

УДК 621.316; 004.89

DOI: 10.22213/2413-1172-2021-1-78-86

**Прогнозирование динамики энергопотребления города Севастополя при использовании нейросетевых алгоритмов****Д. Ю. Котельников**, аспирант, Севастопольский государственный университет, Севастополь, Россия**П. Н. Кузнецов**, кандидат технических наук, Севастопольский государственный университет, Севастополь, Россия**В. В. Кувшинов**, кандидат технических наук, доцент, Севастопольский государственный университет, Севастополь, Россия**Б. А. Якимович**, доктор технических наук, профессор, Севастопольский государственный университет, Севастополь, Россия**А. М. Олейников**, доктор технических наук, профессор, Институт природно-технических систем, Севастополь, Россия

*Мировое потребление электрической энергии с каждым годом заметно возрастает, что приводит к повышению интереса крупных потребителей и производителей электроэнергии к такой процедуре, как прогнозирование энергопотребления. Информация, полученная в результате прогнозирования, может быть использована для рационального распределения текущей нагрузки во времени, а также корректного расчета перспективной нагрузки; помимо этого становится возможным уменьшение продолжительности пиковых нагрузок, что позволит повысить надежность энергопотребления. Благодаря результатам прогноза компании – производители электроэнергии смогут выстроить более точную экономическую модель развития и принять решение о целесообразности расширения уже имеющейся инфраструктуры. Из вышеуказанного следует, что прогноз энергопотребления позволит уменьшить финансовые потери компаний – производителей и потребителей электроэнергии.*

*Предложена методика выявления типовых профилей суточной динамики энергопотребления, основывающаяся на методах нейросетевого анализа и нейросетеваоой классификации. Выявленные типовые профили в дальнейшем стали базисом для проведения процедуры прогнозирования энергопотребления. Профили представлены в виде графиков суточной динамики энергопотребления, что позволяет наглядно и точно оценивать особенности энергопотребления для каждого из фидеров распределительной сети. Также описаны промежуточные этапы, которые были осуществлены для выявления типовых профилей. Проведена процедура прогнозирования энергопотребления, основывающаяся на использовании выявленных типовых профилей, а также оценка ее достоверности.*

**Ключевые слова:** прогнозирование, энергопотребление, распределенные сети, методика, нейросетевая классификация.

**Введение**

**С**овременное общество стремительно развивается, в связи с чем для обеспечения всех его потребностей должна развиваться и инфраструктура. Подобная тенденция к развитию влечет за собой повышение интенсивности производства (удовлетворение возрастающего спроса на высокотехнологическую продукцию), урбанизацию, глобализацию и увеличение объемов потребляемой электрической энергии (усложнение производственных циклов). Вышеперечисленные факты обуславливают повышение интереса крупных компаний –

производителей и потребителей электрической энергии – к прогнозированию энергопотребления.

Динамика энергопотребления подвержена влиянию множества характеристических особенностей, которые разнятся в зависимости от дня и ночи, выходного или буднего дня, курортной зоны или спального района мегаполиса. Прогнозирование энергопотребления, точнее, полученная в результате информация, позволит уменьшить финансовые затраты компании – производителя электроэнергии из-за понижения качества поставляемой абонентам электроэнер-

гии, превышения допустимого значения потерь напряжения, а также выхода из строя части распределительной инфраструктуры ввиду превышения значения максимальных токовых нагрузок. Компаниям – потребителям электрической энергии полученная в ходе прогнозирования информация позволит улучшить текущий баланс процессов нагрузки электрооборудования, а также корректно планировать развитие инфраструктуры своего предприятия с учетом перспективного энергопотребления.

Кроме того, в перспективных планах развития электроэнергетики города Севастополя, Республики Крым и других регионов Российской Федерации согласно дорожной карте Национальной технологической инициативы «Энерджинет» предусмотрен поэтапный переход на интеллектуальные сети (Smart Grid). Подобный переход позволит уменьшить такие показатели надежности, как SAIDI, SAIFI, SAIDIP (недоотпуск) и др., что выльется для потребителей в снижение времени нахождения без энергоснабжения в случае аварийной ситуации, а также позволит многим из них перейти во вторую категорию по энергоснабжению без дополнительных затрат. Подобное становится возможным ввиду использования интеллектуальных коммутационных аппаратов и SCADA-систем для обеспечения возможности резервирования участков распределительной сети [1, 2]. Для исполнения данной концепции требуется точное прогнозирование энергопотребления в масштабах региона, области, города или отдельно взятого предприятия.

Осуществление процедуры прогнозирования сопряжено с реализацией многоэтапных и многоуровневых процессов, необходимых для получения, обработки и анализа информации. Также выполнение данной процедуры связано с разработкой методов кластеризации потребителей согласно их типовым профилям динамики энергопотребления, что дает дополнительную информацию для создания экономической модели развития компании – производителя электрической энергии.

**Цель исследования** – оптимизация работы энергосети города Севастополя с учетом разработки методики выявления типовых профилей суточной динамики энергопотребления, которая является базисом для реализации процедуры прогнозирования потребления электроэнергии.

#### **Анализ предметной области**

Исходя из информации, полученной в ходе поиска путей решения рассматриваемой проблемы, можно заключить, что на текущий мо-

мент процесс прогнозирования энергопотребления имеет ряд особенностей, требующих более детальной проработки. К таким особенностям можно отнести методы кластеризации данных динамики энергопотребления и идентификации потребителей исходя из динамики потребления электрической энергии. В статье представлена методика процедуры определения типовых профилей энергопотребления, что далее позволит выполнить процедуру прогнозирования энергопотребления.

Первым фактором, влияющим на точность и релевантность представляемой методики, является преобладание аналоговых счетчиков над цифровыми, что приводит к увеличению необходимого времени на накопление и первичный анализ данных о динамике энергопотребления [3]. Практически для всех рассмотренных моделей были использованы свои инструментальные среды разработки, что существенно затрудняет внедрение новейших подходов и решений в единую программу, а также не позволяет сразу учесть все факторы, влияющие на процесс исследования [4–6].

В работах [7–9] невозможно оценить результаты проведенного авторами исследования вследствие отсутствия детального описания алгоритма работы предлагаемой модели. Работы [10, 11] позволяют заполнить некоторые из пробелов в алгоритмах решения задачи классификации. Проблема идентификации потребителей согласно их динамике энергопотребления рассмотрена обобщенно. В [12] рассмотрены типовые шаблоны энергопотребления, которые имеют наибольшее воздействие на общую картину нагрузки. В [13] работа алгоритмов прогнозирования энергопотребления носит описательный характер, что затрудняет оценку эффективности данной модели.

#### **Методы и среды выполнения**

В ходе исследования рассматриваются и обрабатываются статистические данные по энергопотреблению фидеров распределительной сети. Для анализа этих данных и решения задач выявления шаблонов динамики энергопотребления возможно использовать методы кластеризации.

В данном исследовании под кластеризацией понимается объединение данных об энергопотреблении в группы (кластеры) исходя из схожести их динамики за определенные интервалы времени. Методы кластерного анализа можно разделить на иерархические (агломеративные, дивизионные, CURE и др.) и неиерархические (k-means, k-medoids, CLARA и др.), а про-

граммные среды для непосредственного осуществления процедуры кластеризации данных – на частные разработки и коммерческие разработки.

В рамках исследования процедура кластеризации будет выполнена посредством искусственных нейронных сетей. Искусственные нейронные сети – программное воплощение математической модели биологических нейронных сетей, способное решать различные нелинейные задачи.

Основные преимущества искусственных нейронных сетей перед большинством программ для обработки статистических данных заключаются в параллельной обработке информации и способности обучаться, то есть создавать обобщение. Обобщение – способность сети получать обоснованно достоверный результат на основании данных, которые не использовались в процессе обучения. Эти преимущества позволяют искусственным нейронным сетям решать масштабируемые (сложные) задачи, которые до этого считались трудноразрешимыми,

а также иметь возможность их использования для кластеризации, классификации и идентификации.

С учетом вышесказанного инструментом для решения задачи выявления типовых профилей суточной динамики энергопотребления была выбрана искусственная нейронная сеть [14, 15]. В данном исследовании реализация нейронной сети выполнялась посредством языка программирования Python, для которого создано множество модулей и библиотек, позволяющих удобно реализовывать сложные нейросетевые методы, структуры и топологии.

### Выявление типовых профилей суточной динамики энергопотребления

Поскольку решение задачи выявления шаблонов суточной динамики энергопотребления сопряжено с проведением ряда последовательных взаимозависимых экспериментов, то данный процесс можно наглядно представить в виде схемы (рис. 1).



Рис. 1. Упрощенная схема проектируемой системы

Fig. 1. Simplified scheme of the designed system

Исходными данными для проведения исследования являются журналы нагрузки цифровых линейных измерительных приборов, которые имеют вид электронных таблиц с данными контрольных замеров тока, напряжения, мощности и т. д.

Первым шагом в обработке исходных данных является нормализация, т. е. удаление всех значений, которые не будут использоваться в исследовании и приведении всех оставшихся значений к единой форме. Вторым шагом – фильтрация данных, поскольку во время снятия показаний возможны ошибки и неточности, связанные с некорректной работой аппаратуры. В рамках исследования будет применяться медианный фильтр, практическая ценность которого состоит в замене аномальных значений сигнала на значение медианы числовой последовательности. Процедура фильтрации была выполнена с помощью программного средства на языке программирования Python; для наглядности ее можно представить в виде функциональной блок-схемы (рис. 2).

Для выполнения процедуры фильтрации были использованы библиотеки Numpy и Pandas, которые ориентированы на работу с большими

массивами данных и их анализом. Также отфильтрованные данные были выражены в виде процентного соотношения (максимальная мощность к почасовой) для того, чтобы минимизировать возможные искажения шаблонов из-за различия порядков энергопотребления на разных фидерах распределительной сети. Результаты работы проиллюстрированы на рисунке 3.



Рис. 2. Функциональная блок-схема фильтрации

Fig. 2. Functional block diagram of filtering

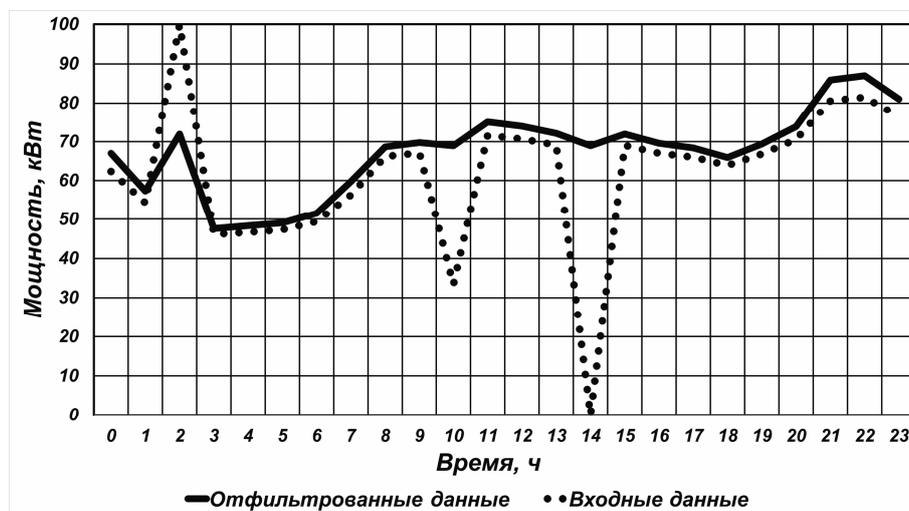


Рис. 3. Пример применения медианного фильтра

Fig. 3. Example of using median filter

После нормализации и фильтрации исходных данных можно переходить непосредственно к задаче выявления шаблонов энергопотребления. Поскольку шаблон по своей сути – это повторяющаяся схема, образ, то его можно представить в виде графика без потери точности и искажений (рис. 4). В свою очередь, множество графиков (изображений) может выступать в качестве обучающей и тестовой выборки для обучения искусственной нейронной сети.

Следующим этапом является работа нейронной сети, которая была использована в ходе исследования для решения задачи выявления и классификации типовых профилей суточной динамики энергопотребления. Нейронная сеть состоит из двух сверточных и одного полносвязного слоя. Процесс выявления паттернов осуществляется исходя из сформированной обучающей выборки в сверточном слое № 2, а результаты работы выводятся бла-

годаря полностью связанному слою № 1. То есть в момент обучения нейронная сеть анализирует массив входных графиков суточной динамики энергопотребления, выявляет шаблоны и из них формирует классы, на которые в дальней-

шем будут разбиваться графики тестовой выборки.

Процесс работы сверточного слоя № 2 и полностью связанного слоя № 1 можно представить в виде функциональной блок-схемы (рис. 5).

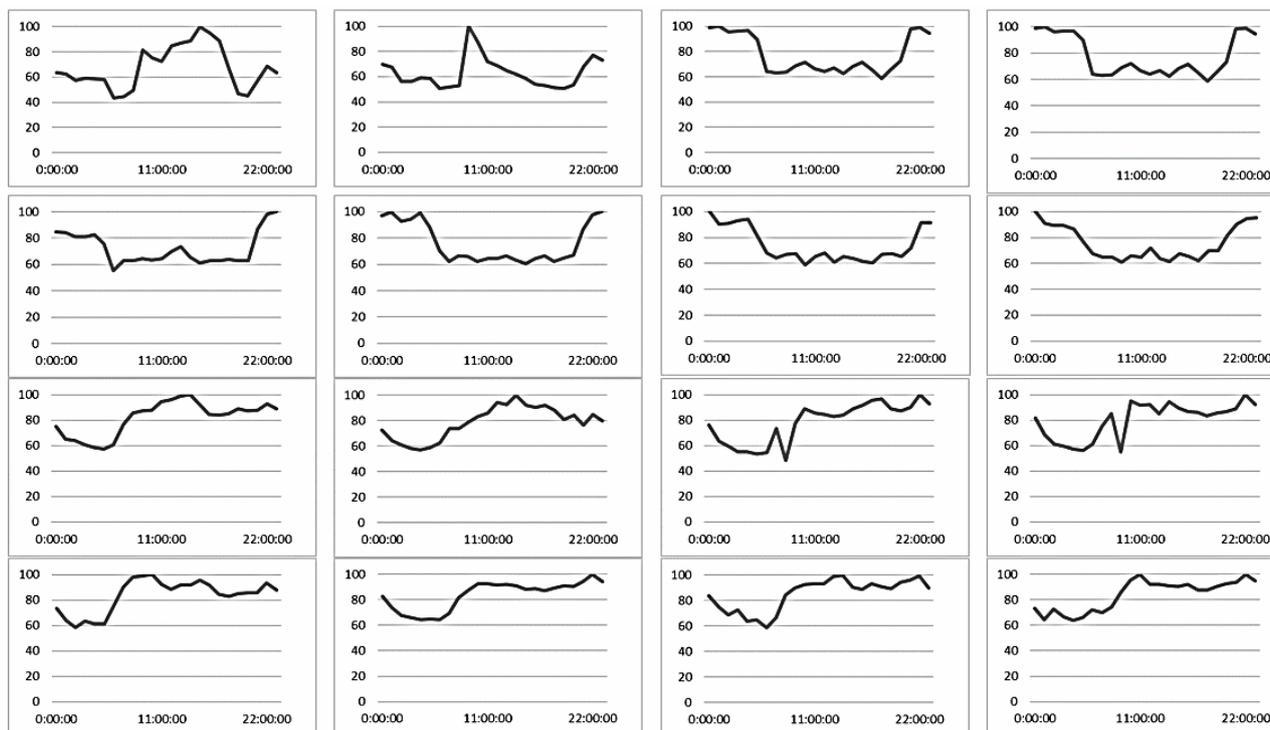


Рис. 4. Примеры графиков суточной динамики энергопотребления

Fig. 4. Examples of graphs of daily dynamics of energy consumption

Для выполнения процедуры выявления типовых профилей суточной динамики энергопотребления были использованы библиотеки Tensor Flow, Numpy, OS, Time, Sys, Argparse, ориентированные на реализацию алгоритмов машинного и глубинного обучения, работу с большими массивами данных, операционной системой компьютера, доступ к некоторым функциям и переменным интерпретатора Python, работу с временем, разбиением и обработкой аргументов командной строки. В сверточном слое № 2 происходит нормализация и оцифровка входных (новых) графиков в понятный для нейронной сети вид. После этого выполняется процедура нейросетевой классификации исходя из выявленных шаблонов, а также перенос файлов в соответствующие директории. На рисунке 6 представлены примеры некоторых из выявленных типовых профилей суточной динамики энергопотребления.

Как видно из данных, представленных на рисунке 6, шаблоны № 1 и 2 характеризуются различной динамикой энергопотребления в течение суток. Например, пиковое энергопотребление

для шаблона № 1 приходится на 12.00 в отличие от шаблона № 2, максимальное энергопотребление которого приходится на 24.00 – шаблон № 2 характеризуется низким энергопотреблением в дневное время суток с резким повышением потребления ночью.

Заключительным этапом исследования является применение выявленных типовых профилей динамики для прогнозирования энергопотребления. Методика выполнения данного этапа заключается в искусственной симуляции аварийной ситуации с последующим прогнозированием нейронной сетью вероятной динамики энергопотребления (пунктирная линия на рис. 7). Впоследствии производилось вычисление отклонения прогнозного значения энергопотребления, полученного от искусственной нейронной сети, относительно реального значения (сплошная линия на рис. 7).

Характерный случай процедуры прогнозирования приведен на рисунке 7. Смоделирована ситуация, когда в 12.00 на фидере распределительной сети происходит аварийная ситуация и дальнейшее энергопотребление прогнозирует-

ся при использовании предложенной методики. Значение величины достоверности динамики энергопотребления, спрогнозированное нейронной сетью, составило около 95 %, что является достаточным для инженерных расчетов.

Эксперимент, аналогичный вышеописанному, был проведен и для шаблона № 2 (рис. 8). Значение величины достоверности динамики энергопотребления, спрогнозированное нейронной сетью, составило около 92 %.

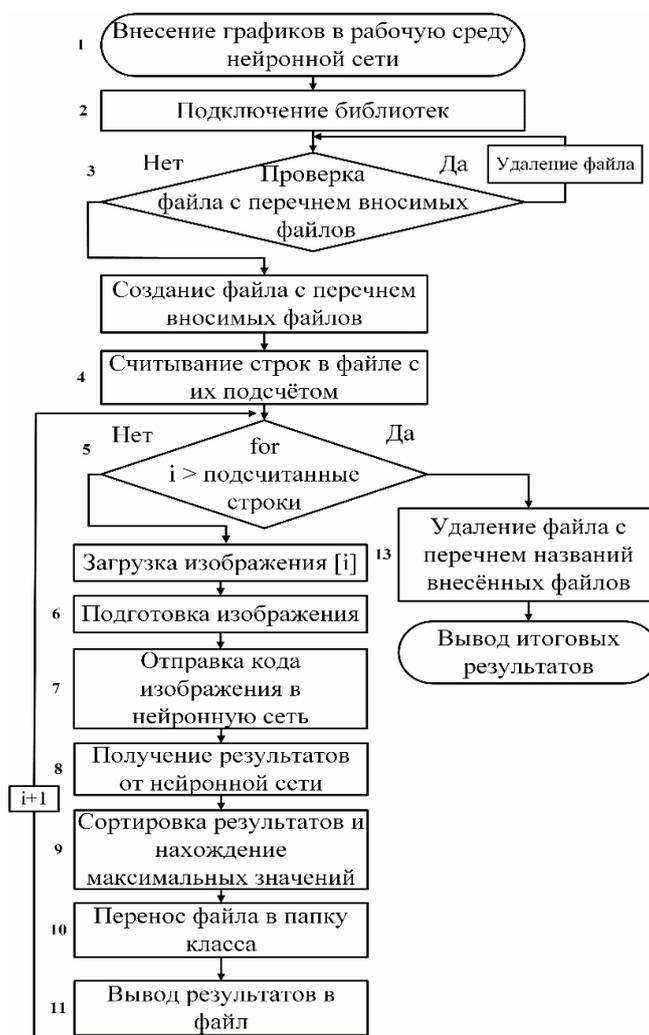


Рис. 5. Функциональная блок-схема сверточного слоя № 2

Fig. 5. Functional block diagram of convolutional layer № 2

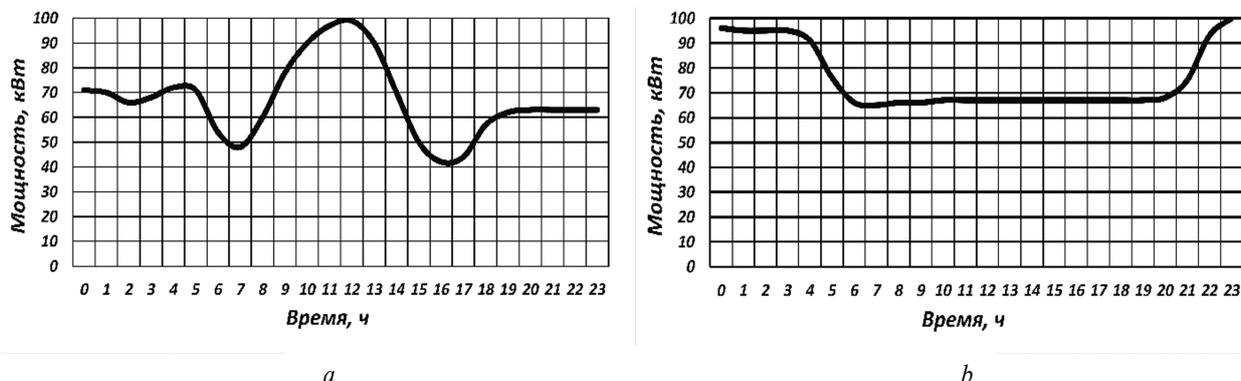


Рис. 6. Примеры типовых профилей суточной динамики энергопотребления: а – шаблон № 1; б – шаблон № 2

Fig. 6. Examples of typical profiles of daily energy consumption dynamics: a - template no. 1; b - template no. 2

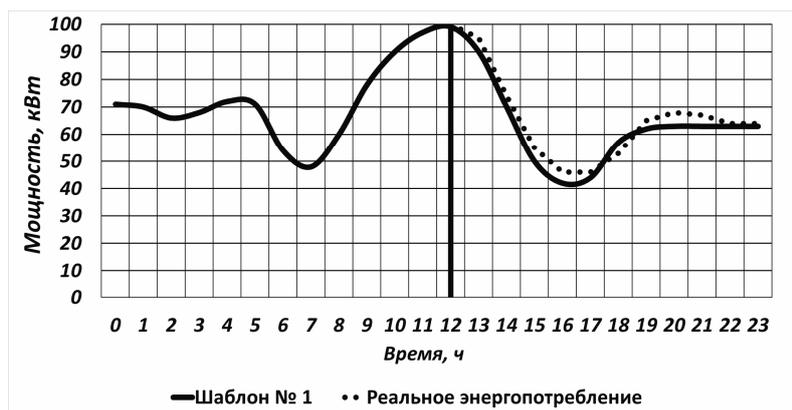


Рис. 7. Пример прогноза суточной динамики энергопотребления (шаблон № 1)

Fig. 7. Example of daily energy consumption forecast (template no. 1)

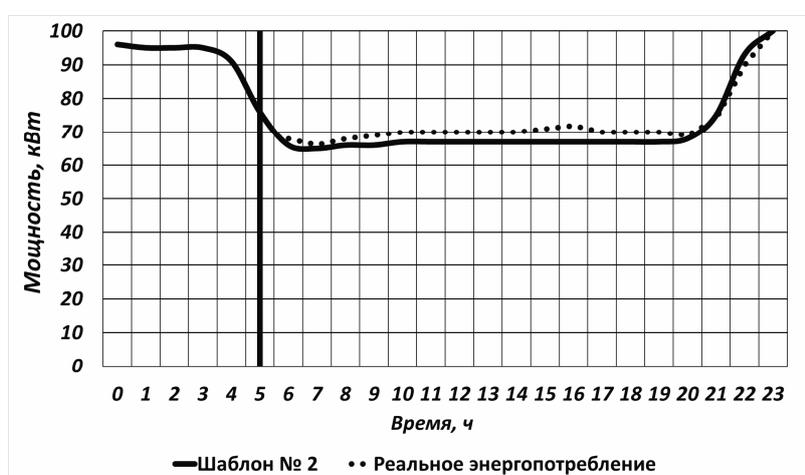


Рис. 8. Пример прогноза суточной динамики энергопотребления (шаблон № 2)

Fig. 8. Example of daily energy consumption forecast (template no. 2)

### Заключение и выводы

В ходе проведения исследований решалась задача оптимизации работы энергетического сектора Республики Крым и города Севастополя с учетом выявления типовых профилей суточной динамики энергопотребления. Решение данной задачи имеет практическую значимость для компаний производителей и потребителей электроэнергии ввиду того, что появляется мощная информационная поддержка для решения задач прогнозирования величины недоотпуска электрической энергии, а также значений потребляемой мощности фидером распределительной сети.

В результате проведенных экспериментальных исследований были выявлены типовые профили, характеризующие суточную динамику энергопотребления фидеров распределительной сети города Севастополя. Полученные результаты целесообразно использовать при проектировании и анализе распределительных сетей, а также при прогнозировании недоотпуска электрической энергии в регионе.

Результаты оценки эффективности предлагаемой методики, полученные при использовании данных энергопотребления участков распределительных сетей с разными видами потребителей, показывают, что величина достоверности прогнозирования составляет не менее 92 %.

### Библиографические ссылки

1. Чебоксаров В. В., Кузнецов П. Н. Пути решения проблемы нестабильности энерговыработки установок возобновляемой энергетики // Дневник науки. 2019. № 4 (28). С. 60–66.
2. Прогнозирование энергопотребления при использовании данных мониторинга электрических параметров / П. Н. Кузнецов, Д. Ю. Котельников, Д. Ю. Воронин, А. Г. Хомюк // Энергетические установки и технологии. 2020. Т. 6, № 2. С. 71–76.
3. Ma Z., Yan R., Nord N. A variation focused cluster analysis strategy to identify typical daily heating load profiles of higher education buildings. Energy, 2017, no. 134, pp. 90-102. DOI: 10.1016/j.energy.2017.05.191.
4. Delzendeh E., Wu S., Lee A. The impact of occupants' behaviors on building energy analysis: A research

review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2017, no. 80, pp. 1061-1071. DOI: 10.1016/j.rser.2017.05.264.

5. Hong T., Yan D., D'Oca S. Ten questions concerning occupant behavior in buildings: The big picture. *Building and Environment*, 2017, no. 114, pp. 518-530. DOI: 10.1016/J.BUILDENV.2016.12.006.

6. Haben S., Singleton C., Grindrod P. Analysis and clustering of residential customers energy behavioral demand using smart meter data. *Energy & Buildings*, 2019, no. 203, pp. 231-240. DOI: 10.1016/j.enbuild.2019.109455.

7. Rajabi A., Eskandari M., Ghadi M.J. A pattern recognition methodology for analyzing residential customers load data and targeting demand response applications. *Energy & Buildings*, 2019, no. 203, pp. 231-240. DOI: 10.1016/j.enbuild.2019.109455.

8. Yang T., Ren M., Zhou K. Identifying household electricity consumption patterns: A case study of Kunshan, China. *Renewable and Sustainable Energy Review*, 2018, no. 91, pp. 861-868.

9. Wang Y., Chen Q., Kang C. Clustering of Electricity Consumption Behavior Dynamics toward Big Data Applications. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, no. 7, pp. 2437-2447.

10. Zhou K., Yang C., Shen J. Discovering residential electricity consumption patterns through smart-meter data mining: A case study from China. *Utilities Policy*, 2017, no. 44, pp. 73-84. DOI: 10.1016/j.jup.2017.01.004.

11. Wang Y., Chen Q., Hong T. Review of smart meter data analytics: applications, methodologies, and challenges. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, no. 10, pp. 3125-3148. DOI: 10.1109/TSG.2018.2818167.

12. Drechny M. The method of consumers identification based on compressed power load profiles. *IEEE in 2018 Innovative Materials and Technologies in Electrical Engineering*, 2018, no. 18, pp. 55-58. DOI: 10.1109/IMITEL.2018.8370464.

13. Piscitelli M.S., Piscitelli M.S., Brandi S., Capozzoli A. Recognition and classification of typical load profiles in buildings with non-intrusive learning approach. *Applied Energy*, 2019, no. 255, pp. 227-244.

14. Методика нейросетевого прогнозирования энергопотребления для устойчивого развития умной городской среды / П. Н. Кузнецов, Д. Ю. Котельников, Д. Ю. Воронин, А. Г. Хомюк // *Дневник науки*. 2020. № 5 (41). С. 30–44.

15. Кузнецов П. Н., Хомюк А. Г., Котельников Д. Ю. Методика оценки остаточного ресурса силового трансформатора // *Дневник науки*. 2020. № 5 (41). С. 44–59.

## References

1. Cheboksarov V.V., Kuznetsov P.N. [Ways to solve the problem of instability of power generation of renewable energy installations]. *Dnevnik nauki*, 2019, no. 4, pp. 60-66 (in Russ.).

2. Kuznetsov P.N., Kotelnikov D.Yu., Voronin D.Yu., Khomyuk A.G. [Prediction of energy consump-

tion when using data from monitoring electrical parameters]. *Energeticheskie ustanovki i tekhnologii*, 2020, vol. 6, no. 2, pp. 71-76 (in Russ.).

3. Ma Z., Yan R., Nord N. A variation focused cluster analysis strategy to identify typical daily heating load profiles of higher education buildings. *Energy*, 2017, no. 134, pp. 90-102. DOI: 10.1016/j.energy.2017.05.191.

4. Delzendeh E., Wu S., Lee A. The impact of occupants' behaviors on building energy analysis: A research review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2017, no. 80, pp. 1061-1071. DOI: 10.1016/j.rser.2017.05.264.

5. Hong T., Yan D., D'Oca S. Ten questions concerning occupant behavior in buildings: The big picture. *Building and Environment*, 2017, no. 114, pp. 518-530. DOI: 10.1016/J.BUILDENV.2016.12.006.

6. Haben S., Singleton C., Grindrod P. Analysis and clustering of residential customers energy behavioral demand using smart meter data. *Energy & Buildings*, 2019, no. 203, pp. 231-240. DOI: 10.1016/j.enbuild.2019.109455.

7. Rajabi A., Eskandari M., Ghadi M.J. A pattern recognition methodology for analyzing residential customers load data and targeting demand response applications. *Energy & Buildings*, 2019, no. 203, pp. 231-240. DOI: 10.1016/j.enbuild.2019.109455.

8. Yang T., Ren M., Zhou K. Identifying household electricity consumption patterns: A case study of Kunshan, China. *Renewable and Sustainable Energy Review*, 2018, no. 91, pp. 861-868.

9. Wang Y., Chen Q., Kang C. Clustering of Electricity Consumption Behavior Dynamics toward Big Data Applications. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, no. 7, pp. 2437-2447.

10. Zhou K., Yang C., Shen J. Discovering residential electricity consumption patterns through smart-meter data mining: A case study from China. *Utilities Policy*, 2017, no. 44, pp. 73-84. DOI: 10.1016/j.jup.2017.01.004.

11. Wang Y., Chen Q., Hong T. Review of smart meter data analytics: applications, methodologies, and challenges. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, no. 10, pp. 3125-3148. DOI: 10.1109/TSG.2018.2818167.

12. Drechny M. The method of consumers identification based on compressed power load profiles. *IEEE in 2018 Innovative Materials and Technologies in Electrical Engineering*, 2018, no. 18, pp. 55-58. DOI: 10.1109/IMITEL.2018.8370464.

13. Piscitelli M.S., Piscitelli M.S., Brandi S., Capozzoli A. Recognition and classification of typical load profiles in buildings with non-intrusive learning approach. *Applied Energy*, 2019, no. 255, pp. 227-244.

14. Kuznetsov P.N., Kotelnikov D.Yu., Voronin D.Yu., Khomyuk A.G. [Methodology of neural network forecasting of energy consumption for sustainable development of smart urban environment]. *Dnevnik nauki*, 2020, no. 5, pp. 30-44 (in Russ.).

15. Kuznetsov P.N., Khomyuk A.G., Kotelnikov D.Yu. [Methodology for assessing the residual life of a power transformer]. *Dnevnik nauki*, 2020, no. 5, pp. 44-59 (in Russ.).

**Forecasting the Dynamics of Energy Consumption in the City of Sevastopol Using Neural Network Algorithms**

*D.Y. Kotelnikov*, Post-graduate, Sevastopol State University, Sevastopol, Russia

*P.N. Kuznetsov*, PhD in Engineering, Sevastopol State University, Sevastopol, Russia

*V.V. Kuvshinov*, PhD in Engineering, Associate Professor, Sevastopol State University, Sevastopol, Russia

*B.A. Yakimovich*, DSc in Engineering, Professor, Sevastopol State University, Sevastopol, Russia

*A.M. Oleynikov*, DSc in Engineering, Professor, Institute of Natural and Technical Systems, Sevastopol, Russia

*The global consumption of electric energy (EE) increases significantly every year, which leads to an increase in the interest of large consumers and electricity producers in such a procedure as forecasting energy consumption. The information obtained by forecasting can be used to appropriately distribute the current load in time and correctly calculate the perspective, so it becomes possible to reduce the duration of peak loads, which will improve the reliability of power consumption. Companies that produce EE will be able to build their economic development model more accurately and decide whether to expand the existing infrastructure due to the results of the forecast. It follows from the above that the forecast of energy consumption will reduce the financial losses of companies producing and consuming EE.*

*The paper proposes a method for identifying typical profiles of the daily dynamics of energy consumption, based on the methods of neural network analysis and neural network classification. The identified typical profiles later became the basis for the procedure of predicting energy consumption. Visually, the profiles were presented in the form of graphs of the daily dynamics of energy consumption, which allows you to visually and accurately assess the features of energy consumption for each of the feeders of the distribution network. The intermediate steps that were carried out to identify the typical profiles were also described. At the end, the energy consumption forecasting procedure was carried out, based on the use of the identified typical profiles, and its reliability was evaluated.*

**Keywords:** forecasting, power consumption, distributed networks, methodology, neural network classification.

Получено 22.01.2021

**Образец цитирования**

Прогнозирование динамики энергопотребления города Севастополя при использовании нейросетевых алгоритмов / Д. Ю. Котельников, П. Н. Кузнецов, В. В. Кувшинов, Б. А. Якимович, А. М. Олейников // Вестник ИжГТУ имени М. Т. Калашникова. 2021. Т. 24, № 1. С. 78–86. DOI: 10.22213/2413-1172-2021-1-78-86.

**For Citation**

Kotelnikov D.Y., Kuznetsov P.N., Kuvshinov V.V., Yakimovich B.A., Oleynikov A.M. [Forecasting the Dynamics of Energy Consumption in the City of Sevastopol Using Neural Network Algorithms]. *Vestnik IzhGTU imeni M.T. Kalashnikova*, 2021, vol. 24, no. 1, pp. 78-86 (in Russ.). DOI: 10.22213/2413-1172-2021-1-78-86.