УДК 004.89
doi: 10.21685/2227-8486-2024-3-10

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМЕ УЧЕТА ПОТЕРЬ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ

Д. Н. Франтасов[1], Ю. В. Кудряшова[2], Е. В. Воронина[3]

[1, 3] Самарский государственный экономический университет, Самара, Россия
[2] Приволжский государственный университет путей сообщения, Самара, Россия
[1] frantasov@mail.ru, [2] yu.kudryashova@samgups.ru, [3] voroninae.v@sseu.ru

Аннотация. *Актуальность и цели.* Целью исследования является снижение потерь электроэнергии в энергосистеме железнодорожного транспорта. Потери определяются как небаланс между отпущенной и потребленной электроэнергией, который фиксируется средствами коммерческого учета электроэнергии. На данный момент отсутствуют технические и программные средства для анализа структуры потерь и причин возникновения. *Материалы и методы.* Для достижения поставленной цели были определены основные факторы, которые приводят к значительному росту потерь электроэнергии. Определены факторы для всех автоматизированных систем коммерческого учета электроэнергии, эксплуатируемых на железнодорожном транспорте. *Результаты*. Разработана структурная схема информационно-измерительной системы учета потерь электроэнергии, позволяющая использовать эксплуатируемое оборудование без замены или модернизации, что способствует получению новых технических возможностей. Предложен метод интеллектуализации процесса классификации факторов, вызывающих рост ненормированных потерь электроэнергии, на основе искусственных нейронных сетей. *Выводы*. Интеллектуальный блок позволяет заменить лицо, принимающее организационно-технические решения, для минимизации последствий нештатных ситуаций, приводящих к росту ненормированных потерь. Данное решение применимо в подразделениях, не имеющих квалифицированных специалистов. Рассмотрены результаты обучения искусственной нейронной сети, определены основные параметры эффективности работы информационно-измерительной системы учета потерь на реальном объекте железнодорожного транспорта.

Ключевые слова: потери электроэнергии, небаланс электроэнергии, интеллектуальные энергосистемы, искусственные нейронные сети

Для цитирования: Франтасов Д. Н., Кудряшова Ю. В., Воронина Е. В. Применение искусственного интеллекта в системе учета потерь электроэнергии // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. 2024. № 3. С. 116–125. doi: 10.21685/2227-8486-2024-3-10

THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE ENERGY LOSS METERING SYSTEM

D.N. Frantasov[1], Yu.V. Kudryashova[2], E.V. Voronina[3]

[1, 3] Samara State University of Economics, Samara, Russia
[2] Volga State University of Railway Transport, Samara, Russia
[1] frantasov@mail.ru, [2] yu.kudryashova@samgups.ru, [3] voroninae.v@sseu.ru

Abstract. *Background.* The aim of the research is to reduce electricity losses in the power system of railway transport. Losses are defined as the imbalance between the supplied and

© Франтасов Д. Н., Кудряшова Ю. В., Воронина Е. В., 2024. Контент доступен по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 License / This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 License.

consumed electricity recorded by means of commercial electricity metering. At the moment, there are no technical and software tools for analyzing the losses structure and causes of their occurrence. *Materials and methods.* To achieve this goal the main factors that lead to a significant increase in electricity losses have been identified. The factors for all automated systems for commercial metering of electricity used in railway transport have been determined. *Results*. A block diagram of an information and measurement system for metering electricity losses has been developed, which allows using the equipment in operation without replacing or modernizing, which contributes to getting new technical capabilities. A method is proposed for the intellectualization of the process of classification of factors causing the growth of unnormalized energy losses, based on artificial neural networks. *Conclusions*. The intelligent unit allows you to replace the person who makes organizational and technical decisions to minimize the consequences of emergency situations leading to an increase in non-standardized losses. This solution is applicable in departments without qualified specialists. The results of training an artificial neural network are considered, the main parameters of the efficiency of the information and measurement system for recording losses at a real object of railway transport are determined.

Keywords: power losses, power imbalance, smart power systems, artificial neural networks

For citation: Frantasov D.N., Kudryashova Yu.V., Voronina E.V. The use of artificial intelligence in the energy loss metering system. *Modeli, sistemy, seti v ekonomike, tekhnike, prirode i obshchestve = Models, systems, networks in economics, technology, nature and society*. 2024;(3):116–125. (In Russ.). doi: 10.21685/2227-8486-2024-3-10

Введение

В ОАО «РЖД» активно используются автоматизированные системы коммерческого учета электроэнергии (АСКУЭ). Можно выделить три области производственной деятельности, в которых эксплуатируются независимые АСКУЭ: АСКУЭ железнодорожного узла (ЖУ), АСКУЭ тяговой подстанции (ТП), АСКУЭ розничного рынка электроэнергии (РРЭ). Данные системы разрабатываются сторонними организациями и не имеют общих информационных потоков. Одним из недостатков, присущих всем эксплуатируемым АСКУЭ, является отсутствие детального анализа факторов, приводящих к потерям электроэнергии. Программное обеспечение позволяет выявлять разницу (небаланс) между отпущенной и потребленной электроэнергией на границах обслуживаемых участков, чего недостаточно для определения причин ее появления. Анализ причин появления небаланса осуществляется обычно не чаще одного раза в год, при этом не происходит детальная оценка величины каждой составляющей небаланса, что не позволяет получать значительный эффект от организационно-технических мероприятий [1].

Точный контроль, при котором погрешность измерений не выходит за пределы класса точности измерительных приборов АСКУЭ, потребленной и отпущенной электроэнергии в реальном времени позволит проводить эффективные мероприятия по минимизации или устранению небаланса электроэнергии на участке. Создание новых АСКУЭ или их модернизация с применением высокоточных измерительных приборов является экономически неэффективной мерой на данный момент [2–4], а применение методов коррекции погрешностей измерительных устройств потребует проведения процедуры метрологической аттестации, что также повлечет значительные финансовые затраты. В связи с этим актуальной является задача определения факторов, влияющих

на небаланс электроэнергии и минимизации их влияния без изменения метрологических аттестованных АСКУЭ, находящихся в эксплуатации в ОАО «РЖД».

Методы и материалы

При рассмотрении небаланса электроэнергии принято выделять техническую и коммерческую составляющие. Техническая составляющая небаланса (технические потери) вызвана физическими процессами в энергосистеме, и ее минимизация без замены эксплуатируемого оборудования затруднительна. Коммерческая составляющая небаланса (коммерческие потери) на участке определяется по формуле

$$\Delta W_{\text{К}} = W_{\text{ОС}} - W_{\text{ПО}} - \Delta W_{\text{Т}}, \quad (1)$$

где $W_{\text{ОС}}$ – количество отпущенной электроэнергии, определяемое по разности показаний электросчетчиков на границах рассматриваемого участка; $W_{\text{ПО}}$ – количество потребленной электроэнергии, определяемое по показаниям электросчетчиков потребителей; $\Delta W_{\text{Т}}$ – рассчитанная для участка техническая составляющая небаланса электроэнергии.

Для идеального случая количество отпущенной электроэнергии равно сумме потребленной и рассеянной в элементах энергосистемы. Однако в реальных условиях эксплуатации АСКУЭ имеют погрешности, вызванные погрешностями входящих в их состав измерительных приборов, что приводит к росту коммерческой составляющей небаланса. На полигоне Куйбышевской железной дороги для коммерческого учета электроэнергии в основном используются измерительные приборы класса точности 0,2S – 0,5S. Факторы, влияющие на класс точности измерительных приборов, входящих в состав АСКУЭ, также являются структурными составляющими коммерческой составляющей небаланса, а следовательно, составляющими небаланса электроэнергии в целом [5, 6]. Имеется практически линейная зависимость между ростом небаланса электроэнергии и увеличением погрешностей АСКУЭ, контролирующей участок.

Проведен анализ АСКУЭ на железнодорожном транспорте для выявления и классификации типов эксплуатируемого оборудования и выявления факторов, влияющих на небаланс электроэнергии [5]. Все эксплуатируемые АСКУЭ используют микропроцессорные счетчики электроэнергии с интерфейсами сопряжения с современными системами пакетной передачи данных. На ряде участков периодически фиксируются значительные показатели небаланса электроэнергии, достигающие 15–25 %. В табл. 1 представлены результаты анализа на наличие факторов, влияющих на рост потерь, характерных для определенных областей использования, на железнодорожном транспорте. Погрешность каждого из приведенных факторов не должна превышать 5 % от общего количества потребленной электроэнергии, но в то же время сумма всех погрешностей не должна быть больше 5 % (нормированные потери).

Несмотря на то, что рассмотренные АСКУЭ не имеют единой базы данных, строятся на различной элементной базе, функционируют под управлением собственного программного обеспечения, существуют технические возможности объединения получаемой измерительной информации в единое информационное пространство [7, 8].

Таблица 1

Результаты анализа полигона Куйбышевской железной дороги на наличие погрешностей, вызванных внешними факторами, влияющими на рост потерь электроэнергии

Факторы	АСКУЭ ОРЭ (поставщик э/э)	АСКУЭ РРЭ (дирекции по энерго-обеспечению)	АСКУЭ ЖУ (структурные единицы РЖД)	АСКУЭ ТП (тяговые подстанции)
Потери электроэнергии из-за погрешности измерений	☑	☑	☑	☑
Недоучет электроэнергии	☑		☑	☑
Хищения электроэнергии		☑		
Ремонт оборудования	☑	☑	☑	☑
Климатические факторы	☑	☑	☑	☑
Сезонность	☑	☑	☑	☑
Недогрузки/перегрузки		☑	☑	☑
Низкий класс точности			☑	☑

Рост ненормированных потерь – это слабоформализованная задача, при решении которой лицо, принимающее решение (ЛПР), использует опыт, знание и интуицию для оценки возможных факторов, влияющих на рост ненормированных потерь и принятия управленческих решений [9]. Решение подобных задач занимает 20 % его времени. На рис. 1 представлено расположение значений счетчиков электроэнергии как разность между показаниями в начале и в конце участков при анализе исследуемого объекта.

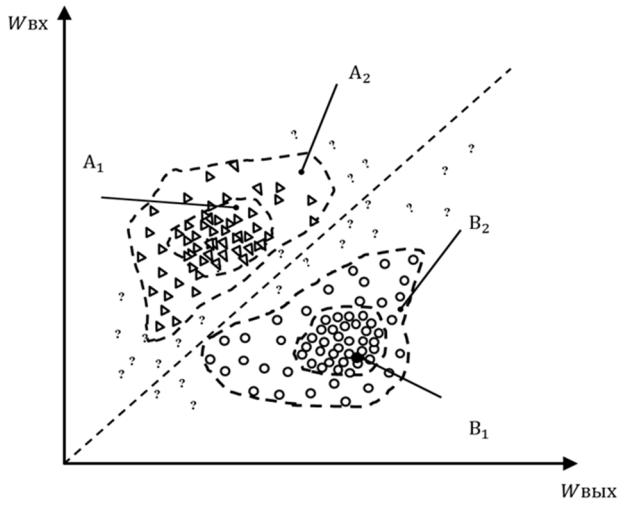

Рис. 1. Расположение значений счетчиков электроэнергии как разность между показаниями в начале и в конце участка

Появление значений в области А1 ЛПР-эксперт объяснил как влияние низкого класса точности измерительных приборов, эксплуатируемой АСКУЭ, для области В1 причина определена как недогрузка/перегрузка сети, т.е. эксплуатация АСКУЭ за пределами нормированных значений. Причинами появления значений в области А2 определены сезонные факторы, для области В2 – климатические факторы. ЛПР классифицировать факторы для областей А2 и В2 было сложнее. На графике также имеются значения, выходящие за пределы областей А2 и В2. Данные значения относятся к области слабоформализуемых знаний, и их классификация затруднительна без опытного ЛПР (эксперта).

Если регулярное привлечение опытного эксперта для анализа событий затруднительно, можно воспользоваться методами интеллектуализации, направленными на улучшение функциональности и эффективности информационных систем за счет внедрения интеллектуальных технологий и алгоритмов. Этот метод включает в себя использование методов искусственного интеллекта, машинного обучения, обработки естественного языка и других технологий для автоматизации процессов, повышения качества обработки данных и улучшения взаимодействия с пользователями.

Процесс классификации причин появления небаланса электроэнергии можно автоматизировать путем передачи и сохранения опыта и знаний эксперта за счет применения технологий искусственного интеллекта, таких как экспертные системы на основе баз знаний. Основная проблема возникает при попытках описать правила классификации слабоформализуемых данных, так как правила классификации, получаемые от ЛПР, часто охватывают наиболее простые случаи. Оптимальным видится применение технологии искусственной нейронной сети (ИНС) с обучением [10, 11]. ИНС способны обрабатывать и извлекать информацию из больших объемов данных. Они могут выявлять сложные паттерны, которые могут быть неочевидны для экспертных систем.

Это позволит создать элементы интеллектуализации без необходимости полной формализации всех возможных случаев, на основе опыта эксперта при анализе причин небаланса.

При анализе причин небаланса эксперт проводит расчет нормативов потерь электроэнергии с учетом применяемого на участке оборудования. При выявлении факторов отличия расчетных нормативов потерь от фактических, полученных из АСКУЭ, эксперт готовит отчет. Анализируется график исполненного движения для выявления факта прохождения электровоза по данному участку (данный фактор определен как важный для данного технологического процесса в результате анализа причин потерь электроэнергии на железнодорожном транспорте). Фактором, влияющим на отклонение от нормативных потерь, может стать перегрузка, т.е. выход за пределы значений, в которых измерительные приборы сохраняют класс точности, либо недогрузка участка из-за низкого поездооборота. Дополнительными факторами могут быть график ремонтных работ и тип проводимых работ, что может свидетельствовать о неправильном подключении оборудования. Данные факторы формируют сигнатуру события, вызвавшего небаланс.

Каждому участку энергосистемы железной дороги присущи определенные факторы, влияющие на величину потерь электроэнергии. Различные вариации данных факторов могут свидетельствовать о наличии ненормированных

потерь. Только эксперт может определить, что текущие потери обоснованы или вызваны внешними факторами и требуют мероприятий по устранению.

На рис. 2 представлена структурная схема информационно-измерительной системы учета потерь электроэнергии (ИИС УПЭ). Для построения ИИС УПЭ выполнено объединение информационных потоков независимых АСКУЭ. При разработке ИИС УПЭ был использован опыт анализа составляющих небаланса электроэнергии на полигоне Куйбышевской железной дороги [9]. Входной сигнал из энергосистемы тяговой подстанции поступает на трансформатор тока (ТТ) и трансформатор напряжения (ТН). Счетчик электроэнергии фиксирует значения и формирует сигнал для устройства передачи данных (УПД). УПД в зависимости от модели может использовать проводные каналы сети передачи данных или беспроводные каналы сотовых операторов. В любом случае формируется пакет данных по протоколу IP. Конечной целью пакетов данных является сервер АСКУЭ, который заносит полученную информацию в базу данных для долговременного хранения. Затем данные выгружаются в формат XML80020 и задается метка времени для дальнейшей синхронизации. После алгоритма проверки данные поступают в ИНС, а результат выводится на графический интерфейс пользователя (ГИП). На основании этих данных ЛПР формирует управленческое решение для устранения причин потерь электроэнергии при наличии ненормированных потерь. Блок экспертной аналитики необходим для формирования обучающей выборки, а также для дообучения нейронной сети и привлечения специалиста для решения нетиповой задачи.

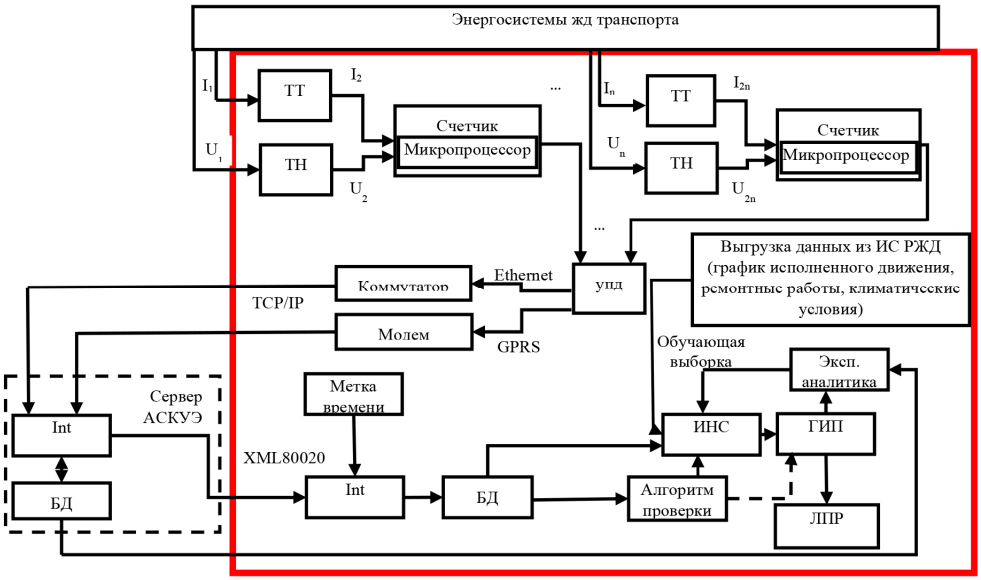

Рис. 2. Структурная схема ИИС УПЭ на железнодорожном транспорте

Техническими результатами являются расширение функциональных возможностей эксплуатируемых АСКУЭ и уменьшение потерь электроэнергии за счет своевременного выявления ненормативных потерь электроэнергии.

Для обучения ИНС подготовлена обучающая выборка на основе показаний АСКУЭ. Для каждого факта наличия небаланса экспертом определены

причины их появления. Так, специалист отдела эксплуатации АСКУЭ Куйбышевской дирекции по энергообеспечению, выступающий в качестве эксперта, определил, что за рассмотренный период на тяговой подстанции проводилась замена оборудования АСКУЭ, а также ТТ работают в области малых токов, за пределами нижней границы рабочего диапазона, что приводит к росту погрешностей. В результате обучения ИНС должна определять наличие небаланса электроэнергии на участке, превышающем расчетные показатели для данного участка.

Для обучения нейронной сети подготавливается массив данных, в котором указываются показатели счетчиков электроэнергии на границах участка, маркер, фиксирующий наличие в данный период времени на участке поезда с электротягой (данные берутся из графика исполненного движения), а также маркер наличия ненормированного небаланса.

Обучающую выборку для ИНС можно представить в следующем виде:

$$Pi(t) = \{W_{i\text{вх}}, W_{i\text{вых}}, hi, mi, n, a, p, ki\}, i = 1 \ldots I ,$$

где $Pi(t)$ – наличие небаланса электроэнергии сверх нормированных значений; t – время расчета значений небаланса; $W_{i\text{вх}}$ – показания счетчиков электроэнергии на входе участка; $W_{i\text{вых}}$ – показания счетчиков электроэнергии на выходе участка; hi – маркер ремонтных работ на участке; mi – маркер наличия поезда на участке; n – заданные для участка нормативы небаланса; a – маркер, характеризующий принадлежность АСКУЭ к производственной деятельности; p – температура окружающей среды в период расчета; ki – маркер, установленный экспертом, характеризующий наличие сверхнормативного небаланса электроэнергии ($ki = 0$ при $W_{\text{нб}} \le n$ и $ki = 1$ при $W_{\text{нб}} > n$).

Анализ результатов

Процесс обучения ИНС занял 225 эпох. Среднеквадратичная ошибка при верификации результатов составила 0,00501. Коэффициент корреляции R при обучении равен 0,9873, проверочный набор R = 0,9905, тестовый R = 0,9939, все наборы R = 0,9887. Среднее значение коэффициента корреляции R = 0,9499. Это характеризует высокую точность результатов классификации, выполненной ИНС.

Показатели небаланса электроэнергии на рассматриваемом объекте в среднем составляли 20 %, при использовании ИИС УПЭ факт наличия ненормированных потерь может быть выявлен в течение 30 мин. Это позволит оперативно начать организационные мероприятия по устранению или минимизации потерь. При анализе энергопотребления одного из узлов энергосистемы при использовании ИИС УПЭ возможно уменьшить небаланс до 5 %.

Выводы

Точный контроль и учет потерь электроэнергии являются одними из способов повышения эффективности энергосети. Специфика деятельности, присущая железнодорожному транспорту, позволяет выделить факторы, не зависящие от технических особенностей использованного оборудования, вносящие большой вклад в итоговые значения потерь электроэнергии. Оперативный контроль этих факторов позволяет принимать меры по их устранению,

следовательно, минимизировать их вклад в годовой небаланс электроэнергии и придерживаться принятого на железнодорожном транспорте показателя небаланса 5 % в год.

Несмотря на сложность идентификации ситуаций, когда нет ярко выраженных признаков, ИНС, обученные на действиях опытного эксперта, могут выдавать приемлемые рекомендации, о чем свидетельствует низкая среднеквадратичная ошибка при верификации результатов 0,005. Направление применения метода интеллектуализации для информационных систем управляющих энергообъектами, в частности с применением ИНС, на текущий момент перспективно во многих областях, не только транспортной.

Для построения ИИС УПЭ проведен анализ современного состояния системы учета электроэнергии энергообъектов железнодорожного транспорта и определены факторы, влияющие на рост потерь электроэнергии, присущие отдельным технологическим процессам на железнодорожном транспорте. Разработана структурная схема ИИС УПЭ с применением методов искусственного интеллекта, реализующей алгоритм выявления наличия сверхнормативных значений небаланса электроэнергии.

Список литературы

1. Железко Ю. С., Артемьев А. В., Савченко О. В. Расчет технологических потерь электроэнергии в электрических сетях // Энергетик. 2003. № 2. С. 29–33.
2. Cai Q., Duan M., Mu X., Zhang J. Research on the accounting property of digital electricity meter // China International Conference on Electricity Distribution (CICED). doi: 10.1109/CICED.2014.6991860
3. Молочков А. А., Тюгашев А. А., Франтасов Д. Н., Кудряшова Ю. В. Модернизация информационно-измерительной системы с использованием нейросетевых технологий для анализа небаланса электроэнергии на Куйбышевской железной дороге // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. 2019. № 1. С. 57–67.
4. Воротницкий В. Э., Апряткин В. Н. Коммерческие потери электроэнергии в электрических сетях. Структура и мероприятия по снижению // Новости электротехники. 2002. № 4.
5. Viegas J. L., Vieira S. M., Melício R. [et al.]. Classification of new electricity customers based on surveys and smart accounting data // Energy. 2016. Vol. 107. P. 804–817.
6. Kaczmarek M., Stano E. Proposal for extension of routine tests of the inductive current transformers to evaluation of transformation accuracy of higher harmonics // International Journal of Electrical Power & Energy Systems. 2019. Vol. 113. P. 842–849.
7. Bretas A. S., Rossoni A., Trevizan R. D., Bretas N. G. Distribution networks nontechnical power loss estimation: A hybrid data-driven physics model-based framework // Electric Power Systems Research. 2020. Vol. 186.
8. Orlov S. P., Vasilchenko A. N. Intelligent measuring system for testing and failure analysis of electronic devices // XIX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements. 2016. Vol. 1. P. 401–403.
9. Tyugashev A. A., Frantasov D. N., Kudryashova Y. V. Methods and tools of electricity accounting information and measurement system accuracy increasing // International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM 2019). 2019.
10. Velasco J. A., Amaris H., Alonso M. Deep Learning loss model for large-scale low voltage smart grids // International Journal of Electrical Power & Energy Systems. 2020. Vol. 121.

11. Das L., Garg D., Srinivasan B. NeuralCompression: A machine learning approach to compress high frequency measurements in smart grid // Applied Energy. 2020. Vol. 257.

References

1. Zhelezko Yu.S., Artem'ev A.B., Savchenko O.V. Calculation of technological losses of electricity in electric networks. *Energetik = The power engineer.* 2003;(2):29–33. (In Russ.)
2. Cai Q., Duan M., Mu X., Zhang J. Research on the accounting property of digital electricity meter. *China International Conference on Electricity Distribution (CICED)*. doi: 10.1109/CICED.2014.6991860
3. Molochkov A.A., Tyugashev A.A., Frantasov D.N., Kudryashova Yu.V. Modernization of an information and measurement system using neural network technologies for analyzing the imbalance of electricity on the Kuibyshev railway. *Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Tekhnicheskie nauki = Bulletin of the Samara State Technical University. Series: Technical Sciences*. 2019;(1):57–67. (In Russ.)
4. Vorotnitskiy V.E., Apryatkin V.N. Commercial losses of electricity in electric networks. Structure and measures to reduce. *Novosti elektrotekhniki = News of electrical engineering*. 2002;(4).
5. Viegas J.L., Vieira S.M., Melício R. et al. Classification of new electricity customers based on surveys and smart accounting data. *Energy*. 2016;107:804–817.
6. Kaczmarek M., Stano E. Proposal for extension of routine tests of the inductive current transformers to evaluation of transformation accuracy of higher harmonics. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2019;113:842–849.
7. Bretas A.S., Rossoni A., Trevizan R.D., Bretas N.G. Distribution networks nontechnical power loss estimation: A hybrid data-driven physics model-based framework. *Electric Power Systems Research*. 2020;186.
8. Orlov S.P., Vasilchenko A.N. Intelligent measuring system for testing and failure analysis of electronic devices. *XIX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements*. 2016;1:401–403.
9. Tyugashev A.A., Frantasov D.N., Kudryashova Y.V. Methods and tools of electricity accounting information and measurement system accuracy increasing. *International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM 2019)*. 2019.
10. Velasco J.A., Amaris H., Alonso M. Deep Learning loss model for large-scale low voltage smart grids. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2020;121.
11. Das L., Garg D., Srinivasan B. NeuralCompression: A machine learning approach to compress high frequency measurements in smart grid. *Applied Energy*. 2020;257.

Информация об авторах / Information about the authors

Дмитрий Николаевич Франтасов
кандидат технических наук, доцент
кафедры прикладной информатики,
Самарский государственный
экономический университет
(Россия, г. Самара,
ул. Советской армии, 141)
E-mail: frantasov@mail.ru

Dmitry N. Frantasov
Candidate of technical sciences,
associate professor of the sub-department
of applied informatics,
Samara State University of Economics
(141 Sovetskaya Armiya street,
Samara, Russia)

Юлия Викторовна Кудряшова
старший преподаватель
кафедры высшей математики,
Приволжский государственный
университет путей сообщения
(Россия, г. Самара, ул. Свободы, 2В)
E-mail: yu.kudryashova@samgups.ru

Yulia V. Kudryashova
Senior lecturer of the sub-department
of higher mathematics,
Volga State University
of Railway Transport
(2V Svobody street, Samara, Russia)

Елена Владимировна Воронина
преподаватель кафедры прикладной
информатики,
Самарский государственный
экономический университет
(Россия, г. Самара,
ул. Советской армии, 141)
E-mail: voroninae.v@sseu.ru

Elena V. Voronina
Lecturer of the sub-department
of applied informatics,
Samara State University of Economics
(141 Sovetskaya Armiya street,
Samara, Russia)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов /
The authors declare no conflicts of interests.

Поступила в редакцию/Received 20.03.2024
Поступила после рецензирования/Revised 03.09.2024
Принята к публикации/Accepted 17.09.2024