

УДК 621.316:005.334

**АЛГОРИТМИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ УПРАВЛЕНИЯ  
ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКОЙ В СИСТЕМАХ ЭЛЕКТРОСНАБЖЕНИЯ***К.Б. Корнеев, Ю.М. Павлова, Р. Осей-Овусу**Тверской государственный технический университет (г. Тверь)*© Корнеев К.Б., Павлова Ю.М.,  
Осей-Овусу Р., 2022

**Аннотация.** Указана необходимость прогнозирования электропотребления, которая требует качественного и количественного анализа существующих графиков нагрузки разных групп электропотребителей. Отмечено, что использование интеллектуальных систем учета позволяет накопить большой объем статистических данных, требующих дальнейшей обработки. Из-за того, что визуальные методы выявления и группировки данных затратны и не всегда точны, предложено производить усреднение собранных статистических данных и выявлять в них типичные профили (паттерны), по которым последующие замеры могут быть отнесены к отдельной группе (кластеру) внутри всей выборки профилей нагрузки.

**Ключевые слова:** энергосистема, профиль нагрузки, паттерн, прогнозирование, электроанализатор, кластер, анализ, управление, тариф.

**DOI: 10.46573/2658-7459-2022-3-40-50**

В последние годы новые достижения в области технологий и методов обработки больших данных позволили собрать подробную и хорошо структурированную информацию о поведении промышленных предприятий в области потребления электроэнергии. Такой тип информации может найти множество применений в отрасли распределения электроэнергии, в первую очередь при построении расчетных профилей нагрузки для прогнозирования электропотребления [1].

Энергоснабжающие компании часто используют данные из договоров на поставку электрической энергии о типе предприятия, чтобы присвоить каждому промышленному потребителю метку соответствующего класса. Такой тип сегментации по фиксированным параметрам (числу часов использования максимума нагрузки, форме суточного графика нагрузки, коэффициенту заполнения графика) не может удовлетворить потребности современных предприятий в гибком и динамическом определении режимов производства [2]. Более перспективным выглядит метод сегментации различных типов предприятий на основе моделей их потребления электроэнергии, представленных в данных профиля нагрузки [3]. Анализ результатов по реальным данным профиля нагрузки выявил, что даже в пределах групп потребителей схожего профиля могут наблюдаться значительные расхождения в форме профиля нагрузки.

Широкое применение интеллектуальных счетчиков в составе интеллектуальных сетей Smart Grid открывает огромные возможности, но тем не менее создает проблемы для операторов рынка распределения электроэнергии [4, 5]. Значительные инвестиции в усовершенствованную инфраструктуру измерения (умные счетчики) позволяют хорошо

отслеживать, контролировать, управлять и оптимизировать интеллектуальные сети, а также обеспечивать хорошее обслуживание клиентов. С другой стороны, поставщики электроэнергии сталкиваются с более серьезными проблемами при работе с большими данными из-за необходимости соответствовать возрастающим требованиям со стороны потребителей, часть которых становятся полноправными участниками рынков электроэнергии и мощности, так как выходят на рынок производства электрической энергии. Эти требования включают надежность и эффективность, безопасность и защищенность, прибыльность и требования по реализации развивающейся интеллектуальной сети, которая может обслуживать неоднородную клиентскую базу.

Данные интеллектуального измерения часто демонстрируют существенные изменения с течением времени. Характерные модели поведения (энергопотребления) применительно не только к электроэнергии, но и другим видам энергоресурсов стали называть паттернами (заимствовано отечественной наукой из западных дисциплин). Наличие долговременной статистики потребления позволяет не только анализировать статистический материал, но и оценивать эволюцию профилей потребления, прогнозировать их динамику, предсказывать форму профиля для сходных групп предприятий. Тем не менее непосредственный анализ часто бывает невозможным или крайне затруднительным, так как такие выборки в масштабах целой страны (или даже отдельного региона) могут быть чрезвычайно большими, иметь несопоставимые размерности (требовать перехода от абсолютных единиц к относительным), демонстрировать сезонные колебания, а также зависимость от географических факторов. Кроме того, для энергоснабжающих компаний сбор и анализ профилей нагрузки всех потребителей подчас оказываются не такими интересными в экономическом плане, поэтому предпочтение отдается использованию графика характерных суток. Следовательно, результаты анализа таких не полностью достоверных профилей (паттернов) могут привести к неверному планированию, что отрицательно скажется на надежности и экономичности сети [6]. Как правило, большинство исследований проводилось на основе усреднения и построения графиков по средневзвешенным значениям без учета указанных выше особенностей. Изредка для особо характерных видов нагрузки, вроде сельского хозяйства, строятся отдельные сезонные (летний и зимний) графики. При этом в Российской Федерации такие исследования последнее время не проводятся, чаще всего используются графики, полученные во времена СССР.

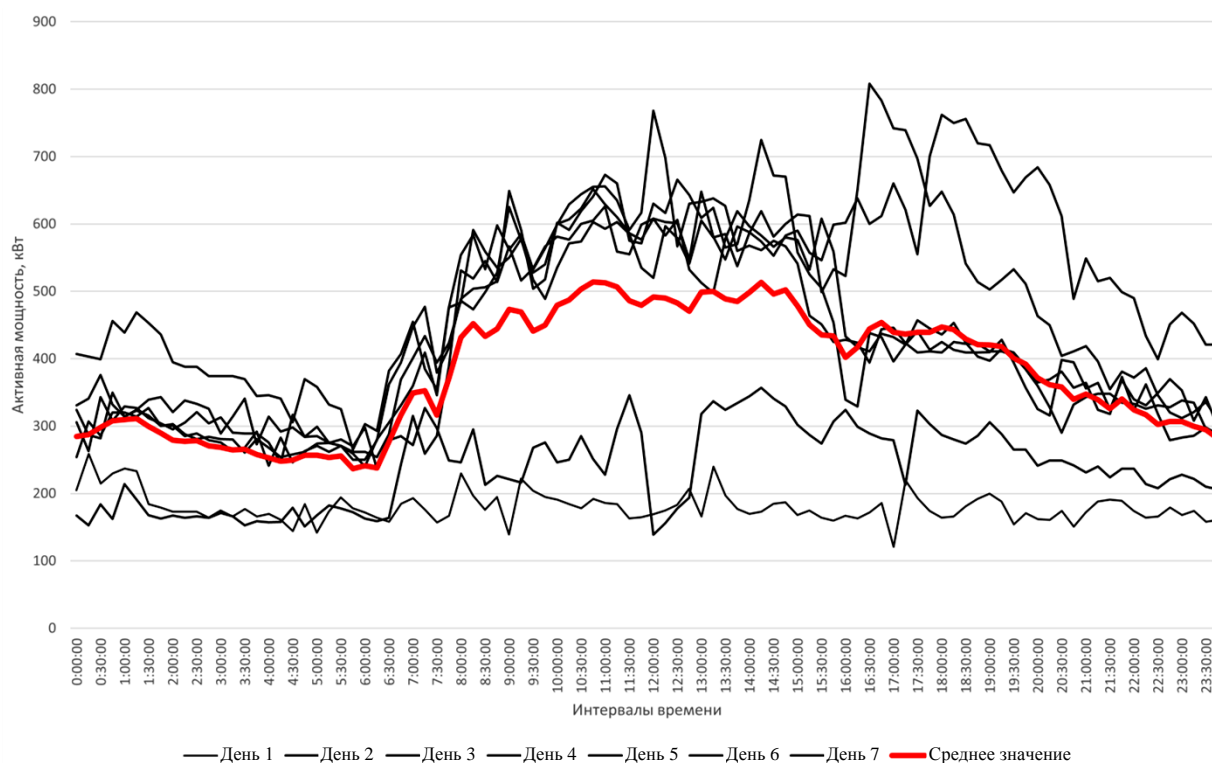
В ходе работ по энергетическим обследованиям и составлению энергетических паспортов, выполнявшихся в 2003–2021 годах научно-образовательным центром «Энергоэффективность» ТвГТУ, было произведено большое количество измерений на электрических подстанциях промышленных предприятий Тверской области, а также на сетевых подстанциях [7]. Экспериментальные результаты были получены с использованием данных анализаторов качества и количества электрической энергии CircutorAR-5, собранных с 15-минутными интервалами. В некоторых случаях (при измерении на предприятиях с резко изменяющейся нагрузкой) интервалы измерений были уменьшены до 5 мин. Было отмечено, что для ряда больших промышленных предприятий с несколькими цехами наблюдалось рассогласование графиков отдельных цехов, что приводит к «размазыванию» формы графика предприятия в целом, особенно при формировании графика по данным за несколько дней.

Цель работы заключалась в том, чтобы построить график потребления, соответствующий режимам производства нескольких типов заводов, на основе их модели

ежедневного энергопотребления. Следовательно, необходимо проанализировать данные за один день, а не за неделю или месяц. Однако визуальный анализ всех профилей отдельных нагрузок является сложным, трудоемким процессом.

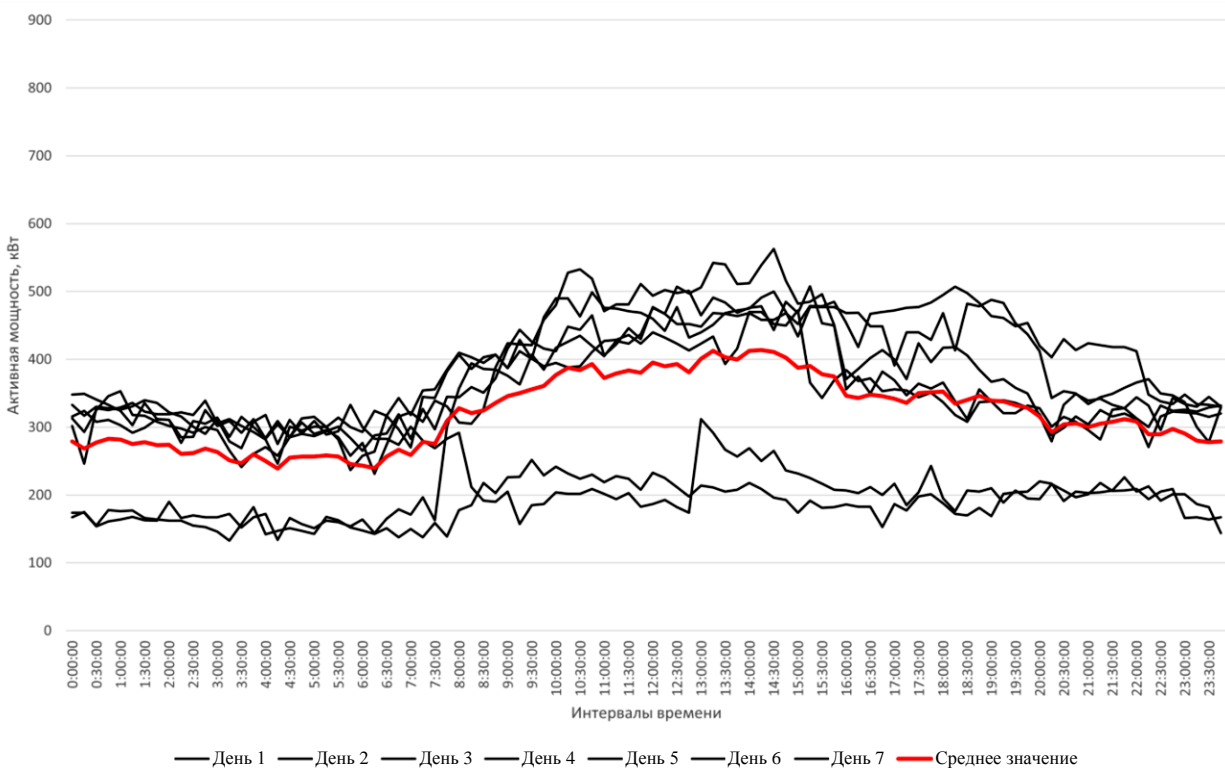
В реальных условиях, когда для сбора данных о профиле электропотребления используются данные автоматизированных систем коммерческого учета электроэнергии (АСКУЭ), возможно возникновение ошибок, связанных с потерей или изменениями величин передаваемых данных. Причинами возникновения ошибок могут быть рассинхронизация часов систем сбора информации и измерительных комплексов; помехи в каналах связи; обрыв линии (при проводном подключении); аварийные режимы в участках электрической сети и т. д. Установить причины (а тем более – исправить или восполнить недостающие данные) не всегда представляется возможным. В связи с этим сильно изменяющиеся данные, выходящие за предельные значения для характерного графика, рекомендуется не учитывать.

Стоит отметить, что даже на одном и том же предприятии на силовых вводах в разных трансформаторах наблюдаются в целом схожие по форме, но отличные по величине графики. Примеры таких усредненных графиков, построенных по результатам синхронных измерений за неделю на перерабатывающем предприятии, расположенном в Тверской области, приведены на рис. 1. Для возможности сравнения оба графика нормированы от одинаковой предельной мощности, равной 900 кВт.



а

Рис. 1. Суточные и усредненные графики за неделю измерений на трансформаторной подстанции 10/0,4 кВ предприятия для трансформатора: а – № 1; б – № 2



б

Рис. 1. Продолжение

Как можно увидеть по графикам, в целом наблюдается сходная картина, характерная для промышленных предприятий: наличие большого однородного пика, приходящегося на интервал времени с 8 до 17 часов с последующим снижением в ночной период. Тем не менее при просмотре в таком виде (по абсолютным значениям) графики выглядят в целом похоже, но воспринимаются по-разному. Чтобы оценить их вариативность, провели сравнение (рис. 2).

Два графика были нормированы относительно своего максимального значения (в долях единицы), а затем оба построены в одной системе координат. Различия в относительных значениях также представлены на рис. 2 (в виде отдельного графика).

Как видно из рис. 2, при переходе от абсолютных значений мощности к относительным, сходство усредненных суточных графиков мощности значительно увеличивается, максимальное расхождение не превышает 0,12 относительных единиц. Тем не менее, если сравнить усредненные графики с фактическими суточными (обозначенные красными и черными линиями на рис. 1), то можно заметить, что реальные достаточно сильно могут отличаться от усредненных и не всегда позволяют сопоставить реальный график и усредненный «профиль».

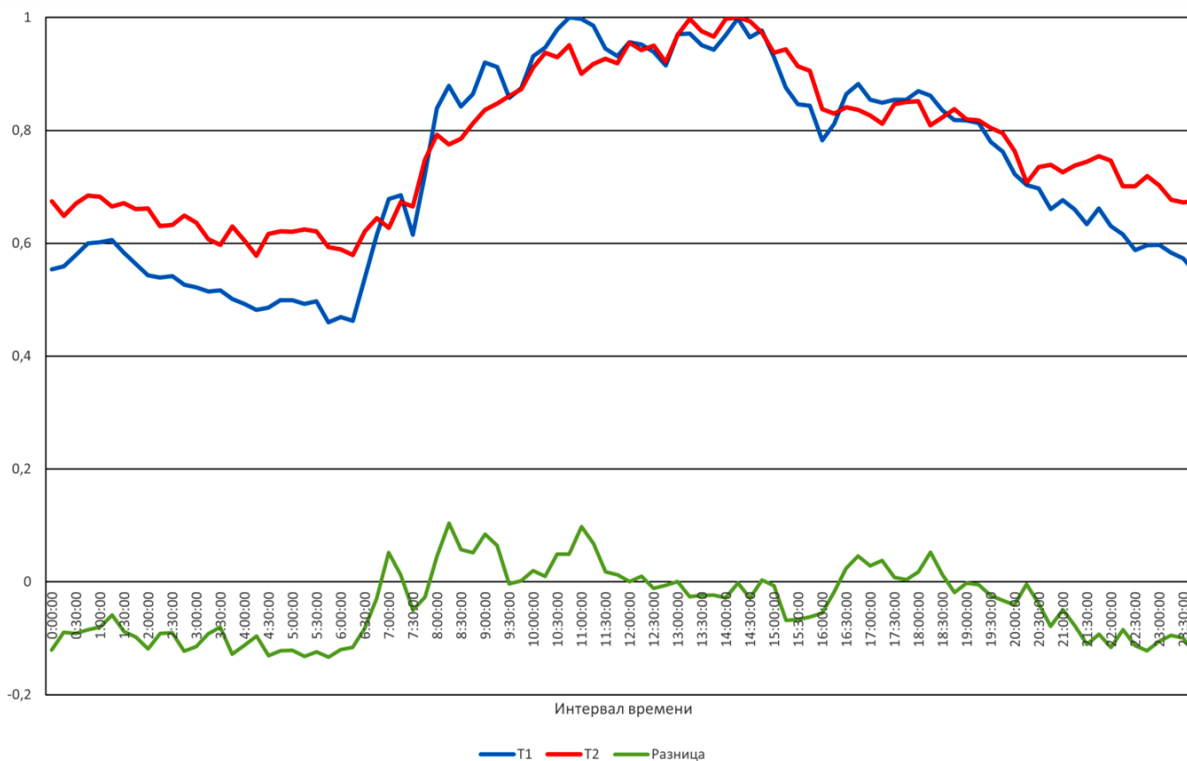


Рис. 2. Сравнение формы суточных графиков усредненной мощности на трансформаторах № 1 и 2 предприятия

С ростом количества собранных данных для графиков среднее значение для сходных предприятий будет выравниваться, что приведет к возможности обработки этих графиков уже не через визуальное подобие, а с помощью методов математической статистики. При этом большая часть графиков будет подчиняться одному из типовых распределений. Как правило, для естественных событий (а изменение мощности в цехах и на предприятиях с большим количеством электроприемников разной мощности можно отнести к естественным событиям) достаточно высокую точность показывает описание с помощью нормального (Гауссова) распределения. При этом на некоторых участках даже усредненных графиков можно выявить незначительные колебания значений, которые фактически не влияют на общую форму. Значит, такими вариациями можно пренебречь, чтобы «очистить» график от вариаций, и не утратить при этом общей формы графика.

В этом случае фактические значения мощности для любых исследуемых предприятий могут сравниваться полученными ранее графиками мощности и с помощью метода  $k$ -средних сопоставляться с уже сформированными паттернами. Если график соотносится с имеющимися кластерами схожих «паттернов» с определенной степенью достоверности, то этому графику присваивается тот же тип, что и всем другим в этом кластере. Если же причислить график к уже сложившимся кластерам не удастся, то этот график может сформировать впоследствии свой собственный, специфичный кластер.

Как правило, многие предприятия формируют типовую картину электропотребления. При этом с ростом количества замеров средние значения многодневных замеров у похожих организаций приобретают сходный вид. Тем не менее не всегда такие фирмы, а также одни и те же предприятия в течение продолжительного

времени формируют сходные графики [8]. Для примера на рис. 3 приведены два графика: для металлообрабатывающего предприятия с двухсменным графиком работы (рис. 3а) и для предприятия по выпуску изделий из пластмасс (рис. 3б). Как видно из рис. 3, первый график сохраняет четкую форму при многократном наложении суточных графиков, а на втором почти невозможно выявить закономерность. Это связано в первую очередь с тем, что вторая организация выпускает нестандартизированный модельный ряд, для которого характерны разные периоды использования технологического оборудования, а также значительные вариации в загрузке единичных мощностей. Поэтому первое предприятие легко по суточному графику может быть отнесено к определенному паттерну, а второе, возможно, и нет. Описанный подход к кластеризации приводит к содержательной сегментации предприятий, отражающей производственные операции, а не опирающейся только на отраслевую специализацию. Указанная сегментация может применяться в электросетевых и энергосбытовых компаниях (например, при разработке переменных ставок тарифов).

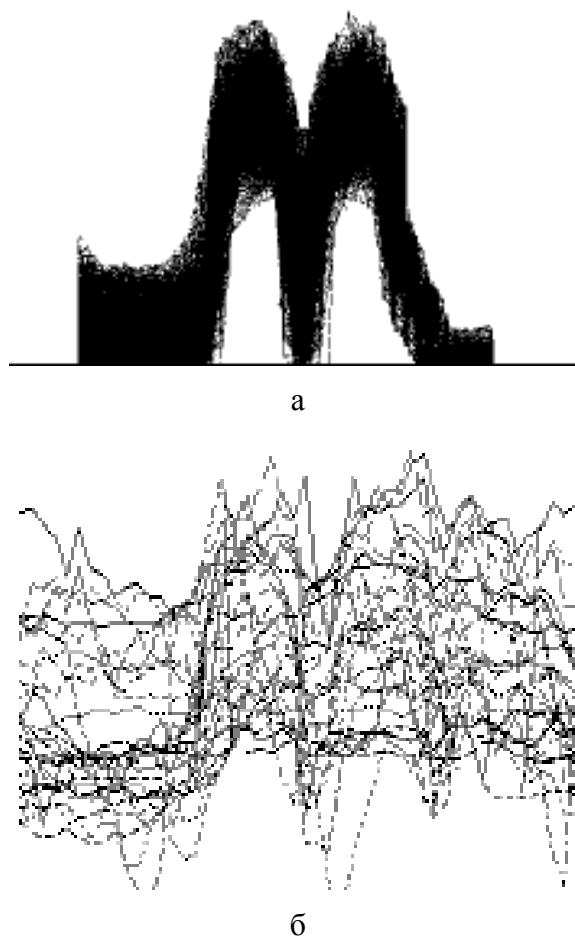


Рис. 3. Многодневные суммарные графики: а – металлургического предприятия с двухсменным режимом работы; б – предприятия по выпуску изделий из пластмасс с графиком, определяемым выпуском изделий

В настоящее время доступность данных о потреблении энергии открывает уникальные возможности для разработки стратегий сегментации промышленного использования энергии с применением данных интеллектуальных сетей по сбору показателей электропотребления. Внедрение интеллектуальных счетчиков способствовало появлению исследований по моделированию временных рядов с высоким разрешением и кластеризации клиентов.

Значительный объем данных интеллектуальных счетчиков обуславливает необходимость появления новых подходов для поддержания реакции спроса, разработки программ повышения энергоэффективности и обеспечения эффективного таргетирования потребителей [9]. Не все из большого количества алгоритмов кластеризации в должной мере позволяют соотнести графики нагрузки со специфическими «паттернами поведения» электропотребителя. Кроме того, существующие алгоритмы по большей части не ориентированы на определение характеристик кластеризации клиентов. Они извлекают профили нагрузки из данных об электроэнергии с учетом глобальных характеристик моделей энергопотребления, а не локальных, характерных для отдельного интервала времени. Более того, эти алгоритмы часто оперируют всеми пространствами функций входного набора данных, чтобы изучить как можно больше информации, что снижает производительность из-за невозможности обнаружить скрытые закономерности в «зашумленных» и неактуальных измерениях. Масштабируемость – еще одна важная проблема алгоритмов профилирования нагрузки, так как с увеличением количества интеллектуальных систем учета (и, соответственно, данных) будет наблюдаться переход от ярко очерченных кластеров, специфичных для похожих типов потребителей, к появлению переходных групп, размывающих границы между отдельными категориями.

Выбор функций для алгоритма кластеризации играет важную роль, так как правильно подобранные функции способствуют повышению качества в случае машинного обучения и интеллектуального анализа данных. Подходы к указанному выбору можно разделить на методы обертки и фильтрации. Методы обертки заключаются в выборе функций процесса обучения; с помощью этих методов исследуют возможности, которые улучшают выполнение задачи обучения алгоритма (как правило, тренировки нейронной сети). Методы фильтрации способствуют изучению внутренних характеристик данных; эти методы помогают выбрать приоритетные функции в соответствии с некоторым критерием перед запуском задачи обучения. Методы обертки в вычислительном отношении значительно дороже, чем методы фильтрации, поскольку зависят от многократного развертывания обучающих моделей (до тех пор, пока не будет найдено подмножество соответствующих функций).

Некоторые из существующих методов фильтрации невозможно проконтролировать. Например, оценку Лапласа измеряют, чтобы отвергнуть способность функции сохранять локальность. Этот подход основан на наблюдении, что две точки данных, вероятно, связаны с одним и тем же объектом, если они расположены близко друг к другу. Фактически в различных задачах обучения, таких как классификация, локальная структура пространства данных более важна, чем глобальная. Оценка разреженных  $k$ -средних использует «штраф» для выбора функций. Это наиболее простой и действенный подход при разработке методов выбора функций для разреженных  $k$ -средних. Дисперсия данных может быть самой простой неконтролируемой оценкой характеристик. Но хотя эта дисперсия входит в перечень функций, которые полезны для описания данных [10], не стоит ожидать, что подобные функции должны быть полезны для различения данных в

разных классах. В связи с этим приходится оперировать не численным показателем для описания класса, а либо сводить данные к функциональному описанию, либо унифицировать кластерную модель описания и представлять график потребления в виде указателя на отдельный кластер унифицированного поля описаний моделей электропотребления.

Одним из возможных применений сегментации предприятий по схемам потребления электроэнергии является разработка переменных ставок тарифов на электроэнергию для снижения пиковых нагрузок интеллектуальной сети. Экономические выгоды от таких изменяющихся во времени тарифов на электроэнергию вполне оправданы. Однако разработка переменных тарифов требует разделения потребителей электроэнергии в зависимости от профилей их нагрузки. Специфический для сегмента тарифный план обуславливает изменяющийся во времени тариф для каждого отдельного предприятия или группы предприятий. Как указано в [11, 12], проектирование тарифов для конкретных сегментов представляет собой сложный процесс, требующий определения количества часовых поясов, времени начала всех часовых поясов, общего количества ценовых поясов и рентабельности поставщиков. В этом процессе первый необходимый шаг – сегментация пользователей по профилям нагрузки. Полученные результаты будут полезны энергоснабжающим предприятиям при разработке стратегии увеличения прибыли.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Матюнина Ю.В., Кудрин Б.И., Жилин Б.В. Электроснабжение потребителей и режимы: учебное пособие для вузов. М.: МЭИ. 2013. 412 с.
2. Ополева Г.Н. Электроснабжение промышленных предприятий и городов: учебное пособие. М.: Форум. 2019. 416 с.
3. Устюгов Н.В., Проталинский О.М. Математическая модель потребления электроэнергии в организационно-технической системе // *Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия «Управление, вычислительная техника и информатика»*. 2020. № 3. С. 116–124.
4. Ледин С.С. Интеллектуальные сети Smart Grid – будущее российской энергетики // *Автоматизация и ИТ в энергетике*. 2010. № 11 (16). С. 4–8.
5. Бубенчиков А.А., Горлинский Н.А., Щербинов В.В., Сикорский С.П., Кулак К.С. Умные сети, Smartgrid. Автоматизация производства преобразования и распределения // *Молодой ученый*. 2016. № 28.2 (132.2). С. 14–18.
6. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Прогнозирование электрических нагрузок при оперативном управлении электроэнергетическими системами на основе нейросетевых структур. Сыктывкар: КНЦ УрО РАН. 2008. 78 с.
7. Енин А.С., Корнеев К.Б., Узикова Т.И. Изменения в проведении энергетического обследования и представлении его результатов // *Тверской государственный технический университет – опорный региональный вуз в подготовке инженерных кадров: Сборник тезисов докладов внутривузовской научно-практической конференции преподавателей и сотрудников Тверского государственного технического университета*. Тверь: ТвГТУ. 2015. С. 145–147.
8. Imran Khan, Joshua Zhexue Huang, MdAbdul Masud, Qingshan Jiang. Segmentation of factories on electricity consumption behaviors using load profile data // *IEEE Access*. 2016. Vol. 4, pp. 8394–8406.



9. Маринова С.В. Прогнозирование электропотребления как сфера системного подхода и экспериментальных решений на базе существующих моделей и методов // *Вестник Тверского государственного технического университета. Серия «Строительство. Электротехника и химические технологии»*. 2011. № 3 (11). С. 50–65.
10. Электроснабжение: методические указания к практическим занятиям и лабораторным работам для студентов дневной и заочной форм обучения спец. 140400 / сост. А.С. Енин. Тверь: ТвГТУ. 2015. 16 с.
11. Flath C., Nicolay D., Lilia F. Cluster analysis of smart metering data // *Business & Information Systems Engineering: The International Journal of Wirtschaftsinformatik*. 2012. Vol. 4. No. 1, pp. 31–39.
12. Электроэнергетика России 2030: Целевое видение / под общ. ред. Б.Ф. Вайнзихера. М.: Альпина Бизнес Бук. 2008. 360 с.

### СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

*КОРНЕЕВ Константин Борисович* – кандидат технических наук, доцент кафедры электроснабжения и электротехники, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, Россия, г. Тверь, наб. А. Никитина, д. 22. E-mail: energy-tver@mail.ru

*ПАВЛОВА Юлия Михайловна* – старший преподаватель кафедры электроснабжения и электротехники, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, Россия, г. Тверь, наб. А. Никитина, д. 22. E-mail: sokolhawk98@gmail.com

*ОСЕИ-ОВУСУ Раймонд* – аспирант кафедры электроснабжения и электротехники, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, Россия, г. Тверь, наб. А. Никитина, д. 22. E-mail: orajmond2008@mail.ru

### БИБЛИОГРАФИЧЕСКАЯ ССЫЛКА

Корнеев К.Б., Павлова Ю.М., Осеи-Овусу Р. Алгоритмические модели управления электрической нагрузкой в системах электроснабжения // *Вестник Тверского государственного технического университета. Серия «Строительство. Электротехника и химические технологии»*. 2022. № 3 (15). С. 40–50.

---

## ALGORITHMIC MODELS OF ELECTRIC LOAD CONTROL IN POWER SUPPLY SYSTEMS

*K.B. Korneev, Yu.M. Pavlova, R. Osei-Ovusu*  
*Tver State Technical University (Tver)*

**Abstract.** The necessity of power consumption forecasting is indicated, which requires a qualitative and quantitative analysis of existing load curves for different groups of power consumers. It is noted that the use of intelligent accounting systems allows you to accumulate a large amount of statistical data that require further processing. Due to the fact that visual methods for identifying and grouping data are costly and not always accurate, it is proposed to average the collected statistical data and identify typical profiles (patterns) in them, according to which subsequent measurements can be attributed to a separate group (cluster) within the entire sample of load profiles.

**Keywords:** power system, load profile, pattern, forecasting, electrical analyzer, cluster, analysis, control, tariff.

#### REFERENCES

1. Matyunina Yu.V., Kudrin B.I., Zhilin B.V. *Elektrosnabzheniye potrebiteley i rezhimy: uchebnoye posobiye dlya vuzov* [Power supply of consumers and power modes: a textbook for universities]. Moscow: MEI. 2013. 412 p.
2. Opoleva G.N. *Elektrosnabzhenie promyshlennih predpriyatiy i gorodov: uchebnoye posobiye* [Power supply of industrial enterprises and cities: a textbook]. Moscow: Forum. 2019. 416 p.
3. Ustyugov N.V., Protalinskiy O.M. Mathematical model of electricity consumption in the organizational and technical system. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya «Upraleniye, vychislitel'naya tekhnika I informatika»*. 2020. No. 3, pp. 116–124. (In Russian).
4. Ledin S.S. Intelligent networks of Smart Grid – the Future of Russian energetics. *Avtomatizatsiya i IT v energetike*. 2010. No. 11 (16), pp. 4–8. (In Russian).
5. Bubenchikov A.A., Gorlinskiy N.A., Scherbinin V.V., Sikorskiy S.P., Kulak K.S. Smart networks, Smartgrid. Automation of the production of energy conversion and distribution. *Molodoy ucheniy*. 2016. No. 28.2 (132.2), pp. 14–18. (In Russian).
6. Shumilova G.P., Gotman N.E., Startseva T.B. Prognozirovaniye elektricheskikh nagruzok pri operativnom upravlenii elektroenergeticheskimi sistemami na osnove neyrosetevykh struktur [Forecasting of electrical loads in the operational management of electric power systems based on neural network structures]. Syktyvkar: IB FRC Komi SC UB RAS. 2008. 78 p.
7. Enin A.S., Korneev K.B., Uzikova T.I. Changes in the conduct of an energy survey and the presentation of its results. *Tver State Technical University – a key regional university in the training of engineering personnel: Collection of abstracts of reports of the intra-university scientific and practical conference of teachers and employees of Tver State Technical University*. Tver: TvGTU. 2015. pp. 145–147. (In Russian).
8. Imran Khan, Joshua Zhexue Huang, Md Abdul Masud, Qingshan Jiang. Segmentation of factories on electricity consumption behaviors using load profile data. *IEEE Access*. 2016. Vol. 4, pp. 8394–8406.
9. Marinova S.V. Power consumption forecasting as a sphere of a systematic approach and experimental solutions based on existing models and methods. *Vestnik Tverskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya «Stroitel'stvo. Elektrotekhnika i himicheskie tekhnologii»*. 2021. No. 3 (11), pp. 50–65. (In Russian).
10. *Elektrosnabzheniye: metodicheskiye ukazaniya k prakticheskim zanyatiyam i laboratornym rabotam dlya studentov dnevnoy i zaочноy form obucheniya spets.* [Power supply: guidelines for practical exercises and laboratory work for full-time and part-time students spec. 140400]. Comp. A.S. Enin. Tver: TvSTU. 2015. 16 p.
11. Flath C., Nicolay D., Lilia F. Cluster analysis of smart metering data. *Business & Information Systems Engineering: The International Journal of Wirtschaftsinformatik*. 2012. Vol. 4. No. 1, pp. 31–39.
12. *Elektroenergetika Rossii 2030: Tselevoye videniye* [Electric power industry of Russia 2030: Target vision] / ed. by B.F. Vajnzher. Moscow: Alpina Business Book. 2008. 360 p.

**INFORMATION ABOUT THE AUTHORS**

*KORNEEV Konstantin Borisovich* – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Power Supply and Electrical Engineering, FSBEI HE «Tver State Technical University», 22, embankment of A. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: energy-tver@mail.ru

*PAVLOVA Yulia Mikhailovna* – Senior Lecturer of the Department of Power Supply and Electrical Engineering, FSBEI HE «Tver State Technical University», 22, embankment of A. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: sokolhawk98@gmail.com

*OSEI-OWUSU Raymond* – Graduate Student of the Department of Power Supply and Electrical Engineering, FSBEI HE «Tver State Technical University», 22, embankment of A. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: orajmond2008@mail.ru

**CITATION FOR AN ARTICLE**

Korneev K.B., Pavlova Yu.M., Osei-Ovusu R. Algorithmic models of electric load control in power supply systems // Vestnik of Tver State Technical University. Series «Building. Electrical engineering and chemical technology». 2022. No. 3 (15), pp. 40–50.

УДК 44.31.03:45.43.00:53.07.00

**ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ ОТКРЫТЫХ В РОССИИ (В ТВГТУ)  
ЗАКОНОВ ТЕПЛООВОГО ИЗЛУЧЕНИЯ  
ГАЗОВЫХ ОБЪЕМОВ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ ДУГ И ФАКЕЛОВ**

*А.Н. Макаров*

*Тверской государственной технической университет (г. Тверь)*

© Макаров А.Н., 2022

**Аннотация.** Дано описание открытых автором фундаментальных законов физики, законов теплового излучения ионизированных и неионизированных газовых объемов. На основе открытых законов разработана современная теория теплообмена и методики расчета теплообмена в электродуговых и факельных металлургических печах, топках паровых котлов, камерах сгорания газотурбинных установок электростанций. Сделан вывод, что использование научного открытия позволяет создавать инновационные электродуговые сталеплавильные печи, факельные нагревательные печи, топки, камеры сгорания, в которых снижается потребление электроэнергии и топлива, повышаются производительность и ресурс работы, уменьшается количество вредных выбросов в окружающую среду.

**Ключевые слова:** теплообмен, тепловое излучение, электрическая дуга, факел, печи, топки, камеры сгорания.

**DOI: 10.46573/2658-7459-2022-3-50-58**