

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ И УПРАВЛЕНИЕ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЕМ СООБЩЕСТВА МИКРОСЕТЕЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Е.В. Сташкевич¹, evstashkevich@yandex.ru
Н.И. Айзенберг², ayzenberg.nata@gmail.com
И.Г. Илюхин¹, ilyazenx@gmail.com

¹ Иркутский национальный исследовательский технический университет,
Иркутск, Россия

² Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН, Иркутск, Россия

Аннотация. Современная электроэнергетика характеризуется резко возросшим потреблением электроэнергии за последние десятилетия. Объясняется это рядом причин: технологических, социальных, экономических и др. Поэтому прогнозирование потребления электроэнергии имеет важное значение для множества процессов, включая планирование работы генерирующего оборудования, управление и оптимизацию режимов работы энергетических систем, а также является значимым аспектом в работе промышленных предприятий, так как отклонения для них грозят штрафами. В связи с этим одной из актуальных задач на рынке электроэнергии сегодня является прогнозирование электропотребления на определенный срок. В статье представлено описание модели микросети со встроенным блоком прогнозирования электропотребления и интеллектуального управления нагрузкой одновременно несколькими объектами, в том числе имеющими распределенную генерацию. Решение принимается на сутки вперед, формируя стратегию профиля генерации и управления электроприемниками. Такой тайминг диктуется информацией, имеющейся у интеллектуальной системы: прогноз спроса и цены на электроэнергию централизованной энергосистемы на каждый час следующих суток. Описаны особенности переключения в пиковое время на дополнительные источники электроэнергии, распределение по микросетям. Прогноз реализован с помощью модели Хольта – Винтерса из библиотеки statsmodels (Python 3). Модель использует идеи экспоненциального сглаживания, но является более сложной и может применяться к рядам, содержащим тенденцию и сезонность. Обученная модель прогнозирует с точностью 95,21 %.

Ключевые слова: управление спросом, микросеть, искусственный интеллект, прогнозирование электропотребления, распределенная генерация

Благодарности: Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (код проекта: FZZS-2020-0039) и в рамках государственного задания (№ FWEU-754-2021-0001) Программы фундаментальных исследований Российской Федерации на 2021–2030 годы.

Для цитирования: Сташкевич Е.В., Айзенберг Н.И., Илюхин И.Г. Прогнозирование и управление электропотреблением сообщества микросетей с применением искусственного интеллекта // Вестник ЮУрГУ. Серия «Энергетика». 2022. Т. 22, № 2. С. 18–29. DOI: 10.14529/power220202

Original article
DOI: 10.14529/power220202

FORECASTING AND MANAGING THE MICROGRID COMMUNITY USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

E.V. Stashkevich¹, evstashkevich@yandex.ru
N.I. Aizenberg², ayzenberg.nata@gmail.com
I.G. Ilyukhin¹, ilyazenx@gmail.com

¹ Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia

² Melentiev Energy Systems Institute of SB RAS, Irkutsk, Russia

Abstract. A characteristic feature of the modern electric power industry in recent decades is the sharp increase in electricity consumption. This can be explained by technological, social, economic, and other reasons. Therefore, the forecasting of electricity consumption is important for many processes, including the planned operation of generating equipment and managing and optimizing the operating modes of energy systems. It is also a significant aspect in the operation of industrial enterprises, since breaches can result in fines. One of the urgent tasks in the electricity market

today is the forecasting of electricity consumption for a certain period. The article presents a description of a microgrid model with a built-in block for predicting power consumption, as well as intelligent load control for several objects at the same time, including those with distributed generation. Decisions are made the previous day, in order to form strategies or the generation profile and control of power receivers. This timing is dictated by the information available to the intelligent system. This information includes forecast of demand and electricity prices of the centralized energy system for every hour of the next day. The process of switching at peak time to additional sources of electricity, distribution over microgrids is also described. The forecast was implemented using the Holt-Winters model from the statsmodels library (Python 3). The model uses the ideas of exponential smoothing, but is more complex and can be applied to series containing trend and seasonality. The trained model predicts with 95.21% accuracy.

Keywords: demand-side management, microgrid, artificial intelligence, power consumption forecasting, distributed generation

Acknowledgments: This work was carried out under the State Assignment of Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (project code: FZZS-2020-0039) and out under the State Assignment Project (No. FWEU-754-2021-0001) of the Fundamental Research Program of the Russian Federation 2021–2030.

For citation: Stashkevich E.V., Aizenberg N.I., Ilyukhin I.G. Forecasting and managing the microgrid community using artificial intelligence. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Power Engineering*. 2022;22(2):18–29. (In Russ.) DOI: 10.14529/power220202

Введение

В настоящий момент прогнозирование электропотребления стало одной из основных задач исследований в электроэнергетике. Оно играет значимую роль в планировании режимов и эксплуатации энергосистемы.

С точки зрения энергосистемы в текущих рыночных условиях точность прогнозирования электропотребления влияет на решение задачи экономической диспетчеризации и повышение благосостояния всех участников рынка. Прогнозирование величины и объемов электропотребления также актуально для промышленных предприятий. Для этого имеются как технические, так и экономические предпосылки. С одной стороны, сегодня в России у потребителей появляется все больше возможностей оптимизировать свое электропотребление и получать экономическую выгоду. Например, предприятия могут участвовать в механизме ценозависимого снижения потребления электрической энергии или снижать плату за электроэнергию и мощность с помощью регулирования графика нагрузки под уровень равновесных цен и пиковых часов в энергосистеме. С другой стороны, развитие техники позволяет создавать высокоавтоматизированные системы с применением накопителей электроэнергии и установками распределенной генерации (РГ). Такие системы позволяют снижать потери в электрических сетях потребителей при оптимальном планировании режима, а также минимизировать плату за электроэнергию.

В качестве установок РГ могут использоваться когенерационные установки малой и средней мощности, работающие на основе газотурбинных и парогазовых технологий, а также комплексы, работающие на возобновляемых энергоресурсах: солнечные батареи, ветрогенерирующие установки, топливные элементы, мини- и микроГЭС [1–3]. В настоящее время проводится много исследований с применением технологий искусственного интеллекта для управления интеллектуальными

сетями с установками РГ и накопителями электроэнергии [4–7].

В статье обсуждается возможная конфигурация микросети потребителя со встроенным блоком интеллектуального управления нагрузкой через подключение собственной РГ в определенные часы суток. Входной поток данных для модели интеллектуального управления включает в себя возможные цены электроэнергии от разных источников (системы, собственной генерации), характеристики сезонности (час, сутки), а также прогнозирование спроса собственного и общего электропотребления. Для последнего нами предлагается эконометрическая модель, где определяется значимый набор переменных, необходимый для построения качественного прогноза. Отличие данного исследования, от проведенного нами в [8], состоит в более полном представлении блока прогнозирования электропотребления, реализованного с помощью машинного обучения.

Регулирование собственной нагрузки с помощью подключения РГ достаточно обсуждаемая в настоящее время тема. В частности, в [9] предлагается алгоритм управления спросом на основе теоретико-игровой модели предсказания нагрузки системы, которая формируется при взаимодействии всех участников рынка: потребителей и энергокомпаний. Особенностью является, что средства управления (генерация или накопители) являются децентрализованными. В нашем подходе это тоже так. Системы с включенным блоком интеллектуального управления нагрузкой также активно обсуждаются в последнее время [10]. Основные технические характеристики оборудования таких систем описываются, например, в [11, 12]. Ключевым является технология оптимизации динамического стохастического потока мощности [13–15]. Управление нагрузкой возможно как для крупных энергосистем, включающих потребителей различной мощности [13], так и с детализацией до отдельных небольших потребителей, как в нашем случае.

Обзор существующих на данный момент методов прогнозирования электропотребления наиболее полно представлен в [16], где помимо классических методов прогнозирования (регрессионные, авторегрессионные, вероятностные) авторы отмечают интеллектуальные методы прогнозирования (экспертные системы, искусственные нейронные сети, клеточные автоматы и др.). Среди многообразия методов прогнозирования нельзя выделить один универсальный, удовлетворяющий всем требованиям, не обладающий недостатками метода. Каждый метод имеет свои достоинства, недостатки и границы применения. Так, для задачи прогнозирования электропотребления промышленных предприятий в работе [17] приведено сравнение метода прогнозирования электропотребления по принципу экспертных оценок (средняя квадратичная ошибка прогнозирования находится на уровне 11,37–15,77 %) с методом прогнозирования с помощью искусственных нейронных сетей (ошибка прогнозирования составила 3,82 %), реализованным с помощью пакета программ Matlab. В [18] для решения вопроса годового прогнозирования электропотребления энергосистем предложен способ улучшения качества регрессионных моделей использованием комбинированной модели с помощью добавления к регрессионному тренду авторегрессионной части, аппроксимирующей отклонения (остатки) от тренда истинных значений показателей. При этом авторам удалось снизить среднюю погрешность прогноза по энергосистемам за рассматриваемый период с 6,97 % до 4,7 %. В [19] выполнено суточное прогнозирование электропотребления отдельно для рабочих и выходных дней тремя методами: регрессионный анализ, нейронные сети, нечеткие нейронные сети. В итоге выявлено, что метод, основанный на нечеткой нейронной сети, является наилучшим с точки зрения точности прогнозирования. Средняя ошибка прогнозирования этого метода для рабочих дней составила 2,5 %, а для выходных дней – 1,5 %. Наибольшей ошибкой прогнозирования среди сравниваемых методов обладает регрессионный анализ – 3,5 % для рабочих дней и 3,0 % для выходных дней.

Прогнозирование электропотребления также можно встретить во многих работах на основе авторегрессий [20]. В то же время исследователи признают, что ключевой объясняющей переменной после временных (час суток, день недели, праздник) должна являться температура наружного воздуха [21]. Есть работы, включающие в зависимости цены покупки электроэнергии. Например, [22], где рассматривается метод основных моментов и оцениваются эластичности потребления в зависимости от имеющихся у потребителя электроприемников. В [23] рассматривается онлайн-ценообразование, где результат получается взаимодействием, описываемым теоретико-игровой

моделью. Список характеристик спроса, которые мы включаем в регрессию, не ограничивается ценами, температурой и временем. Мы оцениваем также дополнительные объясняющие переменные такие, как квадрат температуры, плата за мощность в пиковые часы энергосистемы. Возможен разный выбор методов оценивания. Можно использовать известные способы эконометрического оценивания на основе метода наименьших квадратов [22]. Мы опробуем оценку на основе машинного обучения, используя стандартные и внешние пакеты Python 3.

Модель микросети

Исследуются возможности взаимодействия и управления взаимодействием между микросетями, объединёнными в сообщество. Микросети могут обмениваться энергией и услугами между собой. Сообщество состоит из микросетей, агрегатора сообщества, локальной и внешней энергосистемы. Агрегатор сообщества является оператором локальной сети, его основная функция – регулировать отношения между участниками сообщества.

Для оптимизации работы распределенной системы с использованием различных источников РГ, обеспечения надёжной и оптимальной работы микросети используют систему управления энергией (Energy Management System, EMS), которая, в соответствии с выработанной стратегией, будет автоматически переключаться между источниками энергии, обмениваться энергией с внешней сетью и обеспечит оптимальные ввод и вывод генерирующих мощностей в зависимости от конкретных условий в каждый момент времени.

При этом каждая микросеть имеет свою систему управления электроэнергией (Local EMS) для оптимизации режима, целью которой является минимизация суммарных эксплуатационных затрат отдельной микросети для обеспечения внутреннего баланса мощности и определения необходимых объёмов покупки и продажи мощности. Основной обязанностью Local EMS является обеспечение надёжного электроснабжения.

На рис. 1 представлено демонстрационное сообщество, состоящее из двух микросетей. Микросеть 1 не имеет собственной РГ, микросеть 2 имеет газогенератор.

В качестве исходных данных используются реальные значения почасового электропотребления общежития и производственного цеха на протяжении 96 часов. Демонстрация работы системы приводится для отчетного дня. В качестве примера выберем место расположения системы – город Астрахань. На рис. 2 показано потребление активной мощности для микросети 1 в течение отчетного дня, где count – количество рассматриваемых значений потребляемой активной мощности в сутки; mean – среднесуточное значение активной мощности; min и max – соответственно ми-

нимальное и максимальное значения активной мощности.

На рис. 3 показано потребление активной мощности для микросети 2 в течение отчетного дня, где count – количество рассматриваемых значений потребляемой активной мощности в сутки; mean – среднесуточное значение активной мощности; min и max – соответственно минимальное и максимальное значения активной мощности.

В качестве стоимости электроэнергии из глобальной сети используем ставку для фактических почасовых объемов покупки электрической энергии (3 ценовая категория), опущенных на уровне низкого напряжения для Астраханской области [24].

Выберем газовый генератор с покрытием пиковой нагрузки ФАС 24-3/ВР мощностью

$Wl = 23$ кВт и стоимостью $P_g = 706\ 200$ руб. Расход газа при загрузке 50 % равен $0,65$ м³/ч, для 100 % равен $0,41$ м³/ч. Тогда уравнение расхода от нагрузки в час можно описать:

$$y_t = -0,48x_t + 0,89, \quad (1)$$

где y_t – расход газа, м³/ч; x_t – загрузка газогенератора в процентах в рассматриваемый час t . Планируемое время работы газогенератора на сутки вперед – T (количество часов использования), каждый час использования обозначается индексом t .

Учтем затраты на приобретение и установку газового генератора, предполагая, что средства взяты в кредит под процент i . Срок погашения равен Tl гарантийному сроку эксплуатации (в нашем случае 3 года). Определим постоянную часть из-

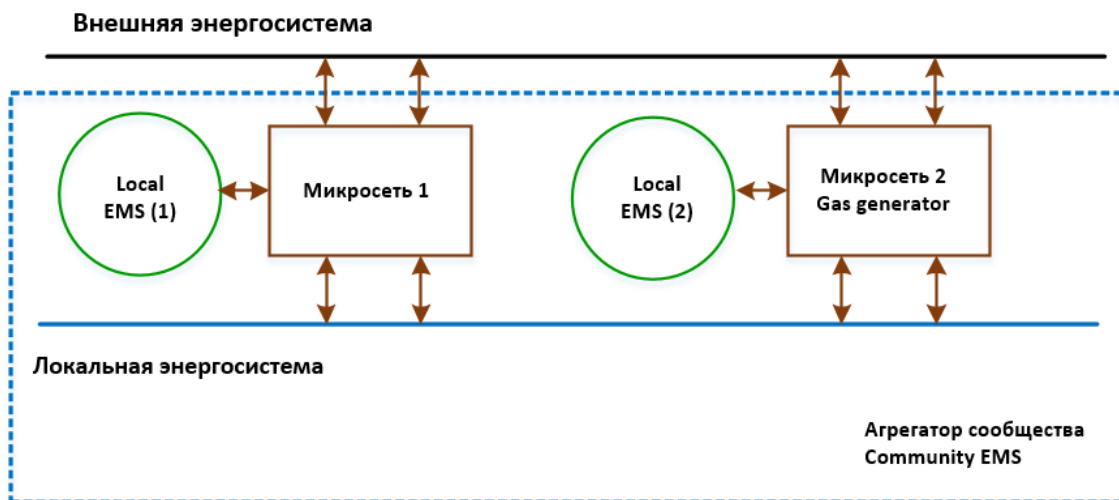


Рис. 1. Структура сообщества микросетей
Fig. 1. Structure of the microgrid community

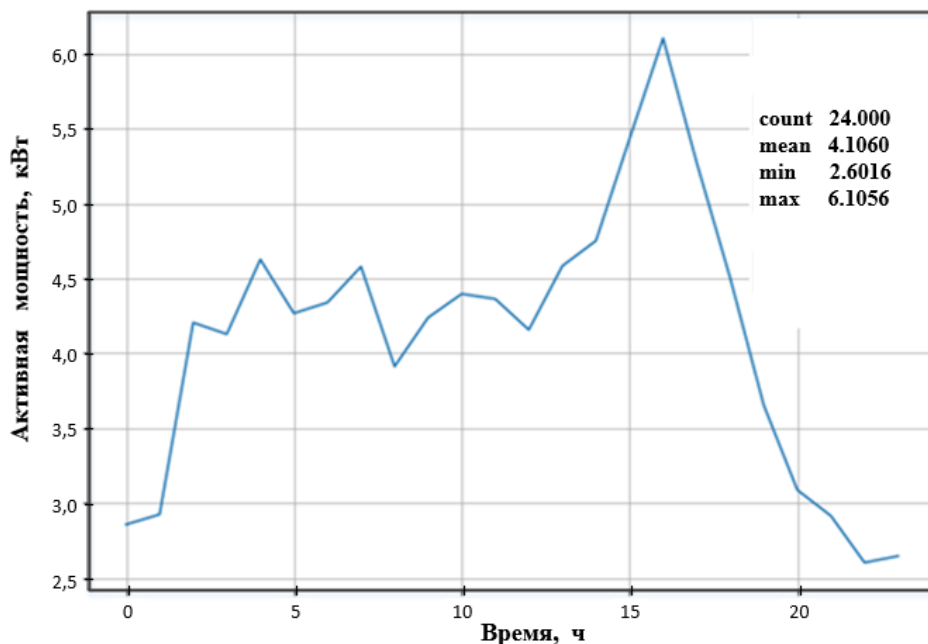


Рис. 2. Суточный график нагрузки микросети 1
Fig. 2. Daily load schedule of microgrid 1

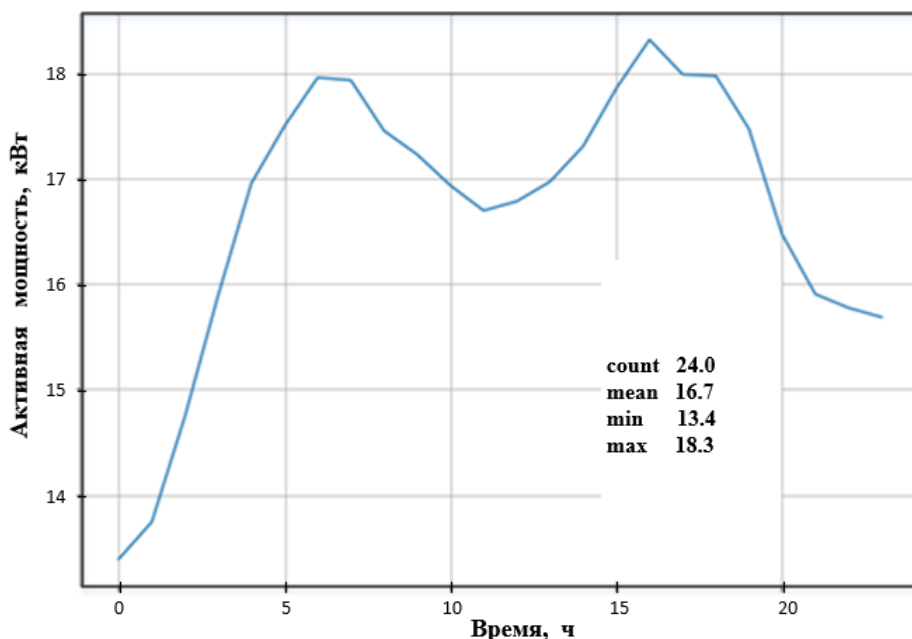


Рис. 3. Суточный график нагрузки микросети 2
Fig. 3. Daily load schedule of microgrid 2

держек, которая приходится на 1 день работы генератора, с учётом выплаты процентов:

$$FC = \frac{i \cdot P_g}{365 \cdot (1 - (1+i)^{-T})}, \quad (2)$$

где P_g – цена газового генератора. Пусть g_t – количество произведенных кВтч в рассматриваемый час $t \in T$, определяемое как $g_t = x_t \cdot Wl \cdot \rho$, где ρ – время работы газогенератора в выбранном режиме (1 ч). Рассчитаем цену за 1 кВтч электроэнергии произведенной газогенератором в период t :

$$P_t = \frac{y_t \cdot P_{gh}}{x_t \cdot Wl} + \frac{FC}{\sum_t g_t} + V_{sr}, \quad (3)$$

где P_{gh} цена газа руб./м³; V_{sr} – стоимость сервисного обслуживания на 1 кВтч. Для наших расчетов эти величины можно принять константными в те-

чение периода планирования на сутки вперед. Цена газа для Астраханской области в представленных расчетах составила 5,68 руб./м³; стоимость сервисного обслуживания – 0,05 руб./кВтч, годовая процентная ставка по кредиту 16 %.

Пример расчёта цен за кВтч от разных источников генерации для участников сообщества представлен на рис. 4. Зелёным цветом показана цена электроэнергии за кВтч от газогенератора для второго потребителя, оранжевым – для первого потребителя, синим – цена (ставка) за кВтч тарифа от энергосистемы, красным – цена за кВтч электроэнергии, произведенной газогенератором при совместном электропотреблении участников. В пиковый период совместное использование газогене-

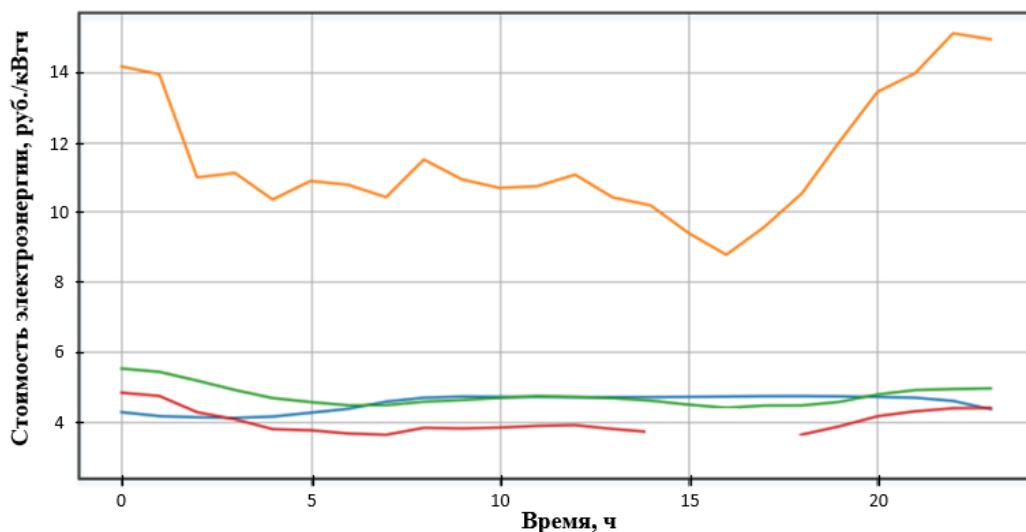


Рис. 4. График стоимости электроэнергии от разных источников генерации
Fig. 4. Graph of the cost of electricity from different sources of generation

ратора невозможно, так как требуемая нагрузка выше мощности оборудования (в этот период цена не определена).

Из рис. 4 следует, что значения цены за кВтч, произведенной газогенератором при совместном электропотреблении, в большинстве случаев выгоднее за счет рационального использования мощности газогенератора, исходя из формулы (3). В пиковый период совместное использование газогенератора невозможно, так как превышен лимит вырабатываемой мощности оборудования.

Интеллектуальная система принятия решения со встроенным блоком прогнозирования электропотребления

Для оптимизации работы распределенной системы с использованием различных источников генерации, обеспечения надёжной и оптимальной работы микросети используют систему управления энергией, которая, в соответствии с выработанной стратегией, будет автоматически переключаться между источниками энергии, обмениваться энергией с внешней сетью и обеспечит оптимальные ввод и вывод генерирующих мощностей в зависимости от конкретных условий в каждый момент времени.

В качестве EMS выступает интеллектуальный агент на основе искусственного интеллекта. Микросеть в программе является полуавтономной, и цель состоит в том, чтобы минимизировать эксплуатационные расходы. Агент, представляющий модель управления энергией (Local EMS), имеет доступ к негибкому потреблению, цене за электроэнергию, уровню генерации, времени.

Представление состояния среды: доступная информация агента на каждом временном шаге состоит из потребления, цены и текущего времени.

Действия агента: оригинальное пространство действия непрерывно и имеет большую размерность. Действия агента, доступные на каждом этапе принятия решения. Действия высокого уровня затем автоматически преобразуются в реализуемые действия, следуя стратегии на основе следующих правил.

- Для покрытия электропотребления конкретного участника может использоваться только *один* источник генерации.

- Участники сети могут *одновременно питаться* от одного и того же источника (если не превышен максимальный лимит).

- Агент на каждом этапе принятия решения может выбирать между следующими источниками генерации: энергосистемой, газогенератором, отключить нагрузку.

Отключение нагрузки возможно только при работе сообщества в автономном режиме; производится, если управляемые генераторы не могут справиться с дефицитом.

Описание агента

В качестве интеллектуального агента используется Random forest библиотеки scikit-learn, в основе которого находится ансамбль решающих деревьев.

Реализация агентов

Для обучения агентов используются 96 значений, предшествующих отчетному дню. Входные параметры данных для микросети 1 для трех часов представлены в табл. 1. Таблица для микросети 2 строится аналогично.

Прогнозирование электропотребления

Для построения части обучающей выборки, отвечающей за потребление, нами была предложена оригинальная методика оценки и прогноза электропотребления. Она основывается на эконометрической модели, включающей в себя не только переменные, отвечающие за сезонность (час, день недели, праздники, месяц), но и в модель включены переменные способные оперативно уточнять прогноз на сутки вперед: температура, влажность, ставка по тарифу энергосистемы, квадрат температуры. Последняя переменная особенно важна на территориях, где наблюдаются особенно холодные и жаркие периоды. Так как речь идет о Астраханской территории, то включение этой переменной будет прогнозировать использование кондиционеров в жаркое время. Кроме того, изучается значимость цены за кВтч за предыдущие периоды.

Качество прогноза во многом зависит от исходных данных, которые взяты за основу. Основой для прогноза послужат значения, на которых обучались интеллектуальные агенты. Рассмотрим алгоритм построения прогноза для электропотребления микросети 1. На рис. 5 показан исследуемый датасет.

Таблица 1

Входные параметры для микросети 1

Table 1

Input parameters for microgrid 1

Время, ч	Собственное электропотребление, кВт	Общее электропотребление, кВт	Цена тарифа, руб./кВтч	Цена электроэнергии от газогенератора, руб./кВтч	Цена электроэнергии от газогенератора при совместном использовании, руб./кВтч
0	2,4	17,06	4,36	7,51	4,25
1	2,84	18,56	4,29	7,08	4,12
2	3,72	21,48	4,24	6,49	3,87

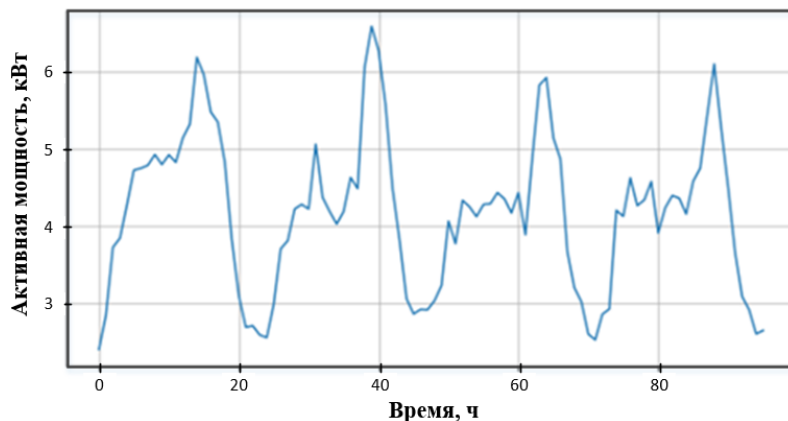


Рис. 5. Данные для прогнозирования электропотребления
Fig. 5. Data for predicting electricity consumption

```
In [53]: df_T1['consumer_1'].describe()
Out[53]: count    96.000000
         mean     4.190100
         std      0.995844
         min      2.400000
         25%      3.547200
         50%      4.260000
         75%      4.792800
         max      6.595200
         Name: consumer_1, dtype: float64
```

Рис. 6. Основные статистические данные
Fig. 6. Basic statistics

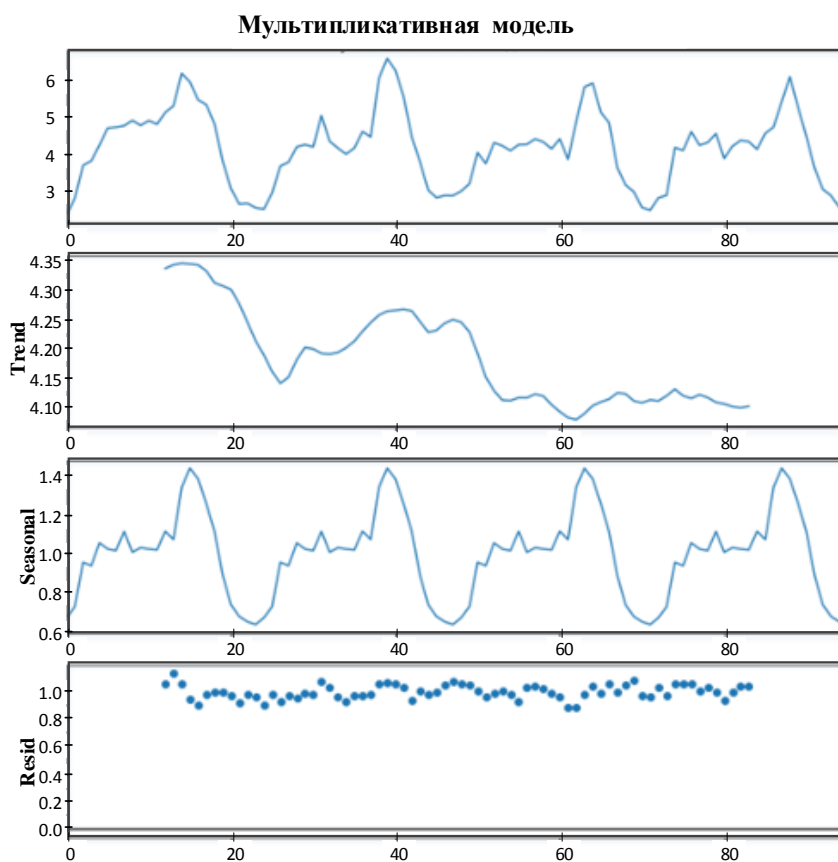


Рис. 7. Разложение по мультипликативной модели
Fig. 7. Decomposition in terms of a multiplicative model

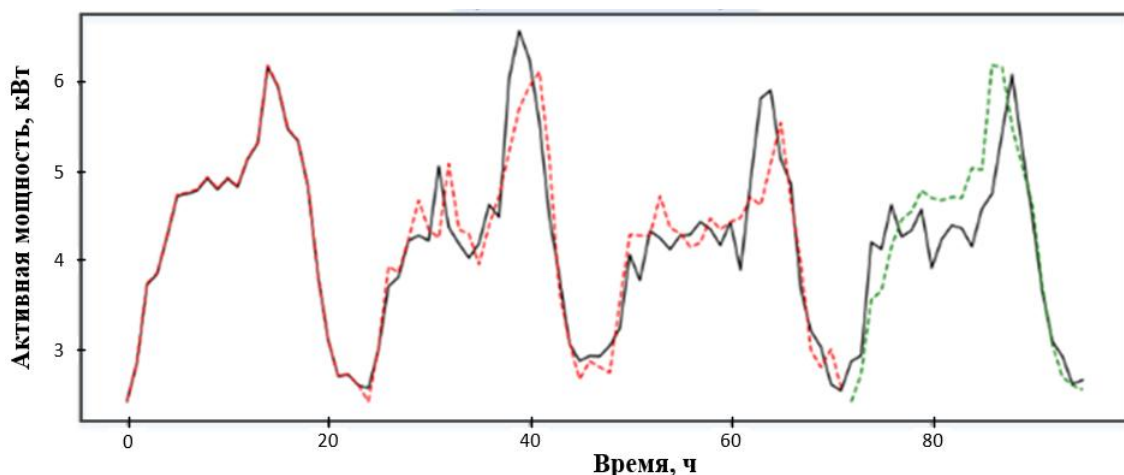


Рис. 8. Прогнозирование электропотребления методом Хольта – Винтерса
Fig. 8. Forecasting power consumption by the Holt-Winters method

```
In [69]: predictions = fit1.fittedvalues
test_labels = train
errors = abs(predictions - test_labels)
# Вывести среднюю абсолютную ошибку (MAe)
print('Средняя абсолютная ошибка:', round(np.mean(errors), 2), 'кВт.')]
# Рассчитать среднюю абсолютную процентную ошибку (MAPE)
mape = 100 * (errors / test_labels)
# Расчет и отображение точности
accuracy = 100 - np.mean(mape)
print('Точность:', round(accuracy, 2), '%.')
```

Средняя абсолютная ошибка: 0.21 кВт.
Точность: 95.21 %.

Рис. 9. Оценка точности прогноза
Fig. 9. Assessment of forecast accuracy

На рис. 6 представлены основные статистические данные, где count – количество значений в датасете; mean – среднее значение по ряду; std – стандартная ошибка; min – минимальное значение; 25, 50, 75 % – значения границ квартилей; 50 % – это не что иное, как медиана.

Выполним разложение ряда по мультипликативной модели и изучим, результаты представлены на рис. 7.

Далее разделим данные на тренировочные и тестовые и в качестве модели для прогнозирования будем использовать модель Хольта – Винтерса из библиотеки statsmodels. Модель Хольта – Винтерса использует идеи модели экспоненциального сглаживания, но является более сложной и может применяться к рядам, содержащим тенденцию и сезонность. Рассчитаем прогноз электропотребления на сутки и сравним его с реальными значениями. На рис. 8 черным цветом показаны реальные значения, красным – обучение модели, зеленым – прогноз.

Оценим точность прогноза с помощью стандартных метрик, на рис. 9 представлен результат.

Обученная модель прогнозирует электропо-

требление для микросети 1 с точностью 95,21 %, точность модели будет корректироваться вследствие накопления данных для обучения. По такому же принципу реализовано прогнозирование электропотребления для микросети 2, а также для всех видов генерации.

Результаты управления с помощью интеллектуальной сети

Применим обученные модели для отчетного дня микросети 1 и микросети 2. Результат работы показан на рис. 10 и 11: электропотребление, время и источники генерации, которые нейросеть выбрала для удовлетворения потребности в электроэнергии. Источники различаются по цветам: оранжевая заштрихованная область – электроэнергия из энергосистемы, синяя – от газогенератора.

Экономический итог работы интеллектуальных агентов представлен в табл. 2.

За счет того, что микросети могут получать электроэнергию от газогенератора совместно, это обеспечивает рациональное использование газогенератора, при этом снижается общая цена за кВтч электроэнергии от него.

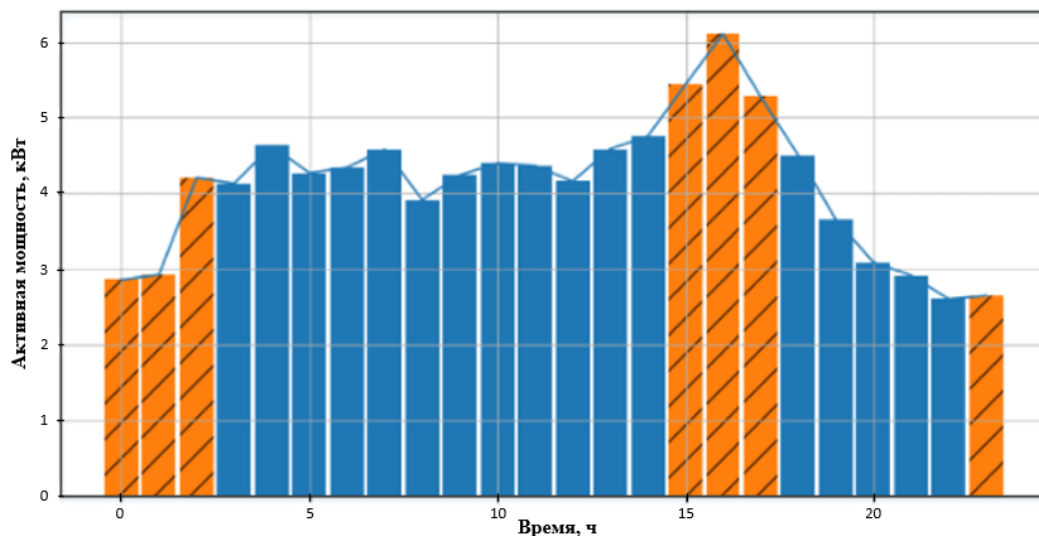


Рис. 10. Результат работы нейросети для микросети 1
Fig. 10. The result of the work of the neural network for microneutral network 1

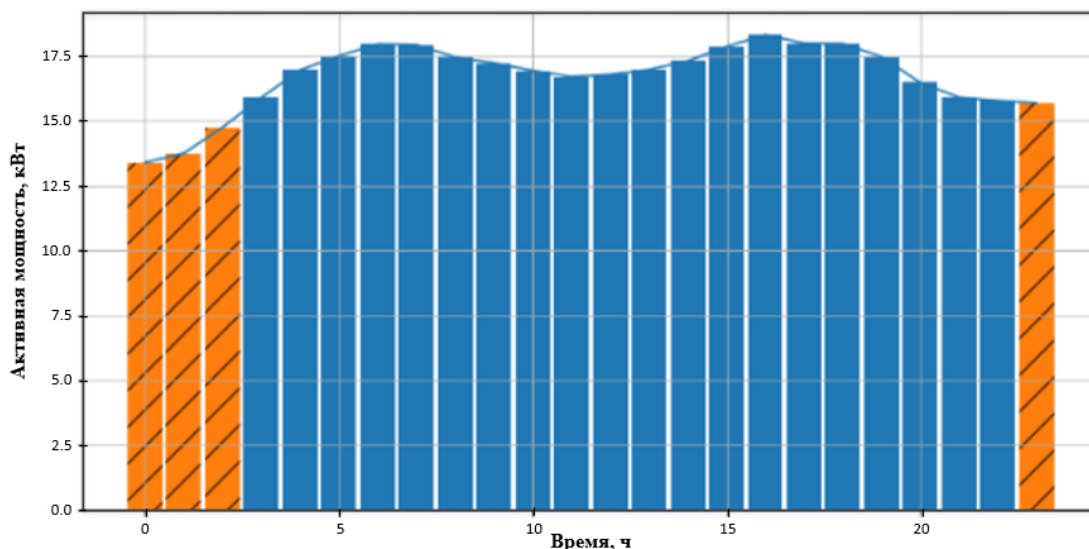


Рис. 11. Результат работы нейросети для микросети 2
Fig. 11. The result of the work of the neural network for microneutral network 2

Экономический итог работы интеллектуальных агентов

Таблица 2

Table 2

Economic result of the work of intelligent agents

Микросеть	Сеть	Газогенератор	Итог
1	Потреблено: 29 кВт, стоимость: 132,62 руб.	Потреблено: 69 кВт, стоимость: 266,27 руб.	Потреблено: 97 кВт, стоимость: 398,89 руб.
	Стоимость питания только из сети 448,67 руб.		
2	Потреблено: 57 кВт, стоимость: 243,61 руб.	Потреблено: 343 кВт, стоимость: 1361,52 руб.	Потреблено: 399 кВт, стоимость: 1605,13 руб.
	Стоимость питания только из сети 1823,78 руб.		

Заключение

Разработана компьютерная модель микросети со встроенным блоком прогнозирования и интеллектуального управления нагрузкой одновременно несколькими объектами, в том числе имеющими

РГ. Результаты моделирования позволяют сформулировать следующие выводы:

1. Предложенный метод прогнозирования электропотребления позволяет оценивать расчетные профили нагрузки. Прогноз реализован с по-

мощью модели Хольта – Винтерса из библиотеки statsmodels. Модель использует идеи экспоненциального сглаживания, но является более сложной и может применяться к рядам, содержащим тенденцию и сезонность. Обученная модель прогнозирует с точностью 95,21 %. Полученные результаты свидетельствуют о перспективности исследований по применению модели Хольта – Винтерса для краткосрочного прогнозирования электропотреб-

ления. В дальнейшем точность прогнозирования может быть повышена за счёт использования большего массива накопленных входных данных.

2. Разработанная модель протестирована на реальных потребителях. Полученная экономия составила 11 и 27 %, что подтверждает эффективность предлагаемой схемы управления электропотреблением сообщества микросетей с применением искусственного интеллекта.

Список литературы

1. Ellabban O., Abu-Rub H., Blaabjerg F. Renewable Energy Resources: Current Status, Future Prospects and Their Enabling Technology // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2014. Vol. 39. P. 748–764. DOI: 10.1016/j.rser.2014.07.113
2. Olivares D.E. Trends in Microgrid Control // *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2014. Vol. 5, no. 4. P. 1905–1919. DOI: 10.1109/tsg.2013.2295514
3. Возобновляемые источники энергии: Теоретические основы, технологии, технические характеристики, экономика / отв. ред. З.А. Стычинский, Н.И. Воропай. Магдебург: Отто-фон-Герике Университет, 2010. 211 с.
4. Smart Grid Technologies / J. Wang, A.Q. Huang, W. Sung et al. // *IEEE Industrial Electronics Magazine*. 2009. Vol. 3, no. 2. P. 16–23. DOI: 10.1109/MIE.2009.932583
5. Smart Grid Concept for Unified National Electrical Network of Russia / Yu.I. Morzhin, Yu.G. Shakaryan, Yu.N. Kucherov et al. // *Preprints of proceedings of IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe 2011*. Manchester, GB: IEEE, The University of Manchester, 2011. Panel session 5D. P. 1–5.
6. Mohsen F.N., Amin M.S., Hashim H. Application of Smart Power Grid in Developing Countries // *IEEE 7th International Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO)*. 2013. DOI: 10.1109/PEOCO.2013.6564586
7. Buchholz B.M., Styczynski Z.A. Smart Grids – Fundamentals and Technologies in Electricity Networks. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2014. 396 p.
8. Aizenberg N., Stashkevich E., Ilyukhin I. A Microgrid Model with an Integrated Forecasting and Intelligent Load Management Module // *Proceedings – 2021 International Russian Automation Conference, RusAutoCon 2021*. 2021. P. 486–491. DOI: 10.1109/RusAutoCon52004.2021.9537373
9. Nguyen H.K., Song J.B., Han Z. Demand Side Management to Reduce Peak-to-Average Ratio Using Game Theory in Smart Grid // *2012 Proceedings IEEE INFOCOM Workshops*. 2012. P. 91–96. DOI: 10.1109/infcomw.2012.6193526
10. A Mathematical Programming Formulation for Optimal Load Shifting of Electricity Demand for the Smart Grid / R.L. Hu, R. Skorupski, R. Entriken, Y. Ye // *IEEE Transactions on Big Data*. 2020. Vol. 6, no. 4. P. 638–651. DOI: 10.1109/tbdata.2016.2639528
11. Design and Implementation of Cloud Analytics-Assisted Smart Power Meters Considering Advanced Artificial Intelligence as Edge Analytics in Demand-Side Management for Smart Homes / Y.-Y. Chen, Y.-H. Lin, C.-C. Kung et al. // *Sensors*. 2019. Vol. 19, no. 9. P. 2047. DOI: 10.3390/s19092047
12. Demand-Side Management in the Smart Grid: Information Processing for the Power Switch / M. Alizadeh, X. Li, Z. Wang et al. // *IEEE Signal Processing Magazine*. 2012. Vol. 29 (5). P. 55–67. DOI: 10.1109/msp.2012.2192951
13. Momoh J.A. Smart Grid Design for Efficient and Flexible Power Networks Operation and Control // *2009 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition*. March 2009. P. 1–8. DOI: 10.1109/psce.2009.4840074
14. Suslov K., Gerasimov D., Solodusha S. Smart Grid: Algorithms for Control of Active-Adaptive Network Components // *2015 IEEE Eindhoven PowerTec*. June 2015. P. 1–6. DOI: 10.1109/ptc.2015.7232462
15. Solodusha S., Suslov K., Gerasimov D. Applicability of Volterra Integral Polynomials in the Control Systems of Electric Power Facilities // *2016 International Conference Stability and Oscillations of Nonlinear Control Systems (Pyatnitskiy's Conference)*. June 2016. P. 1–4. DOI: 10.1109/stab.2016.7541227
16. Методы прогнозирования электропотребления в распределительных сетях (обзор) / А.М. Абдурахманов, М.В. Володин, Е.Ю. Зыбин и др. // *Электротехника: сетевой электронный научный журнал*. 2016. Т. 3, № 1. С. 3–23.
17. Прогнозирование электропотребления предприятия с применением искусственных нейронных сетей / С.А. Кассем, А.Х.А. Ибрагим, А.М. Хасан, А.Г. Логачева // *Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика*. 2021. Т. 7, № 1 (25). С. 177–193. DOI: 10.21684/2411-7978-2021-7-1-177-193

18. Морозова Н.С. Подходы к прогнозированию электропотребления энергосистем // Динамика систем, механизмов и машин. 2018. Т. 6, № 3. С. 61–67. DOI: 10.25206/2310-9793-2018-6-3-61-67
19. Манусов В.З., Бирюков Е.В. Краткосрочное прогнозирование электрической нагрузки на основе нечеткой нейронной сети и ее сравнение с другими методами // Известия Томского политехнического университета. 2006. Т. 309, № 6. С. 153–158.
20. Application of Residual Modification Approach in Seasonal ARIMA for Electricity Demand Forecasting: A Case Study of China / Y. Wang, J. Wang, G. Zhao, Y. Dong // *Energy Policy*. 2012. Vol. 48. P. 284–294. DOI: 10.1016/j.enpol.2012.05.026
21. Pedersen L., Stang J., Ulseth R. Load Prediction Method for Heat and Electricity Demand in Buildings for the Purpose of Planning for Mixed Energy Distribution Systems // *Energy and Buildings*. 2008. Vol. 40 (7). P. 1124–1134. DOI: 10.1016/j.enbuild.2007.10.014
22. Reiss P.C., White M.W. Household Electricity Demand, Revisited // *The Review of Economic Studies*. 2005. Vol. 72, no. 3. P. 853–883. DOI: 10.1111/0034-6527.00354
23. Aizenberg N., Stashkevich E., Voropai N. Forming Rate Options for Various Types of Consumers in the Retail Electricity Market by Solving the Adverse Selection Problem // *International Journal of Public Administration*. 2019. Vol. 42 (15–16). P. 1349–1362. DOI: 10.1080/01900692.2019.1669052
24. Данные о стоимости электроэнергии. ПАО «Астраханская энергосбытовая компания». URL: <https://astsbyt.ru/yuridicheskim-liczam/czena-elektricheskoy-energii/> (дата обращения: 16.01.2022).

References

1. Ellabban O., Abu-Rub H., Blaabjerg F. Renewable Energy Resources: Current Status, Future Prospects and Their Enabling Technology. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2014;39:748–764. DOI: 10.1016/j.rser.2014.07.113
2. Olivares D.E. Trends in Microgrid Control. *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2014;5(4):1905–1919. DOI: 10.1109/tsg.2013.2295514
3. Stychinskiy Z.A., Voropay N.I. (Eds.) *Vozobnovlyаемые источники энергии: Теоретические основы, технологии, технические характеристики, экономика* [Renewable energy sources: theoretical foundations, technologies, technical characteristics, economics]. Magdeburg: Otto-von-Guericke-Universität, 2010. 211 p. (In Russ.)
4. Wang J., Huang A.Q., Sung W., Liu Y., Baliga B.J. Smart Grid Technologies. *IEEE Industrial Electronics Magazine*. 2009;3(2):16–23. DOI: 10.1109/MIE.2009.932583
5. Morzhin Yu.I., Shakaryan Yu.G., Kucherov Yu.N. et al. Smart Grid Concept for Unified National Electrical Network of Russia. In: *Preprints of proceedings of IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe 2011*. Manchester, GB: IEEE, The University of Manchester; 2011. P. 1–5.
6. Mohsen F.N., Amin M.S., Hashim H. Application of Smart Power Grid in Developing Countries. In: *IEEE 7th International Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO)*; 2013. DOI: 10.1109/PEOCO.2013.6564586
7. Buchholz B.M., Styczynski Z.A. *Smart Grids – Fundamentals and Technologies in Electricity Networks*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag; 2014. 396 p.
8. Aizenberg N., Stashkevich E., Ilyukhin I. A Microgrid Model with an Integrated Forecasting and Intelligent Load Management Module. In: *Proceedings – 2021 International Russian Automation Conference, RusAutoCon 2021*; 2021. P. 486–491. DOI: 10.1109/RusAutoCon52004.2021.9537373
9. Nguyen H.K., Song J.B., Han Z. Demand Side Management to Reduce Peak-to-Average Ratio Using Game Theory in Smart Grid. In: *2012 Proceedings IEEE INFOCOM Workshops*; 2012. P. 91–96. DOI: 10.1109/infcomw.2012.6193526
10. Hu R.L., Skorupski R., Entriken R., Ye Y. A Mathematical Programming Formulation for Optimal Load Shifting of Electricity Demand for the Smart Grid. *IEEE Transactions on Big Data*. 2020;6(4):638–651. DOI: 10.1109/tbdata.2016.2639528
11. Chen Y.-Y., Lin Y.-H., Kung C.-C., Chung M.-H., Yen I.-H. Design and Implementation of Cloud Analytics-Assisted Smart Power Meters Considering Advanced Artificial Intelligence as Edge Analytics in Demand-Side Management for Smart Homes. *Sensors*. 2019;19(9):2047. DOI: 10.3390/s19092047
12. Alizadeh M., Li X., Wang Z., Scaglione A., Melton R. Demand-Side Management in the Smart Grid: Information Processing for the Power Switch. *IEEE Signal Processing Magazine*. 2012;29(5):55–67. DOI: 10.1109/msp.2012.2192951
13. Momoh J.A. Smart Grid Design for Efficient and Flexible Power Networks Operation and Control. In: *2009 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition*; March 2009. P. 1–8. DOI: 10.1109/psce.2009.4840074
14. Suslov K., Gerasimov D., Solodusha S. Smart Grid: Algorithms for Control of Active-Adaptive Network Components. In: *2015 IEEE Eindhoven PowerTec*; June 2015. P. 1–6. DOI: 10.1109/ptc.2015.7232462
15. Solodusha S., Suslov K., Gerasimov D. Applicability of Volterra Integral Polynomials in the Control Systems of Electric Power Facilities. In: *2016 International Conference Stability and Oscillations of Nonlinear Control Systems (Pyatnitskiy's Conference)*; June 2016. P. 1–4. DOI: 10.1109/stab.2016.7541227

16. Abdurahmanov A.M., Volodin M.V., Zybin E.Yu., Ryabchenko V.N. Forecasting Methods in Electricity Distribution Networks (Review). *Russian Internet Journal of Electrical Engineering*. 2016;3(1):3–23. (In Russ.)
17. Kassem S.A., Ebrahim A.H.A., Khasan A.M., Logacheva A.G. Forecasting electric consumption of the enterprise using artificial neural networks. *Tyumen State University Herald. Physical and Mathematical Modeling. Oil, Gas, Energy*. 2021;7(1):177–193. (In Russ.) DOI: 10.21684/2411-7978-2021-7-1-177-193
18. Morozova N.S. [Approaches to forecasting the power consumption of energy systems]. *Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines*. 2018;6(3):61–67. (In Russ.)
19. Manusov V.Z. Biryukov E.V. [Short-term Forecasting of Electrical Load Based on a Fuzzy Neural Network and its Comparison with Other Methods]. *Proceedings of the Tomsk Polytechnic University*. 2006;309(6):153–158. (In Russ.)
20. Wang Y., Wang J., Zhao G., Dong Y. Application of Residual Modification Approach in Seasonal ARIMA for Electricity Demand Forecasting: A Case Study of China. *Energy Policy*. 2012;48:284–294. DOI: 10.1016/j.enpol.2012.05.026
21. Pedersen L., Stang J., Ulseth R. Load Prediction Method for Heat and Electricity Demand in Buildings for the Purpose of Planning for Mixed Energy Distribution Systems. *Energy and Buildings*. 2008;40(7):1124–1134. DOI: 10.1016/j.enbuild.2007.10.014
22. Reiss P.C., White M.W. Household Electricity Demand, Revisited. *The Review of Economic Studies*. 2005;72(3):853–883. DOI: 10.1111/0034-6527.00354
23. Aizenberg N., Stashkevich E., Voropai N. Forming Rate Options for Various Types of Consumers in the Retail Electricity Market by Solving the Adverse Selection Problem. *International Journal of Public Administration*, 2019;42(15–16):1349–1362. DOI: 10.1080/01900692.2019.1669052
24. *Dannye o stoimosti elektroenergii. PAO "Astrakhanskaya energosbytovaya kompaniya"* [Data on the cost of electricity. Astrakhan Energy State Supply Company]. Available at: <https://astsbyt.ru/yuridicheskimi-lizham/czena-elektricheskoy-energii/> (accessed 16.01.2022). (In Russ.)

Информация об авторах

Сташкевич Елена Владимировна, канд. техн. наук, доц., кафедра «Электроснабжение и электротехника», Иркутский национальный исследовательский технический университет, Иркутск, Россия; evstashkevich@yandex.ru.

Айзенберг Наталья Ильинична, канд. экон. наук, старший научный сотрудник, Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН, Иркутск, Россия; ayzenberg.nata@gmail.com.

Илюхин Илья Геннадьевич, магистрант гр. ЦЭМ-19, кафедра «Электроснабжение и электротехника», Иркутский национальный исследовательский технический университет, Иркутск, Россия; ilyazenx@gmail.com.

Information about the authors

Elena V. Stashkevich, Cand. Sci. (Eng.), Ass. Prof., Department of Electrical Supply and Electrical Engineering, Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia; evstashkevich@yandex.ru.

Natalya I. Aizenberg, Cand. Sci. (Econ.), Ass. Prof., Senior Research Fellow, Melentiev Energy Systems Institute of SB RAS, Irkutsk, Russia; ayzenberg.nata@gmail.com.

Ilya G. Ilyukhin, Master's Student gr. TsEm-19, Department of Power Supply and Electrical Engineering, Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia; ilyazenx@gmail.com.

Статья поступила в редакцию 31.01.2022; одобрена после рецензирования 26.04.2022; принята к публикации 26.04.2022

The article was submitted 31.01.2022; approved after reviewing 26.04.2022; accepted for publication 26.04.2022.