследованиях всего спектра разработанных ранее методов, моделей и инструментальных средств.

1. Оценка устойчивости энергетических систем. Для проведения исследований по оценке устойчивости энергетических систем выполнена адаптация методов ситуационного управления. Приведем основные понятия, принятые в настоящем исследовании. $\{S_0\}$ – начальное или текущее состояние системы т.е. состояние системы до возмущающего воздействия; $\{E_i\}$ – i -й сценарий экстремальной ситуации (ЭКС), включающий факторы, в совокупности описывающие реализацию угрозы энергетической безопасности (ЭБ), т.е. набор возмущающих воздействий; $\{U_i\}$ – вектор управляющих воздействий для i -ого сценария экстремальной ситуации, причем отдельно выделяются $\{A\} = \{A_q, A_o, A_l\}$ – набор превентивных, оперативных и ликвидационных мероприятий, нейтрализующих или смягчающих последствия возмущающих воздействий $\{E_i\}$; $\{S_j\}$ – состояние системы после возмущающих воздействий $\{E_i\}$ с учетом реализации набора мероприятий $\{A_q\}$ и/или $\{A_o\}$; $\{S_k\}$ – новое устойчивое состояние системы после реализации управляющих воздействий [3].

Оценку устойчивости энергетических систем предлагается осуществлять в рамках исследований энергетической безопасности, где оценка той или иной ситуации включает множество факторов и базируется на индикативном анализе и шкале: «норма» (нормальное функционирование), «предкризис» (критическая ситуация), «кризис» (чрезвычайная ситуация) [4]. Каждая из угроз ЭБ реализуется вследствие сочетания ряда факторов, влияющих на возникновение ЭКС. Качественная оценка ряда факторов, влияющих на возникновение ЭКС, была предложена как предварительная оценка перед проведением расчетов, а формализация постановки задачи когнитивного моделирования для исследований энергетической безопасности представлена в [5]. Индикативный анализ направлен на определение уровня энергетической безопасности, при этом должно выполняться соотношение:

$$I_N \leq I_j < I_C, \quad (1)$$

где I_N – значение индикатора, определяющее нормальный уровень энергетической безопасности, I_j – текущее значение индикатора, I_C – значение индикатора, определяющее кризисный уровень безопасности [5].

Исследования энергетической безопасности направлены, с одной стороны, на долгосрочное бездефицитное обеспечение потребителей требуемыми видами энергоресурсов, а с другой, на создание условий обеспечения энергоресурсами потребителей в условиях экстремальных ситуаций, т.е. ситуаций, вызванных угрозами ЭБ [6]. Эти аспекты охватываются прогнозными исследованиями топливно-энергетического комплекса (ТЭК) с учетом требований энергетической безопасности. Текущее исследование по оценке устойчивости энергетических систем включает второй из перечисленных аспектов. Исследования ТЭК с учетом требований энергетической безопасности в силу невозможности проведения натуральных экспериментов на работающих системах энергетики ТЭК проводятся с использованием экономико-математических моделей ТЭК [6]. В текущем исследовании выполнена адаптация применения комплекса вычислительных программ для поддержки исследований направлений развития топливно-энергетического комплекса с учетом требований энергетической безопасности ПК «ИНТЭК-А» [7]. ПК «ИНТЭК-А» реализует модель оптимизации балансов топливно-энергетических ресурсов (ТЭР) по регионам России (с выделением субъектов РФ) в условиях возможных возмущений и представляет собой в математическом смысле классическую задачу линейного программирования, в содержательном смысле базируется на традиционной территориально-производственной модели ТЭК с блоками электроэнергетики, тепло-, газо- и углеснабжения, а также нефтепереработки – мазутоснабжения. При формализации ограничения указанной оптимизационной задачи записываются в виде системы линейных уравнений и неравенств [8].

Текущие исследования оценки устойчивости энергетических систем с применением методов ситуационного управления и ПК «ИНТЭК-А» включают описание состояния системы с использованием когнитивного моделирования и построения когнитивных моделей, и вычислительный эксперимент многовариантного сценария ЭкС на основе модели оптимизации балансов ТЭР, т.е. включают качественную и количественную оценку устойчивости энергетических систем. Интеграция качественной и количественной оценки обуславливается с одной стороны, сложностью проведения количественной оценки, основанной, как правило, на применении традиционных программных комплексов для решения таких задач, что характеризуется длительностью подготовки информации, формированием и корректировкой достаточно больших моделей для проведения вычислительных экспериментов. С другой стороны, применение когнитивных моделей, в частности, и семантического моделирования в целом позволяет лицам, принимающим решения, отбирать варианты, для которых необходимы детальное обоснование и количественный расчет, и не проводить расчет всех возможных вариантов. Этапы исследования устойчивости энергетических систем приведены далее.

2. Методика качественной и количественной оценки устойчивости энергетических систем. Исследования устойчивости энергетических систем направлены на выработку множества сценариев, отражающих варианты состояния энергетических систем и оценку устойчивости этого состояния с использованием индикативного анализа. Методика представлена в виде событийной карты [9] (рис. 1), что обусловлено высокой важностью последовательности этапов исследования, являющегося интеграцией качественного и количественного уровней. В этом случае событиями являются этапы методики, описание которых приведено в таблице 1.

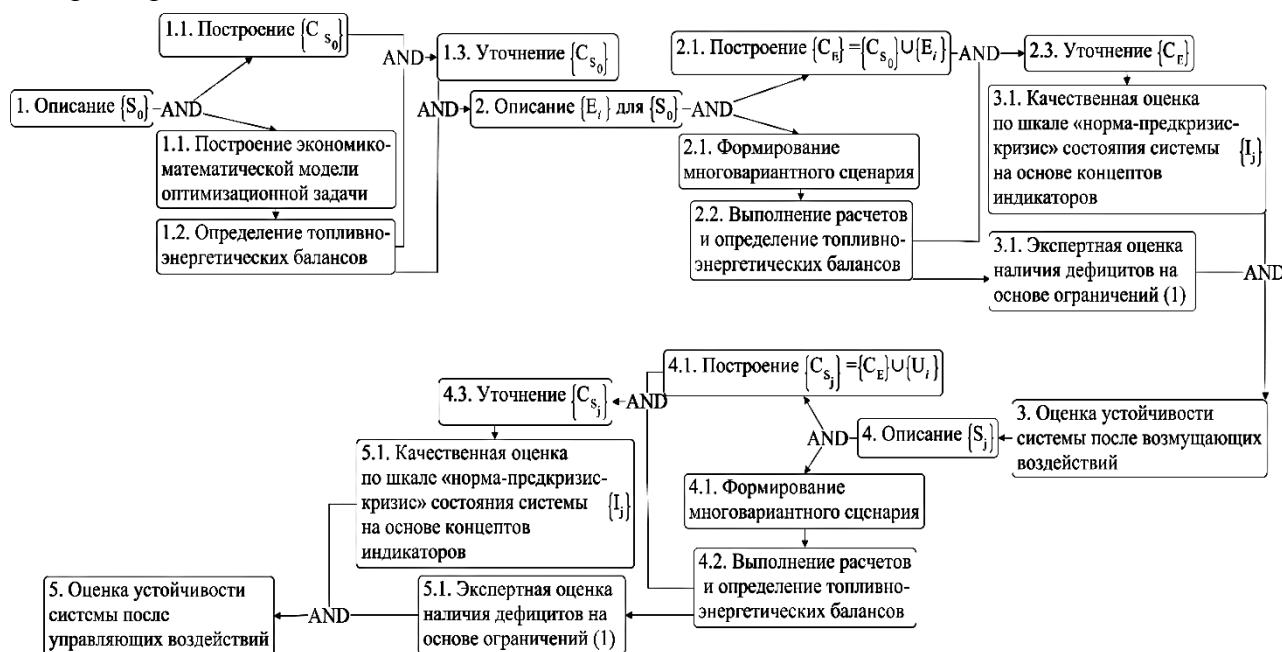


Рис. 1. Событийная карта методики оценки устойчивости энергетических систем

Таблица 1. Этапы методики качественной и количественной оценки устойчивости энергетических систем

№ п/п	Этап	№ п/п	Качественный уровень	№ п/п	Количественный уровень
1	Описание начального (текущего) состояния системы	1.1	Построение когнитивной модели начального (текущего) состояния системы, включающей множество факторов $\{C_{S_0}\}$	1.1	Построение экономико-математической модели оптимизационной задачи [8]

	т.е. формирование $\{S_0\}$	1.3	Уточнение значений факторов $\{C_{S_0}\}$ на основе балансовых таблиц	1.2	Определение топливно-энергетических балансов
2	Описание реализации набора возмущающих событий (угроз ЭБ) $\{E_i\}$ для $\{S_0\}$	2.1	Построение когнитивной модели, включающей множество факторов $\{C_{S_0}\}$, $\{E_i\}$ и взаимосвязей между ними $\{C_E\} = \{C_{S_0}\} \cup \{E_i\}$	2.1	Формирование многовариантного сценария
		2.3	Уточнение значений концептов $\{C_E\}$ на основе балансовых таблиц	2.2	Выполнение расчетов и определение топливно-энергетических балансов
3	Оценка устойчивости системы после возмущающих воздействий	3.1	Качественная оценка по шкале «норма-предкризис-кризис» состояния системы на основе концептов индикаторов $\{I_j\}$	3.1	Экспертная оценка наличия дефицитов на основе соотношения (1)
		<i>Переход к следующему этапу обусловлен тем, что соотношение (1) не выполняется</i>			
4	Описание реализации управляющих воздействий т.е. формирование $\{S_j\}$	4.1	Построение когнитивной модели, включающей множество факторов $\{C_E\}$, $\{U_i\}$ ($\{A_i\}$) и взаимосвязей между ними $\{C_{S_j}\} = \{C_E\} \cup \{U_i\}$, $\{A_i\} \subset \{U_i\}$	4.1	Формирование многовариантного сценария
		4.3	Уточнение значений концептов $\{C_{S_j}\}$ на основе балансовых таблиц	4.2	Выполнение расчетов и определение топливно-энергетических балансов
5	Оценка устойчивости системы после управляющих воздействий $\{S_j\}$	5.1	Качественная оценка по шкале «норма-предкризис-кризис» состояния системы на основе концептов индикаторов $\{I_j\}$	5.1	Экспертная оценка наличия дефицитов на основе соотношения (1)
		<i>Система в устойчивом состоянии при возвращении в $\{S_0\}$ либо переходе к $\{S_k\}$. В случае невыполнения соотношения (1) возвращение на этап 4.</i>			

Приведем пояснение к таблице 1. $\{S_0\}$ формируется как оптимизационная модель ТЭК за исследуемый период и описывается факторами когнитивной модели, соответствующими переменным оптимизационной модели ТЭК $\{C_{S_0}\}$, включая $\{I_j\}$. Множество $\{E_i\}$ формируется как совокупность количественных значений ограничений переменных и / или неравенств оптимизационной модели ТЭК и описывается факторами когнитивной модели, соответствующими возмущающим воздействиям, изменения значений которых влияют на параметры модели (ограничения переменных и / или неравенств). Множество $\{U_i\}$ формируется как совокупность количественных значений ограничений переменных и / или неравенств оптимизационной модели ТЭК и описывается факторами когнитивной модели, соответствующими наборам мероприятий, изменения значений которых влияют на параметры модели (ограничения переменных и / или неравенств). Множества $\{S_j\}$ и $\{S_k\}$ формируются как совокупность результатов вычислительного эксперимента оптимизационной модели ТЭК с заданными параметрами и описываются факторами когнитивной модели, соответствующими переменным оптимизационной модели ТЭК, возмущающим воздействиям и наборам мероприятий соответственно.

В рамках исследований устойчивости энергетических систем формируется начальное (текущее) состояние исследуемой энергетической системы для заданного прогнозируемого промежутка времени, соответствующего рассматриваемому промежутку времени возникновения возмущающего воздействия (угрозы ЭБ). Значения ограничений переменных и неравенств, используемых в исследовании, заранее неизвестны. Такими значениями, например, могут быть значения потребности некоторого района в определенном количестве

электроэнергии (э/э). В настоящее время значения этих параметров определяются экспертами, однако, это возможно и с применением методов машинного обучения для прогнозирования значений выбранных параметров исследуемой системы. При помощи когнитивного моделирования определяются концепты, описывающие возмущающие воздействия, влияющие на состояние системы. Влияние таких концептов количественно описывается в ограничениях переменных и неравенств оптимизационной модели ТЭК. Далее формируется и рассчитывается новый вариант состояния системы. Когнитивная модель дополняется факторами, соответствующими набору управляющих воздействий, а в ограничения переменных и неравенств оптимизационной модели ТЭК вносятся количественные значения, отражающие эти зависимости. Оценка устойчивости системы выполняется на основе расчета соответствующего индикатора ЭБ.

Постановка задачи применения машинного обучения в исследованиях устойчивости энергетических систем состоит в прогнозировании параметров (ограничений переменных или неравенств) в оптимизационной модели топливно-энергетического комплекса с целью количественного описания начального состояния системы $\{S_0\}$.

3. Применение машинного обучения в исследованиях энергетики. Методы машинного обучения широко используются при моделировании, проектировании и прогнозировании в энергетическом секторе. Зачастую задачами для машинного обучения в энергетике являются прогнозное моделирование анализа производства, потребления и спроса, а выбор этих методов обуславливается их точностью, эффективностью и скоростью [10]. В статье [10] выделены основные модели машинного обучения, часто используемые в энергетическом секторе для различных задач, в числе которых искусственные нейронные сети, многослойный перцептрон, экстремальное машинное обучение, метод опорных векторов, вейвлет-нейронная сеть, адаптивная сеть на основе системы нечеткого вывода, деревья решений, ансамбли методов и гибридные модели машинного обучения.

В энергетике методы машинного обучения применяются для решения таких задач, как: сокращение выборок данных, с использованием классификации расчетных состояний [11]; построение прогнозов процессов развития новых технологий возобновляемых источников энергии с использованием аппарата кривых обучения [12]; классификация нестационарных потоковых данных на основе модифицированного алгоритма случайного леса [13]; повышение эффективности прогнозирования электропотребления на основе автоматизации задачи коррекции моделей машинного обучения и повышения точности прогноза в условиях случайных эффектов [14, 15]; оперативно-технологическое управление электрическими сетями 10-110 кВ в рамках разработки интеллектуальной системы поддержки принятия решений «Искусственный диспетчер», которая основана на методах машинного обучения с подкреплением [16]; децентрализованное управление вторичным напряжением через преобразователи на основе алгоритма мультиагентного обучения с подкреплением [17]; краткосрочное прогнозирование электрической нагрузки на основе модели искусственных нейронных сетей и модели, основанной на методе опорных векторов, показавшей лучший результат прогнозирования в рассматриваемом исследовании [18].

Задача прогнозирования потребления электроэнергии с использованием моделей машинного обучения нацелено на повышение энергоэффективности и, следовательно, управление энергопотреблением, и обеспечение устойчивости.

3.1. Выбор модели машинного обучения. В соответствии с постановкой задачи в исследовании требуется прогнозировать временные ряды, соответствующие параметрам оптимизационной модели ТЭК для анализа состояния системы и определения управляющих воздействий. Архитектура искусственной нейронной сети (ИНС) LSTM широко применяется для предсказания временных последовательностей [19-21] и принадлежит к разновидности

архитектуры рекуррентных нейронных сетей (РНС). РНС – это вид нейронной сети, которая направлена на обработку последовательностей [22]. РНС имеет блоки краткосрочной памяти для запоминания информации предыдущих блоков, что и делает ее подходящей для предсказания последовательности данных. Блоки РНС рассматривают все входы как полезные и передают всю информацию следующему блоку, что порождает проблему обучения долгосрочным зависимостям в рекуррентных сетях. Основная проблема РНС при этом заключается в исчезновении или взрывоопасном росте градиента в процессе обучения методом обратного распространения ошибки. Однако, эту проблему удалось обойти при помощи LSTM-сетей [23]. Основным преимуществом LSTM-сети в сравнении с РНС является высокая работоспособность с большой длиной последовательности данных за счет способности различать долговременное и кратковременное состояния с помощью «вентилей» и вектора состояния [24]. Ещё одно преимущество LSTM-сети заключается в решении проблемы долгосрочной зависимости рекуррентной нейронной сети, которая не может сделать предсказание, основываясь на долговременной памяти, но может выдавать точные прогнозы, основанные на последней информации. LSTM-сеть по умолчанию может сохранять информацию в течение длительного периода времени, однако, эффективность использования LSTM-сети не повышается по мере увеличения количества входящих данных [23].

Учитывая достоинства LSTM-сети, она была выбрана в качестве модели машинного обучения для решения поставленной задачи.

4. Оценка устойчивости электроэнергетической системы Сибирского федерального округа (ФО) на примере угрозы маловодья. В качестве экспериментального исследования был выбран следующий пример. Опасным природным явлением, способным нанести существенный ущерб производству электроэнергии в Сибирском ФО, является маловодье на Ангаро-Енисейском каскаде ГЭС [25]. Выработка электроэнергии на этих станциях составляет в среднем 88 тыс МВт·ч в год или 46% от общей выработки электроэнергии в энергосистеме Сибири [26]. В примере рассматривается угроза маловодья, последствием которой является снижение генерации электроэнергии ГЭС на 0,976 млрд кВт·ч в год.

4.1. Расчет ограничений переменной потребления электроэнергии оптимизационной модели ТЭК с применением ИНС. Для проведения эксперимента требуется получить прогнозируемое значение потребления электроэнергии по Сибирскому ФО на период 1,5 года (01.01.2021-27.07.2022), которое необходимо в расчетах с применением программного комплекса «ИНТЭК-А» [6, 7]. Значение получено при помощи LSTM-сети.

Для обучающей выборки взяты исходные данные Системного оператора ЕЭС [27], находящиеся в открытом доступе, которые характеризуют потребление за период с 2017 год по 2021 год по Сибирскому федеральному округу. Обучающая выборка содержит значения суточного потребления электроэнергии в МВт·ч за период с 13.08.2017 по 31.12.2020, что соответствует 1207 объектам для обучения нейронной сети. Тестовая выборка составила 576 объектов. Выборки нормализованы в диапазоне от 0 до 1.

Программная реализация содержит 2 слоя LSTM и полносвязный слой. Первый и второй слои LSTM состоят из 128 нейронов каждый, среднеквадратическая ошибка используется в качестве функции потерь, а для уменьшения потерь используется оптимизатор “Adam”. Средства разработки программной реализации: язык Python. Примеры значений, полученные с помощью LSTM-сети, представлены в таблице 2.

Таблица 2. Результаты обучения с помощью LSTM-сети

Дата	Реальное значение	Прогнозируемые значения	Отклонение реального от ожидаемого, %
15.01.2021	689858	661115	4,17%
16.01.2021	676302	668687	1,13%
17.01.2021	665061	672160	1,07%
18.01.2021	669898	673462	0,53%
19.01.2021	676145	680864	0,70%
20.01.2021	684840	675875	1,31%
21.01.2021	687282	676024	1,64%
22.01.2021	682453	677059	0,79%
23.01.2021	677718	689504	1,74%
24.01.2021	678406	690401	1,77%
25.01.2021	699951	679903	2,86%
26.01.2021	706203	673599	4,62%
27.01.2021	692620	671048	3,11%
28.01.2021	682805	669570	1,94%

Прогноз потребления электроэнергии с помощью LSTM-сети представлен на рис. 1.



Рис. 1. Прогноз потребления электроэнергии с помощью LSTM-сети

Полученное прогнозируемое значение потребления электроэнергии Сибирским ФО равно 214,491 млрд кВт·ч. Реальное значение потребления за выбранный период равняется 217,546 млрд кВт·ч., при этом среднеквадратичное отклонение (RMSE) составляет 8887.09.

4.2. Применение результатов ИНС в исследованиях оценки устойчивости энергетических систем. Требуется оценить устойчивость электроэнергетической системы Сибирского федерального округа на период 1,5 года (01.01.2021-27.07.2022) в условиях маловодья на Ангаро-Енисейском каскаде ГЭС. Для этого используем методику, описанную в разделе 2. В качестве индикатора для этой задачи выбран индикатор (I_d), соответствующий относительной суммарной недопоставки видов ТЭР по федеральному округу за анализируемый период (электроэнергия), сформированный на основе перечня индикаторов ЭБ [28].

На первом этапе формируется экономико-математическая модель оптимизационной задачи. Модель включает в себя группы переменных, характеризующих производство, экспорт, импорт, межрайонный транспорт и потребление ТЭР по регионам. В исследовании рассматривается переменная:

$$B \in [l_1, l_2],$$

где B – потребление электроэнергии, l_1 – нижнее ограничение переменной, равное нулю; l_2 – верхнее ограничение, отображающее заданную потребность в электроэнергии. С помощью ПК «ИНТЭК-А» выполняется поиск оптимального решения полученного варианта модели состояния ТЭК. Оптимальные значения переменных используются для построения балансовых таблиц, отображающих, в том числе, дефициты по каждому виду ТЭР. Полученное с использованием ИНС значение заданной потребности в электроэнергии в Сибирском ФО устанавливается, как верхнее ограничение соответствующей переменной в модели ($l_2 = 214,49$ млрд кВт·ч). Начальное состояние электроэнергетической системы Сибирского ФО представлено на рисунке 2, как результат вычислительного эксперимента оценки наличия дефицита электроэнергии в Сибирском ФО, результаты расчетов отображены в когнитивной модели начального состояния ТЭК.

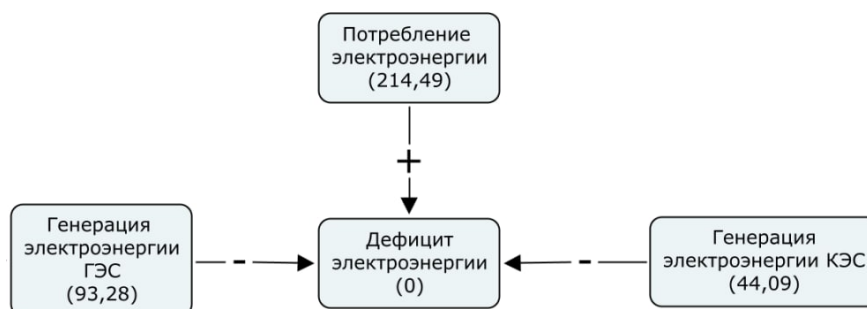


Рис. 2. Когнитивная модель начального состояния системы с уточненными значениями на основе балансовых таблиц

На втором этапе в качестве возмущающего события описывается угроза маловодья на Ангаро-Енисейском каскаде ГЭС, описание угрозы ЭБ для когнитивной модели взято из [5]. В исследовании рассматривается, что в условиях маловодья генерация э/э ГЭС в Сибирском ФО снижено на 0,976 млрд кВт·ч в год, что является фактором $\{E_i\}$ (возмущающим воздействием). Оптимальное значение переменной B отображает прогнозируемое потребление электроэнергии. Далее накладываются возмущающие воздействия (угроза маловодья), после чего состояние системы отображено, как уточненные значения когнитивной модели для описания реализации набора возмущающего воздействия на рисунке 3.

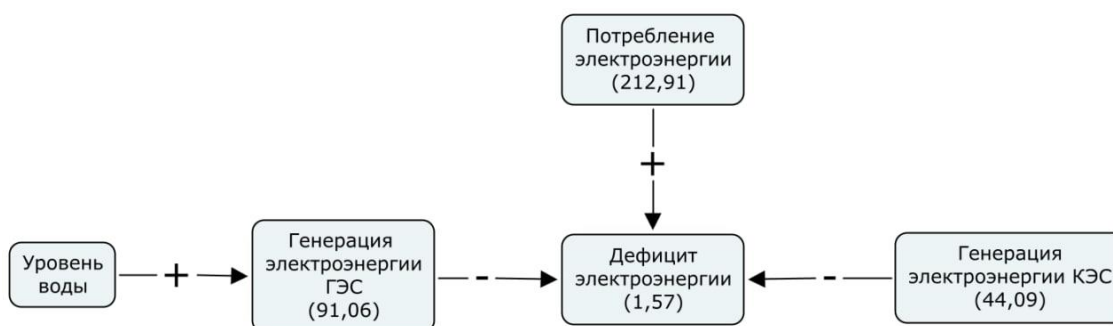


Рис. 3. Когнитивная модель системы реализации набора возмущающих воздействий с уточненными значениями на основе балансовых таблиц

Третий этап: на основе оценки наличия дефицитов проведем оценку устойчивости системы. Соотношение (1) для индикатора I_d для заданной модели не выполняется на этом этапе поскольку $0 < I_d$.

На четвертом этапе определяются управляющие воздействия по результатам расчета многовариантного сценария. В качестве управляющего воздействия выбрано увеличение мощности конденсационных электростанций (КЭС) на территории Сибирского

ФО, что компенсирует последствия угрозы маловодья. На рисунке 4 приведена когнитивная модель реализации управляющих воздействий на основе балансовых таблиц.

На пятом этапе равенство заданной потребности и прогнозного потребления указывает на то, что ТЭК способен обеспечить федеральный округ требуемым количеством дополнительных ТЭР, т.е. соотношение (1) выполняется для I_d за счет того, что генерация э/э КЭС увеличена на 1,57 млн ч в год, что компенсирует дефицит электроэнергии. В рассматриваемом примере электроэнергетическая система Сибирского ФО находится в устойчивом состоянии, т.е. система перешла в новое устойчивое состояние.

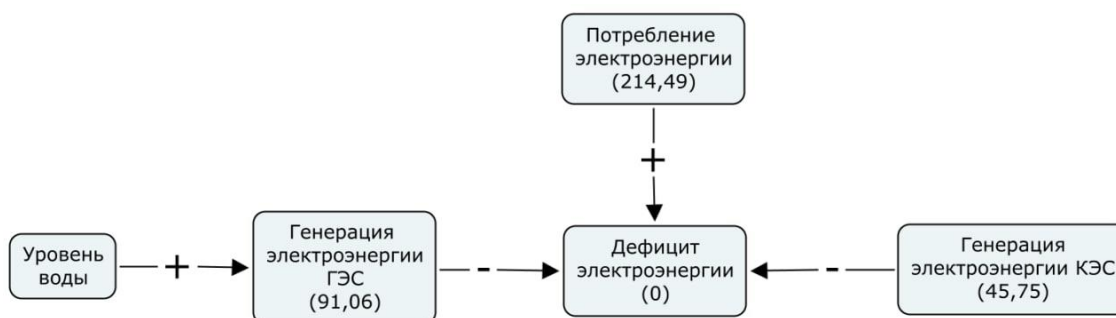


Рис. 4. Когнитивная модель системы реализации набора управляющих воздействий с уточненными значениями на основе балансовых таблиц

Заключение. В статье описана адаптация концепции ситуационного управления и приведена методика качественной и количественной оценки устойчивости энергетических систем на её основе. Выполнена постановка задачи применения методов машинного обучения для проведения таких исследований и приведен пример вычислительного эксперимента и качественной оценки ситуации с применением когнитивных моделей. Дальнейшее направление работы связано с адаптацией концепции ситуационного моделирования для экологических систем и проведения соответствующих вычислительных экспериментов на примере оценки выбросов загрязняющих веществ на территории региона.

Благодарности. Исследование выполнено при финансовой поддержке гранта Российского научного фонда (проект № 22-21-00841).

Список источников

1. Массель Л.В. Оценка рисков природных и техногенных угроз устойчивости энергетических, экологических и социальных систем на основе интеллектуальных информационных технологий / Л.В. Массель, Н.П. Комендантова // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2019. – № 4 (16). – С. 31-45. – DOI: 10.25729/2413-0133-2019-4-03.
2. Davoudi S. Resilience: a bridging concept or a dead end. Planning theory and practice, 2012, vol. 13(2), pp. 299-307.
3. Массель Л.В. Подход к исследованиям устойчивости энергетических и экологических систем на основе интеллектуальных информационных технологий / Л.В. Массель, А.Г. Массель, Н.П. Комендантова // Труды Международной научной конференции «Устойчивое развитие энергетики республики Беларусь: состояние и перспективы». – Минск: Беларус. Навука, 2020. – С. 33-43. – ISBN 978-985-08-2654-1.
4. Пяткова Н.И. Энергетическая безопасность России: проблемы и пути решения. Отв. ред. Воробей Н.И. / Н.И. Пяткова, В.И. Рабчук, С.М. Сендеров, М.Б. Чельцов // Новосибирск: Изд-во СО РАН, 2011. – 211 с.
5. Массель А.Г. Когнитивное моделирование угроз энергетической безопасности / А.Г. Массель // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал), отдельный выпуск №17. – М.: Изд-во «Горная книга», 2010. – С. 194-199.
6. Массель А.Г. Технология вычислительного эксперимента в исследованиях работы энергетических отраслей при реализации угроз энергетической безопасности / А.Г. Массель, Т.Г. Мамедов, Н.И. Пяткова // Информационные и математические технологии в науке и управлении, 2021. – № 3(23). – С. 62-73. – DOI:10.38028/ESI.2021.23.3.006.

7. Массель А.Г. Адаптация методики реинжиниринга унаследованных программных систем / А.Г. Массель, Т.Г. Мамедов // Информационные и математические технологии в науке и управлении, 2021. – № 4 (24). – С. 88-99. – DOI: 10.38028/ESI.2021.24.4.009.
8. Сендеров С.М. Анализ перспективных возможностей обеспечения спроса на котельно-печное топливо в условиях резких похолоданий на территориях федеральных округов / С.М.Сендеров, С.В. Воробьев, Н.И. Пяткова // Известия РАН. Энергетика. – № 6. – 2017. – С. 3-11.
9. Массель А.Г., Тюрюмин В.О. Интеграция семантических моделей в исследованиях проблем энергетической безопасности // Известия Томского политехнического университета, 2014. – т. 324. – № 5. – С. 70-78.
10. Mosavi A., Salimi M., Ardabili S.F., Rabczuk T., Shamshirband S., Varkonyi-Koczy A. State of the art of machine learning models in energy systems, a systematic review. *Energies*, 2019, no. 12(7), 1301, DOI:10.3390/en12071301.
11. Бояркин Д.А. Использование методов машинного обучения при оценке надежности электроэнергетических систем методом Монте-Карло / Д.А. Бояркин, Д.С. Крупнев, Д.В. Якубовский // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Математическое моделирование и программирование, 2018. – т. 11. – № 4. – С. 146-153. – DOI: 10.14529/mmp180411. – EDN: DFFKLU.
12. Крюков В.А. Прогнозирование процессов развития ветровой энергетики в бассейне Северного моря на базе кривых обучения / В.А. Крюков, А.А. Горлов // Проблемы прогнозирования, 2019. – № 2(173). – С. 93-103. – EDN: MDTQZW.
13. Жуков А.В. Модификация алгоритма случайного леса для классификации нестационарных потоковых данных / А.В. Жуков, Д.Н. Сидоров // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Математическое моделирование и программирование, 2016. – т. 9. – № 4. – С. 86-95. – DOI: 10.14529/mmp160408. – EDN: WZVFUV.
14. Томин Н.В. Повышение эффективности почасового прогнозирования электропотребления с помощью моделей машинного обучения на примере Иркутской энергосистемы. Часть 1 / Н.В. Томин, В.Н. Корнилов, В.Г. Курбацкий // Электроэнергия. Передача и распределение, 2021. – № 6(69). – С. 44-53. – EDN: KNJYON.
15. Томин Н.В. Повышение эффективности почасового прогнозирования электропотребления с помощью моделей машинного обучения на примере Иркутской энергосистемы. Часть 2 / Н.В. Томин, В.Н. Корнилов, В.Г. Курбацкий // Электроэнергия. Передача и распределение, 2022. – № 1(70). – С. 36-42. – EDN: QTLPBV.
16. Томин Н.В. Разработка интеллектуальной системы поддержки принятия решений «Искусственный диспетчер» на базе технологии глубокого машинного обучения с подкреплением / Н.В. Томин, В.Г. Курбацкий, А.В. Домышев // Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики, 2019. – Книга 2. Вып. 70. – С. 305-314. – EDN: OEZQAO.
17. Tomin N., Voropai N., Kurbatsky V., Rehtanz C. Management of voltage flexibility from inverter-based distributed generation using multi-agent reinforcement learning. *Energies*, 2021, vol. 14, no. 24, DOI: 10.3390/en14248270, EDN: RNIWOC.
18. Kornilov V., Kurbatsky V.G., Tomin N.V. Improving the principles of short-term electric load forecasting of the Irkutsk region. *E3S Web of conferences*, 2017, vol. 25, 03006, DOI: 10.1051/e3sconf/20172503006, EDN: VWGGBN.
19. Ito K., Iima H., Kitamura Y. LSTM forecasting foreign ex-change rates using limit order book. *Finance research letters*, 2021, vol. 47, part 1, 102517, DOI: 10.1016/j.frl.2021.102517.
20. Han L., Zhang R., Wang X., Bao A., Jing H. Multi-step wind power forecast based on VMD-LSTM. *IET renewable power generation*, 2019, vol. 13, Is. 10, pp. 1690-1700, DOI: 10.1049/iet-rpg.2018.5781.
21. Wu C.W., Ji L., He K., Tso G. Forecasting tourist daily arrivals with a hybrid sarima-lstm approach. *Journal of hospitality & tourism research*, 2020, vol. 45, Is. 1, pp. 52-67, DOI: 10.1177/1096348020934046.
22. Abiodun O. I., Jantan A., Omolara A.E., Dada K.V., Mohamed N.A., Arshad H. State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. *Heliyon*, vol. 4 (11), e00938, DOI: 10.1016/j.heliyon.2018.e00938.
23. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural computation*, 1997, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, DOI:10.1162/neco.1997.9.8.1735.
24. Wei W., Li P. Multi-channel LSTM with different time scales for foreign exchange rate prediction. *Proceedings of the International conference on advanced information science and system*, 2019, no. 28, pp. 1-7, DOI: 10.1145/3373477.3373693.

25. Никитин В.М. Ангаро-Енисейский каскад ГЭС в условиях изменяющегося климата / В.М. Никитин, Н.В. Абасов, Т.В. Бережных, Е.Н. Осипчук // Энергетическая политика, 2017. – № 4. – С. 62-71. – EDN: ZXRAVD.
26. Никитин В.М. Гидроэнергетические проблемы озера Байкал: прошлое и настоящее / В.М. Никитин, В.А. Савельев, Т.В. Бережных, Н.В. Абасов // Регион: экономика и социология. 2015. – № 3(87). – С. 273-295.
27. Индикаторы работы ОЭС. Генерация и потребление в ОЭС Сибири (сут.). Системный оператор ЕЭС. – URL: <https://www.so-ups.ru/functioning/ees/oes-siberia/oes-siberia-indicators/oes-siberia-gen-consump-day/> (дата обращения: 30.09.2022).
28. Сендеров С.М. Индикаторы оценки доктрины энергобезопасности России по надежности топливо- и энергоснабжения / С.М. Сендеров, В.И. Рабчук // Энергетическая политика, 2019. – №3(141). – С. 86-95.

Массель Людмила Васильевна. Доктор технических наук, профессор, зав. отделом Систем искусственного интеллекта в энергетике, Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН, massel@isem.irk.ru, Scopus AuthorID: 56440157300, ORCID: 0000-0002-0351-0415, SPIN: 3757-0830, AuthorID: 8466. Россия, Иркутск, Лермонтова, д.130.

Массель Алексей Геннадьевич. Кандидат технических наук, старший научный сотрудник отдела Систем искусственного интеллекта в энергетике, Институт систем энергетики им. Л. А. Мелентьева СО РАН, amassel@gmail.com, Scopus AuthorID: 57220804764, ORCID: 0000-0002-0351-0415, AuthorID: 173012, SPIN:2940-2510. Россия, Иркутск, Лермонтова, д.130.

Мамедов Тимур Габирович. Инженер-исследователь, аспирант отдела Систем искусственного интеллекта в энергетике, Институт систем энергетики им. Л. А. Мелентьева СО РАН, tamedowtymur@yandex.ru, SPIN: 2011-2120, AuthorID: 1040958. Россия, Иркутск, Лермонтова, д.130.

Гаськова Дарья Александровна. Кандидат технических наук, младший научный сотрудник отдела Систем искусственного интеллекта в энергетике, Институт систем энергетики им. Л. А. Мелентьева СО РАН, gaskovada@gmail.com, Scopus AuthorID: 57570221100, ORCID: 0000-0002-1281-2335, SPIN: 5731-7254, AuthorID: 934413. Россия, Иркутск, Лермонтова, д.130.

Цыбиков Алексей Ринчинович. Инженер-исследователь, аспирант отдела Систем искусственного интеллекта в энергетике, Институт систем энергетики им. Л. А. Мелентьева СО РАН, tsibikow@mail.ru, SPIN: 3424-3032, AuthorID: 1148961. Россия, Иркутск, Лермонтова, д.130.

Щукин Никита Игоревич. Инженер-исследователь, аспирант отдела Систем искусственного интеллекта в энергетике, Институт систем энергетики им. Л. А. Мелентьева СО РАН, niksha14@mail.ru, SPIN: 6038-0410, ORCID: 0000-0001-8331-335X. Россия, Иркутск, Лермонтова, д.130.

UDC 004.8:620.9

DOI: 10.38028/ESI.2022.28.4.020

Assessment of the resilience of energy systems using machine learning methods

Liudmila V. Massel, Aleksei G. Massel, Timur G. Mamedov, Daria A. Gaskova,

Aleksey R. Tsybikov, Nikita I. Shchukin

Melentiev Energy Systems Institute SB RAS,

Russia, Irkutsk, amassel@gmail.com

Abstract. Recently, the direction defined by the term “Resilience” has been of great interest abroad. Research of Russian scientists in this area is conducted mainly in the field of technical sustainability as one of resilience aspect, while Western Europe scientists consider this area more broadly and include environmental, psychological, social and economic resilience. Energy and environmental security issues are of great importance in resilience studies. The article considers an approach to assessing the resilience of energy systems within the framework of the situational management concept. The justification of the need for the use of machine learning methods is given and an example of the use of these methods for the quantitative assessment of resilience is also given.

Keywords: energy systems resilience, situational management, LSTM, parameters prediction, energy sector

Acknowledgements: The reported study was funded by Russian Science Foundation, according to the research project no. 22-21-00841.

References

1. Massel L.V., Komendantova N.P. Ocenka riskov prirodnyh i tehnogennyh ugroz ustojchivosti jenergeticheskikh, jekologicheskikh i social'nyh sistem na osnove intellektual'nyh informacionnyh tehnologij. [Risk assessment of natural and technogenic threats to resilience of energy, ecology and social systems based on intelligent information technologies]. *Informatsionnyye i matematicheskiye tekhnologii v nauke i upravlenii* [Information and mathematical technologies in science and management], 2019, no. 4(16), pp. 31-45, DOI: 10.25729/2413-0133-2019-4-03.
2. Davoudi S. Resilience: A bridging concept or a dead end. *Planning theory and practice*, 2012, vol. 13(2), pp. 299-307.
3. Massel L.V., Massel A.G., Komendantova N.P. Podkhod k issledovaniyam ustoychivosti energeticheskikh i ekologicheskikh sistem na osnove intellektual'nykh informatsionnykh tekhnologiy [Systems analysis of sustainability of energy and socio-ecological systems based on artificial intelligence technologies], *Trudy Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii "Ustoychivoye razvitiye energetiki respubliki Belarus': sostoyaniye i perspektivy"* [Proceedings of International Scientific conference in Minsk "Sustainable Development of Energy Sector of Belarus: Condition and Perspectives"]. Minsk: Belarus. Navuka [Minsk: Belarusian Science], 2020, pp. 34-43.
4. Pyatkova N.I., Rabchuk V.I., Senderov S.M. Jenergeticheskaja bezopasnost' Rossii: problemy i puti reshenija. [Energy security of Russia: problems and solutions]. Novosibirsk: Nauka [Novosibirsk: Science], 2011, 211 p.
5. Massel A.G. Kognitivnoe modelirovanie ugroz jenergeticheskoy bezopasnosti [Cognitive modelling of threats to energy security]. *Gornyy informatsionno-analiticheskyy byulleten' (nauchno-tekhnicheskyy zhurnal)* [Mining informational and analytical bulletin (scientific and technical journal)], LLC "Gornaya Kniga" (Moscow), 2010, no. 17, pp. 193-199.
6. Massel A.G., Mamedov T.G., Pyatkova N.I. Tehnologija vychislitel'nogo jeksperimenta v issledovaniyah raboty jenergeticheskikh otraslej pri realizacii ugroz jenergeticheskoy bezopasnosti. [Computational experiment technology in research of power industries when implementing threats to energy security]. *Informatsionnyye i matematicheskiye tekhnologii v nauke i upravlenii* [Information and mathematical technologies in science and management], 2021, no. 3(23), pp. 62-73, DOI: 10.38028/ESI.2021.23.3.006.
7. Massel A.G., Mamedov T.G. Adaptacija metodiki reinzhiniringa unasledovannykh programmnykh system. [Reengineering Technique Adaptation of Legacy Software Systems]. *Informatsionnyye i matematicheskiye tekhnologii v nauke i upravlenii* [Information and mathematical technologies in science and management], 2021, no. 4(24), pp. 88-99, DOI: 10.38028/ESI.2021.24.4.009.
8. Senderov S.M., Vorobev S.V., Pyatkova N.I. Analiz perspektivnykh vozmozhnostej obespechenija sprosa na kotel'no-pechnoe toplivo v usloviyah rezkih pohlodanij na territorijah federal'nykh okrugov [Analysis of opportunities to ensure the demand of primary energy in terms of extremely cold weather in the federal districts of Russia]. *Izvestiya RAN. Energetika* [Proceedings of the RAS. Power Engineering], 2017, no. 6, pp. 3-11.
9. Massel A.G., Tyuryumin V.O. Integracija semanticheskikh modelej v issledovaniyah problem jenergeticheskoy bezopasnosti [Semantic models integration in research of energy security problems]. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Tomsk Polytechnic University], 2014, vol. 324, no. 5, pp. 70-78.
10. Mosavi A., Salimi M., Ardabili S.F., Rabczuk T., Shamshirband S., Varkonyi-Koczy A. State of the art of machine learning models in energy systems, a systematic review. *Energies*, 2019, no. 12(7), 1301, DOI:10.3390/en12071301.
11. Boyarkin D.A., Krupenev D.S., Iakubovskii D.V. Ispol'zovanie metodov mashinnogo obuchenija pri ocenke nadezhnosti jelektrojenergeticheskikh sistem metodom Monte-Carlo [Machine learning in electric power systems adequacy assessment using Monte-Carlo method]. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Matematicheskoye modelirovaniye i programmirovaniye* [Bulletin of the South Ural state university. Series: Mathematical modelling, programming and computer software], 2018, vol. 11, no. 4, pp. 146-153, DOI: 10.14529/mmp180411. EDN: DFFKLU.
12. Kryukov V.A., Gorlov A.A. Prognozirovaniye processov razvitiya vetrovoj jenergetiki v bassejne Severnogo morja na baze krivykh obuchenija [Forecasting the development process of wind energy in the North Sea basin based on learning curves]. *Problemy prognozirovaniya* [Forecasting problems], 2019, no. 2(173), pp. 93-103, EDN: MDTQZW.

13. Zhukov A.V., Sidorov D.N. Modifikacija algoritma sluchajnogo lesa dlja klassifikacii nestacionar-nyh potokovyh dannyh [Modification of Random Forest based approach for streaming data with concept drift]. Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Matematicheskoye modelirovaniye i programmirovaniye [Bulletin of the South Ural state university. Series: Mathematical modelling, programming and computer software], 2016, vol. 9, no. 4, pp. 86-95, DOI: 10.14529/mmp160408, EDN: MDTQZW.
14. Tomin N.V., Kornilov V.N., Kurbatsky V.G. Povyshenie jeffektivnosti pochasovogo prognozirovaniya jelektropotrebleniya s pomoshh'ju modelej mashinnogo obuchenija na primere Irkutskoj jenergosistemy. Chast' 1. [Increasing the efficiency of hourly load forecasting using machine learning techniques on the example of the Irkutsk energy state system. Part 1]. Elektroenergiya. Peredacha i raspredeleniye [Electric power. Transmission and distribution], 2021, no. 6(69), pp. 44-53, EDN: KNJYON.
15. Tomin N.V., Kornilov V.N., Kurbatsky V.G. Povyshenie jeffektivnosti pochasovogo prognozirovaniya jelektropotrebleniya s pomoshh'ju modelej mashinnogo obuchenija na primere Irkutskoj jenergosistemy. Chast' 2. [Increasing the efficiency of hourly load forecasting using machine learning techniques on the example of the Irkutsk energy state system. Part 2]. Elektroenergiya. Peredacha i raspredeleniye [Electric power. Transmission and distribution], 2022, no. 1(70), pp. 36-42, EDN: QTLPBV.
16. Tomin N.V., Kurbatsky V.G., Domishev A.V. Razrabotka intellektual'noj sistemy podderzhki prinjatija reshenij "Iskusstvennyj dispatcher" na baze tehnologii glubokogo mashinnogo obuchenija s podkrepleniem [Development of an intelligent decision support system "Artificial dispatcher" based on deep machine learning technology with reinforcement]. Metodicheskie voprosy issledovaniya nadezhnosti bol'shih sistem energetiki [Methodological issues in the study of the reliability of large energy systems], 2019, ch. 2, no. 70, pp. 305-314, EDN: OEZQAO.
17. Tomin N., Voropai N., Kurbatsky V., Rehtanz C. Management of voltage flexibility from inverter-based distributed generation using multi-agent reinforcement learning. Energies, 2021, vol. 14, no. 24, DOI: 10.3390/en14248270, EDN: RNIWOC.
18. Kornilov V., Kurbatsky V.G., Tomin N.V. Improving the principles of short-term electric load forecasting of the Irkutsk region. E3S Web of conferences, 2017, vol. 25, 03006, DOI: 10.1051/e3sconf/20172503006, EDN: VWGGBN.
19. Ito K., Iima H., Kitamura Y. LSTM forecasting foreign ex-change rates using limit order book. Finance research letters, 2021, vol. 47, pt. 1, 102517, DOI: 10.1016/j.frl.2021.102517.
20. Han L., Zhang R., Wang X., Bao A., Jing H. Multi-step wind power forecast based on VMD-LSTM. IET renewable power generation, 2019, vol. 13, Is. 10, pp. 1690-1700, DOI: 10.1049/iet-rpg.2018.5781.
21. Wu C.W., Ji L., He K., Tso G. Forecasting tourist daily arrivals with a hybrid sarima-lstm approach. Journal of hospitality & tourism research, 2020, vol. 45, Is. 1, pp. 52-67, DOI: 10.1177/1096348020934046.
22. Abiodun O. I., Jantan A., Omolara A.E., Dada K.V., Mohamed N.A., Arshad H. State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. Heliyon, vol. 4(11), e00938, DOI: 10.1016/j.heliyon.2018.e00938.
23. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory. Neural computation, 1997, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, DOI:10.1162/neco.1997.9.8.1735.
24. Wei W., Li P. Multi-channel LSTM with different time scales for foreign exchange rate prediction. Proceedings of the International conference on advanced information science and system, 2019, no. 28, pp. 1-7, DOI: 10.1145/3373477.3373693.
25. Nikitin V.M., Abasov N.V., Bereznyh T.V., Osipchuk E.N. Angaro-Enisejskij kaskad GJeS v usloviyah izmenjajushhegosja klimata [Angara-Yenisei hydroelectric power chain under changing climate conditions]. Energeticheskaya politika [Energy Policy], 2017, no. 4, pp. 62-71, EDN: ZXRAVD.
26. Nikitin V.M., Savel'ev V.A., Bereznyh T.V., Abasov N.V. Gidrojenergeticheskie problemy ozera Baikal: proshloe i nastojashhee [Problems in hydropower development of lake Baikal: the past and the present]. Region: ekonomika i sotsiologiya [Region: ekonomika and sotsiologiya], 2015, no. 3(87), pp. 273-295.
27. Indikatory raboty OJeS. Generacija i potreblenie v OJeS Sibiri (sut.) [UES performance indicators. Generation and consumption in the Siberian PSO (daily)]. Sistemnyy operator YEES [Russian Power System Operator], available at: <https://www.so-ups.ru/functioning/ees/oes-siberia/oes-siberia-indicators/oes-siberia-gen-consump-day/> (accessed: 30.09.2022).
28. Senderov S.M., Rabchuk V.I. Indikatory ocenki doktriny jenergobezopasnosti Rossii po nadezhnosti toplivo- i energosnabzhenija [Assessment indicators of Russian energy doctrine in regards to the reliability of fuel and energy supply]. Energeticheskaya politika [Energy Policy], 2019, no. 3, pp. 86-95.

Liudmila V. Massel. D.Sc. (Tech.), professor, Head of the Department of Artificial Intelligence Systems in the Energy Sector, Melentiev Energy Systems Institute SB RAS, massel@isem.irk.ru, Scopus AuthorID: 56440157300, ORCID: 0000-0002-0351-0415, SPIN: 3757-0830, AuthorID: 8466. Russia, Irkutsk, Lermontov st., 130.

Alexey G. Massel. Ph. D, Senior Research Fellow of the Department of Artificial Intelligence Systems in the Energy Sector, Melentiev Energy Systems Institute SB RAS, amassel@gmail.com, Scopus AuthorID: 57220804764, ORCID: 0000-0002-0351-0415, AuthorID: 173012, SPIN:2940-2510. Russia, Irkutsk, Lermontov st., 130.

Daria A. Gaskova. Ph. D, Research Fellow of the Department of Artificial Intelligence Systems in the Energy Sector, Melentiev Energy Systems Institute SB RAS, gaskovada@gmail.com, Scopus AuthorID: 57570221100, ORCID: 0000-0002-1281-2335, SPIN: 5731-7254, AuthorID: 934413. Russia, Irkutsk, Lermontov st., 130.

Aleksey R. Tsybikov. Research engineer of Artificial Intelligence Systems in the Energy Sector, Melentiev Energy Systems Institute SB RAS, tsibikow@mail.ru, SPIN: 3424-3032, AuthorID: 1148961. Russia, Irkutsk, Lermontov st., 130.

Nikita I. Shchukin. Research engineer of Artificial Intelligence Systems in the Energy Sector, Melentiev Energy Systems Institute SB RAS, niksha14@mail.ru, SPIN: 6038-0410, ORCID: 0000-0001-8331-335X. Russia, Irkutsk, Lermontov st., 130.

Статья поступила в редакцию 21.11.2022; одобрена после рецензирования 07.12.2022; принята к публикации 08.12.2022.

The article was submitted 11/21/2022; approved after reviewing 12/07/2022; accepted for publication 12/08/2022.