



**КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ НАГРУЗКИ ПРЕДПРИЯТИЯ  
НЕФТЕГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ  
ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ФАКТОРОВ И АДДИТИВНОГО ОБЪЯСНЕНИЯ ШЕПЛИ**

**Степанова А.И., Хальясмаа А.И., Матренин П.В.**

**ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента  
России Б.Н. Ельцина», г. Екатеринбург, Россия**

ORCID\*: <https://orcid.org/0000-0002-3484-2295>, [a.i.stepanova@urfu.ru](mailto:a.i.stepanova@urfu.ru)

**Резюме:** АКТУАЛЬНОСТЬ исследования заключается в разработке системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности с учетом технологических факторов и интерпретацией формируемых прогнозов. ЦЕЛЬ. Рассмотреть проблемы краткосрочного прогнозирования. Проверить применимость мультиагентного подхода для выделения факторов, используемых для построения модели краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности. Построить модели краткосрочного прогноза потребления на базе алгоритмов машинного обучения. Исследовать влияние технологических факторов на точность прогнозирования. Применить и проанализировать метод аддитивного объяснения Шепли для интерпретации результатов прогноза. МЕТОДЫ. Предобработка данных, построение и тестирование моделей машинного обучения при решении поставленных задач было выполнено на языке программирования Python 3 с применением библиотек с открытым исходным кодом Scikit-Learn, XGBoost, LightGBM, Sharp. РЕЗУЛЬТАТЫ. В статье описана актуальность темы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности в рамках ESG-подхода. Разработан метод выбора признаков, используемых для построения модели машинного обучения с использованием мультиагентного подхода. Построены модели машинного обучения. Проведены эксперименты с учетом ретроспективы потребления и технологических факторов. Сделана интерпретация формируемых моделью прогнозов с использованием алгоритма адаптивного объяснения Шепли. ЗАКЛЮЧЕНИЕ. Использование технологических факторов потребления электрической энергии компрессорными цехами и аппаратами воздушного охлаждения позволило уменьшить среднюю относительную ошибку прогноза потребления электрической энергии рассматриваемого предприятия с 8,82 % до 3,65 %. Применение адаптивного объяснения Шепли позволяет интерпретировать прогнозы моделей машинного обучения и подтверждает необходимость учета технологических факторов при решении задачи краткосрочного прогнозирования нагрузки предприятия нефтегазовой промышленности.

**Ключевые слова:** анализ системных свойств и связей; структурный анализ предприятия нефтегазовой промышленности; методы машинного обучения; повышение энергетической эффективности; краткосрочное прогнозирование потребления электрической энергии; аддитивное объяснение Шепли.

**Благодарности:** Работа выполнена в рамках государственного задания при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № FEUZ-2022–0030 Разработка интеллектуальной мультиагентной системы для моделирования глубоко интегрированных технологических систем в электроэнергетике).

**Для цитирования:** Степанова А.И., Хальясмаа А.И., Матренин П.В. Краткосрочное прогнозирование нагрузки предприятия нефтегазовой промышленности с использованием технологических факторов и аддитивного объяснения Шепли // Известия высших учебных заведений. ПРОБЛЕМЫ ЭНЕРГЕТИКИ. 2024. Т.26. № 4. С. 75-88. doi:10.30724/1998-9903-2024-26-4-75-88.

## SHORT-TERM FORECASTING OF CONSUMPTION OF THE OIL AND GAS ENTERPRISES USING TECHNOLOGICAL FACTORS AND SHAPLEY ADDITIVE EXPLANATIONS

Stepanova A.I., Khalyasmaa A.I., Matrenin P.V.

Ural Federal University named after the first President of Russia B. N. Yeltsin,  
Ekaterinburg, Russia

ORCID\*: <https://orcid.org/0000-0002-3484-2295>, a.i.stepanova@urfu.ru

**Abstract:** *RELEVANCE* of the study lies in the development of system for the short-term forecasting of power consumption by the enterprise of the oil and gas industry with consideration of technological factors and interpretation of their influence on the result of the forecast. *THE PURPOSE.* To consider the problems of short-term forecasting. To test the applicability of the multi-agent approach to determine the features used to build a machine learning model of short-term forecasting of power consumption. To build machine learning models. To study the influence of technological factors on the accuracy of forecasting of power consumption. To apply the SHapley Additive exPlanations and analyze its interpretation of the forecasting results. *METHODS.* Pre-processing of the dataset, construction and testing of machine learning models were made in the programming language Python 3 using opensource libraries Scikit-Learn, XGBoost, LightGBM, Shap. *RESULTS.* The article describes the relevance of the topic of short-term forecasting of power consumption by the enterprise of the oil and gas industry within the ESG-approach. The method of selecting the features used using a multi-agent approach to build a machine learning model was developed. Machine learning models were built. Experimentations with the consideration of different features were made. Interpretation of results using SHapley Additive exPlanations was made. *CONCLUSION.* The use of technological factors of power consumption of compressor yards and natural gas air coolers allowed to increase the accuracy of forecast of power consumption from 8.82 % to 3.65 %. The application of the SHapley Additive exPlanations allows to interpret the results of machine learning models and confirms the need to consider technological factors in the task of short-term forecasting of power consumption of oil and gas industry.

**Keywords:** *analysis of system properties and connections; structural analysis of the oil and gas industry enterprise; machine learning; increase of energy efficiency; short-term forecasting of power consumption; SHapley Additive exPlanations.*

**Acknowledgments:** *The research was carried out within the state assignment with the financial support of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (subject No. FEUZ-2022–0030 Development of an intelligent multi-agent system for modeling deeply integrated technological systems in the power industry).*

**For citation:** Stepanova A.I., Khalyasmaa A.I., Matrenin P.V. Short-term forecasting of consumption of the oil and gas enterprises using technological factors and Shapley additive explanations. *Power engineering: research, equipment, technology.* 2024; 26 (4): 75-88. doi:10.30724/1998-9903-2024-26-4-75-88.

### **Введение (Introduction)**

В настоящее время при внедрении инвестиционных проектов и проведении научно-исследовательских и конструкторских работ применяется ESG-подход, который учитывает экологические (environmental), социальные (social), управленческие (governance) факторы. В статье Jagyasi D. и Raut A. R. [1] для оценки долгосрочных результатов инвестиционных проектов приведен анализ применения ESG-факторов вместе с традиционными методами, который показывает необходимость учета влияния экологических, социальных, управленческих факторов на финансовую перспективу предприятия. В исследовании [2] коллектив авторов под руководством Forliano С. привел анализ инвестиционных показателей 688 компаний, на основании которого была выявлена высокая корреляция между получением государственной поддержки компаниями и их ESG-факторами. В статье [3] Cabaleiro-Cervino G и Mendi P. провели анализ внедрения ESG-подхода при разработке направлений развития компаний. Одним из направлений внедрения ESG-подхода является разработка Системы энергетического

менеджмента и внедрение в данную систему мероприятий по энергосбережению и повышению энергетической эффективности [4].

Предприятия нефтегазовой промышленности для соответствия правилам ESG-подходу и правилам эксплуатации критической инфраструктуры внедряют энергетические программы, которая направлены на повышение энергетической эффективности и социальной ответственности персонала, работа которого влияет на энергетическую эффективность объектов; снижение потребления и затрат на энергетические ресурсы [4].

Аллаххак Х. и Максимова Т. Г. в статье [5] рассматривают следующие направления повышения энергетической эффективности: преобразование природного газа в жидкое топливо, использование природного газа для выработки электрической энергии, использование возобновляемых источников энергии при добыче природных ископаемых.

Также предприятия нефтегазовой промышленности для повышения энергетической эффективности проводят мероприятия по строительству и модернизации объектов с высокими показателями энергетической эффективности, внедряют технологии для оптимизации режима работы систем электроснабжения и её структурной перестройки [4].

Все рассмотренные меры являются техническими, требующими значительных капиталовложений. Кроме них можно внедрять организационные меры, заключающиеся в экономии топливно-энергетических ресурсов за счет нормирования энергопотребления. Одной из организационных мер может быть внедрение систем краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии. Lee E. в статье [6] рассматривает стимулирование внепикового потребления электрической энергии за счет внедрения сетки тарифов на оптовом рынке электрической энергии. Точный прогноз потребления электрической энергии предприятием может снизить расходы на электроэнергию на оптовом рынке электрической энергии и мощности, а также помочь оптимизировать график потребления. Однако из-за того, что технологический процесс предприятий нефтегазовой промышленности зависит от плана добычи, транспортировки, хранения полезных ископаемых и других технологических факторов, внедрение системы прогнозирования потребления электрической энергии предприятия становится затруднительным.

Существующие исследования, в основном, посвящены краткосрочному прогнозированию нагрузки областных и региональных электроэнергетических систем. Серебряков Н. А. в статье [7] рассматривает прогнозирование для сбытовой компании с учетом календарных признаков, ретроспективы фактического потребления, метеоданных. В статье [8] группа исследователей под руководством Li K. решает задачу краткосрочного прогнозирования нагрузки электроэнергетической системы с учетом экономических индексов. Средняя точность прогноза нагрузки электроэнергетических систем областного и регионального уровня составляет 98–99%.

Из-за стохастического характера технологических факторов и высокой доли аперiodической составляющей точность прогноза потребления промышленного предприятия может составлять 50–60% [10]. Себельдин А. С. в статье [11] приводит анализ методов краткосрочного прогнозирования потребления предприятиями нефтегазовой промышленности и делает вывод, что в настоящее время нет подходов, которые могли бы решить проблему планирования потребления электрической энергии данными предприятиями.

Для краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности могут использоваться методы машинного обучения, которые позволяют учитывать множество факторов, в том числе метеорологические и технологические. В статье [12] авторский коллектив под руководством Madhukumar M. при построении модели краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии университетом учитывал метеорологические факторы. В статье [13] приведено исследование, проведенное Сергеевым Н. и Матрениным П., в котором для прогнозирования потребления электрической энергии горнодобывающим предприятием использовались производственные факторы.

Кроме того, следует отметить, что в настоящее время исследования в области прогнозирования потребления электрической энергии электроэнергетическими системами и промышленными предприятиями направлены на повышение точности прогноза, в то время как задаче объяснения не уделяется внимания. Отсутствие

понимания принципов работы интеллектуальных информационных систем уменьшает доверие экспертов и затрудняет их внедрение. Для решения этой проблемы проводятся исследования в области объяснимого искусственного интеллекта. В исследовании [14] под руководством Ahmed I. приведен обзор данных методов. Объяснение сложных моделей, не поддающихся интерпретации, может базироваться на апостериорных объяснениях, таких как интерпретируемые модельно-независимые объяснения и аддитивные объяснения Шепли. Применение данных методов в электроэнергетике находится на ранней стадии. Одним из исследований, в котором используются методы объяснимого искусственного интеллекта в электроэнергетике, является статья группы авторов под руководством Матренина П. [15], где аддитивное объяснение Шепли используется для интерпретации прогнозов солнечной радиации.

Цель данной работы заключается в разработке системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности и разработке способов интерпретации результатов модели краткосрочного прогнозирования потребления с помощью адаптивного объяснения Шепли.

Научная значимость исследования состоит в использовании технологических факторов в задаче краткосрочного прогноза потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности с интерпретацией их влияния на каждый отдельный формируемый моделью прогноз.

Практическая значимость исследования заключается в том, что количественно обоснована эффективность использования технологических факторов предприятия нефтегазовой промышленности для снижения расходов на электроэнергию, а также предложен метод повышения доверия к интеллектуальным системам поддержки принятия решений.

#### **Материалы и методы (Materials and methods)**

##### **Исходные данные**

В работе использованы данные потребления электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности, расположенного в Ямало-Ненецком автономном округе. Предприятие является компрессорной станцией, обеспечивающей транспорт газа по магистральному газопроводу, и состоит из трех компрессорных цехов, которые включают группу газоперекачивающих агрегатов, технологические системы очистки газа, аппараты воздушного охлаждения газа.

Изначальная выборка данных включала двухлетние данные:

- потребления электрической энергии предприятием с дискретизацией 1 час, полученные от автоматизированной системы коммерческого учета электроэнергии (АСКУЭ);
- потребления электрической энергии компрессорными цехами с дискретизацией 1 день;
- потребления электрической энергии аппаратами воздушного охлаждения с дискретизацией 1 день.

На рисунках 1, 2 приведены фрагменты почасового графика потребления электрической энергии предприятия, которые представляют собой графическую интерпретацию потребления электрической энергии. График демонстрирует высокую долю аперриодической составляющей и высокую стохастичность.

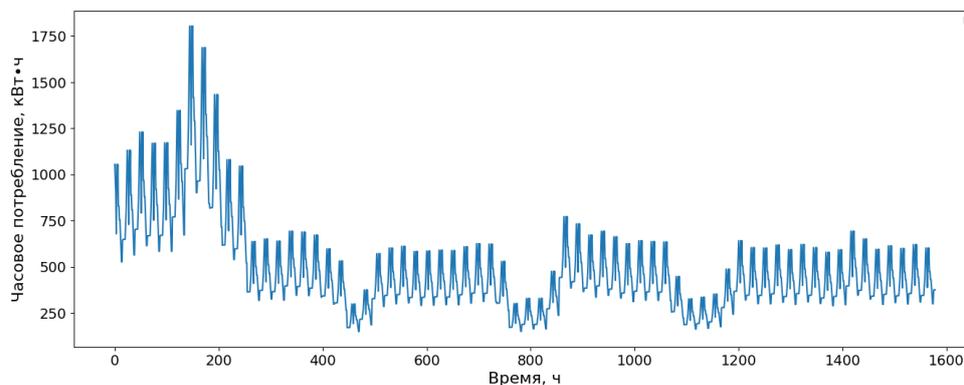


Рис. 1. Потребление электрической энергии с февраля по март

Fig. 1. Actual power consumption from February to March

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

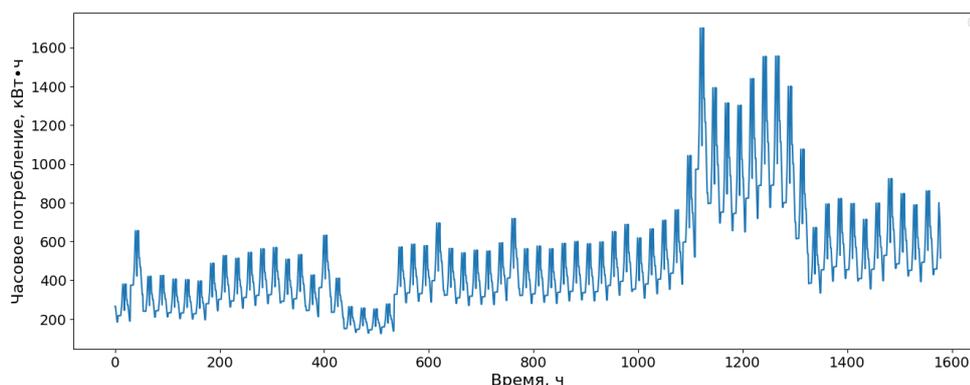


Рис. 2. Потребление электрической энергии с сентября по октябрь  
 Fig. 2. Actual power consumption from September to October

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

### Формирование выборки данных

При прогнозировании временных рядов необходимо выбрать признаки для формирования исходной выборки данных. Функция прогноза потребления в  $i$ -момент времени обычно включает функцию ретроспективных фактических значений потребления электрической энергии и прочие признаки:

$$y_i^* = f(g(y_{i-h}, y_{i-h-1}, \dots, y_{i-h-w}), X), \quad (1)$$

где  $y_i^*$  – прогнозное потребление электрической энергии в  $i$ -й момент времени,  $f$  – прогнозирующая модель,  $g$  – функция, которая задает правило выбора ретроспективных фактических значений потребления электрической энергии,  $h$  – горизонт прогнозирования,  $w$  – ширина окна ретроспективных данных,  $X$  – прочие признаки.

В данной работе для определения прочих признаков, включаемых в выборку данных, используется мультиагентный подход. Применение мультиагентного подхода позволяет рассматривать реальный объект как систему слабосвязанных автономных объектов, которые взаимодействуют друг с другом для достижения целей. Под агентом при этом понимается объект, который на основании данных об окружающей среде формирует свои действия [16].

Мультиагентные системы применяются для решения различных оптимизационных задач, связанных с работой электротехнических комплексов и систем. Группа исследователей под руководством Вуй В.-Н. разработала систему с использованием мультиагентного подхода для управления режимами работы умных сетей с учетом различных типов потребителей и накопителей [17]. В статье Li Q. мультиагентный подход используется для решения задачи управления умной сетью с объектами на возобновляемых источниках энергии [18].

Для определения агентов была спроектирована модель данных, представленная на рисунке 3, которая отражает логически-информационную взаимосвязь объектов, необходимых при разработке системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии компрессорной станцией. Объект «График прогноза потребления предприятия» формируется на основании взаимодействия с объектами:

- «Фактическое потребление предприятия»: данные ретроспективного потребления предприятия с АСКУЭ;
- «Метеопараметры»: температура воздуха, давление, относительная влажность воздуха, скорость ветра;
- «Производственный план»: производственные и рабочие процессы;
- «Экспертные поправки»: изменения, которые может внести Эксперт в «График прогноза потребления».

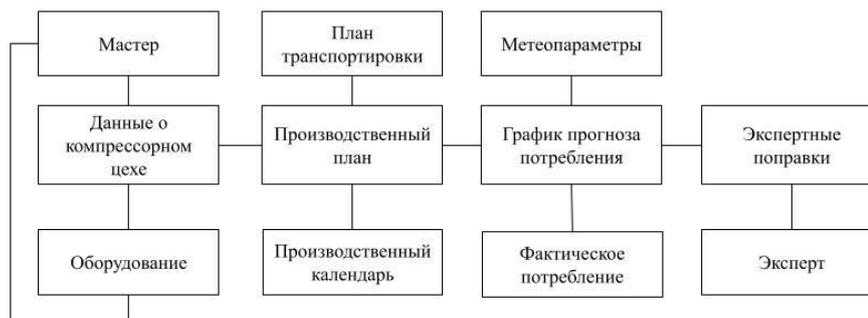


Рис. 3. Модель данных, используемая для проектирования системы краткосрочного прогнозирования потребления предприятием нефтегазовой промышленности

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

В свою очередь объект «Производственный план» формируется на основании взаимодействия с объектами:

- «План транспортировки», описывающим план транспортировки газа через компрессорную станцию;
- «Производственный календарь», описывающим данные о рабочих, нерабочих и выходных днях;
- «Данные о компрессорном цехе», описывающим данные о компрессорном участке.

Объект «Данные о компрессорном цехе» заполняется Мастером и связан с объектом «Оборудование», который описывает сведения об оборудовании на компрессорном цехе, например, график ремонтов, загрузка оборудования, его номинальные параметры. Сведения объекта «Оборудование» также вводятся Мастером.

Предварительный корреляционный анализ показал, что метеорологические факторы не влияют на точность прогнозирования потребления электрической энергии рассматриваемого предприятия нефтегазовой промышленности, поэтому в данном исследовании данные объекта «Метеопараметры» не учитываются.

На основании анализа связи объектов в модели данных можно заключить, что прочие признаки ( $X$ ) могут описываться:

- календарными признаками, описывающими объект «Производственный календарь»:
  - номер часа;
  - номер дня месяца;
  - номер дня недели;
  - номер месяца;
- технологическими факторами, которые описывают «План транспортировки»:
  - потребление электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями первого, второго и третьего компрессорных цехов в  $j$ -ый день – КТП\_КЦ\_1, КТП\_КЦ\_2, КТП\_КЦ\_3, соответственно;
  - потребление электрической энергии всеми комплектными трансформаторами подстанциями компрессорных цехов в  $j$ -ый день (КТП\_КЦ);
  - потребление электрической энергии аппаратами воздушного охлаждения первого, второго и третьего компрессорных цехов в  $j$ -ый день – АВО\_1, АВО\_2, АВО\_3, соответственно;
  - потребление электрической энергии аппаратами воздушного охлаждения всеми компрессорными цехами в  $j$ -ый день (АВО).

Также в ходе анализа было определено, что для прогнозирования потребления электрической энергии предприятием достаточно использовать ретроспективные данные с шагом 12 и глубиной 3 дня. Таким образом, выражение (1) принимает вид:

$$y_i^* = f(y_{i-24}, y_{i-36}, y_{i-48}, y_{i-60}, y_{i-72}, X) \quad (2)$$

Предобработка данных, построение и тестирование моделей машинного обучения было выполнено на языке программирования Python 3 с применением библиотек с открытым исходным кодом: Scikit-Learn, XGBoost, LightGBM.

#### Методы машинного обучения

В данной работе используются ансамблевые методы ввиду того, что их точность

сопоставима с точностями моделей, использующими нейронные сети, но при этом они демонстрируют простоту настройки гиперпараметров и высокую скорость обучения. Данные выводы были представлены Антоненкова Д.В. и Матренина П.В. [19].

Для проведения экспериментов были выбраны методы: случайный лес (Random Forest), адаптивный бустинг (AdaBoost), экстремальный градиентный бустинг (XGBoost) и быстрый бустинг (LightGBM). Данные методы основаны на концепции градиентного бустинга, который может быть выражен как [20]:

$$f(x) = \sum_{q=1}^Q \alpha_q T(x), \quad (3)$$

где  $f(x)$  – целевая функция,  $Q$  – количество обучающихся моделей,  $\alpha_q$  – весовой коэффициент  $q$ -й модели,  $x$  – обучающий набор данных,  $T(x)$  –  $q$ -я модель.

Функция потерь в градиентном бустинге представляет собой функцию потерь, которая увеличивается в направлении градиента ошибки ансамбля в соответствии с:

$$L(F_j(x), Y) < L(F_{j-1}(x), Y), \quad (4)$$

где  $L(F_j(x), Y)$  – функции потерь для  $j$ -й итерации  $F_j(x)$  – выходные значения модели на  $j$ -й итерации,  $Y$  – истинное целевое значение в выборке обучающих данных.

#### **Объяснимый искусственный интеллект**

Интеллектуальные системы, использующие методы машинного обучения, не вызывают доверия экспертов, так как представляют собой модели вида «черный ящик». Для решения данной проблемы разрабатываются методы объяснимого искусственного интеллекта [14]. Концепция объяснимого искусственного интеллекта заключается в следовании принципам объяснимости результатов, адаптации объяснения под пользователя, точности объяснения. В данной работе предлагается применение алгоритма адаптивного объяснения на основе вектора Шепли, которое основано на алгоритме теоретически оптимальных значений Шепли из теории игр, где для результата модели оценивается влияние признаков [15]:

$$\varphi_i(f, Z_i) = \sum_{s \subseteq Z \setminus \{j\}} \frac{|S|!(m-|S|-1)!}{m!} [f_{Z_i}(S \cup \{j\}) - f_x(S)], \quad (5)$$

где  $m$  – общее число признаков,  $S$  – подмножество признаков,  $Z$  – множество всех возможных признаков  $s, j$  – признак.

В результате оценка важности  $j$ -го признака происходит путем анализа его влияния на результаты модели с ним и без него при различных наборах остальных признаков.

#### **Результаты и обсуждение (Results and Discussions)**

##### **Результаты прогнозирования потребления электрической энергии**

В работе было проведено два эксперимента с построением моделей машинного обучения для краткосрочного прогноза потребления электрической энергии предприятием при учете различных факторов.

Для сопоставления результатов рассчитывались:

- средняя по модулю ошибка (MAE);
- средняя по модулю ошибка в процентах (MAPE);
- корень средней квадратичной ошибки (RMSE);
- коэффициент детерминации ( $R^2$ ).

В первом эксперименте учитывались календарные факторы и ретроспектива потребления ( $y_{i-24}, y_{i-36}, y_{i-48}, y_{i-60}, y_{i-72}$ ), результаты приведены в таблице 1. Лучший результат по критерию MAPE на тестовой выборке продемонстрировал метод LightGBM – 8,92 %.

Во втором эксперименте к признакам, используемым в первом эксперименте, были добавлены признаки технологических факторов: КТП\_КЦ\_1, КТП\_КЦ\_2, КТП\_КЦ\_3, КТП\_КЦ, АВО\_1, АВО\_2, АВО\_3, АВО, результаты приведены в таблице 2. Лучший результат (по MAPE) на тестовой выборке показали метод XGBoost – 3,65 %. Таким образом, учет технологических факторов снизил ошибку прогноза на 5,27 %.

Таблица 1

Table 1

Результаты прогнозирования потребления электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности с учетом ретроспективы потребления  
 Results of forecasting the consumption of electric energy of the oil and gas industry enterprise with regard to retrospective consumption

Название модели	MAE, кВт ч		MAPE, %		RMSE, кВт ч		R <sup>2</sup>	
	обуч.	тест.	обуч.	тест.	обуч.	тест.	обуч.	тест.
AdaBoost	29,18	34,49	6,94	11,72	36,06	63,35	1,00	0,77
XGBoost	43,29	27,87	8,11	9,23	63,63	55,03	0,99	0,83
Random Forest	55,54	28,54	9,08	9,04	85,93	56,69	0,98	0,81
Light GBM	47,09	27,95	8,61	8,92	70,49	56,48	0,98	0,82

\*Источник: Составлено авторами. Source: compiled by the author.

Таблица 2

Table 2

Результаты прогнозирования потребления электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности с учетом ретроспективы потребления и технологических факторов  
 Results of forecasting the consumption of electric power by the oil and gas industry enterprise taking into account retrospective consumption and technological factors

Название модели	MAE, кВт ч		MAPE, %		RMSE, кВт ч		R <sup>2</sup>	
	обуч.	тест.	обуч.	тест.	обуч.	тест.	обуч.	тест.
AdaBoost	11,67	15,53	3,15	6,12	14,65	21,00	1,00	0,97
XGBoost	13,70	11,33	2,37	3,65	19,65	22,73	1,00	0,97
Random Forest	30,99	16,86	5,01	5,71	48,26	27,07	0,99	0,96
Light GBM	19,04	12,47	3,20	4,01	27,90	24,04	1,00	0,97

\*Источник: Составлено авторами. Source: compiled by the author.

На рисунках 4, 5 приведено наложение графика прогнозного потребления электрической энергии на график фактического потребления электрической энергии на график фактического потребления.

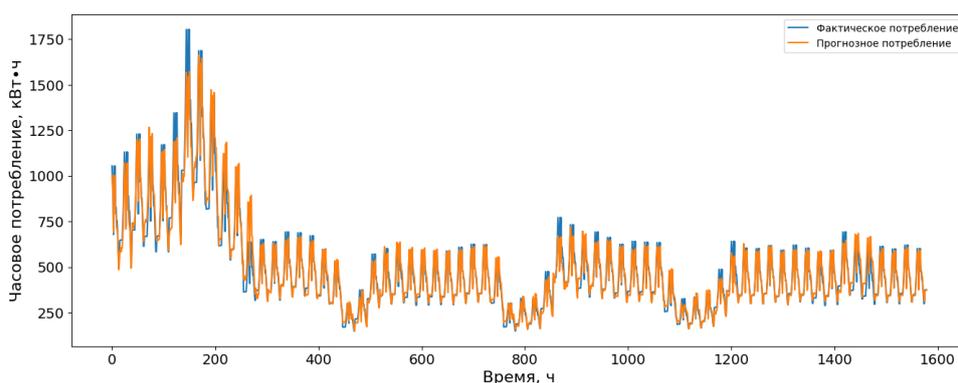


Рис. 4. Фактическое и прогнозные потребления электрической энергии с февраля по март  
 Fig. 4. Actual and forecasted power consumption from February to March

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

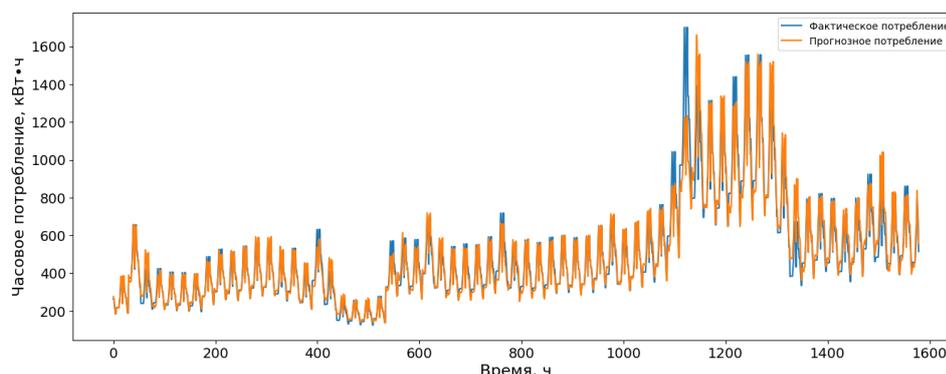


Рис. 5. Фактическое и прогнозное потребления электрической энергии с сентября по октябрь  
*Fig. 5. Actual and forecasted power consumption from September to October*

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

**Объяснение результатов**

Применение алгоритма аддитивного объяснения Шепли позволяет получать формализованное отображение значимости признаков, повлиявших на формирование прогноза потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности для каждого часа, которые могут интерпретироваться экспертом и использоваться при внесении экспертных поправок.

На рисунке 6 представлено отображение признаков, повлиявших на прогноз одного часа зимнего периода. Высокое превышение потребления ( $f(x) = 1387,272$  кВт·ч) от среднего значения ( $E[f(X)] = 721,157$  кВт·ч), обосновано высоким потреблением за 24 и 36 часов до прогнозируемого часа, а также технологическими факторами: высокой нагрузкой АВО всех компрессорных цехов (АВО), АВО газа второго компрессорного цеха (АВО\_2).

Признаки выстраиваются по порядку убывания влияния на результат отклонения прогнозируемого значения потребления электрической энергии  $f(x)$  от среднего значения  $E[f(X)]$ .

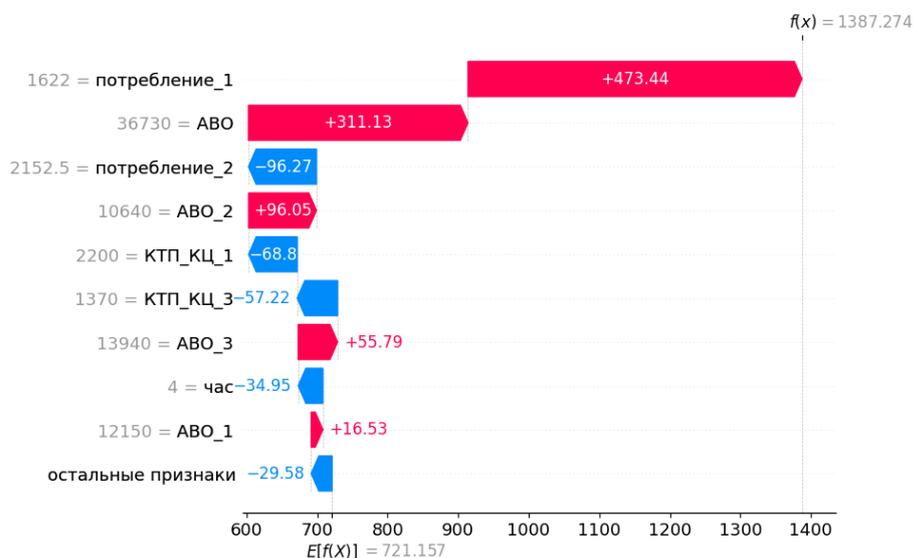


Рис. 6. Отображение признаков, повлиявших на прогноз потребления электрической энергии ( $f(x) = 1387,272$  кВт·ч)  
*Fig. 6. Influence of the features on the forecast of power consumption  $f(x)$  of 1387.272 kWh*

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

На рисунке 7 представлено отображение признаков, повлиявших на прогноз одного часа в зимний период в том же эксперименте. Полученный прогноз в этом примере существенно ниже среднего, что обусловлено, в первую очередь, низкой нагрузкой АВО всех компрессорных цехов (АВО), АВО газа второго компрессорного цеха (АВО\_2), а также часом прогноза. Влияние признака потребления электрической энергии комплектной трансформаторной подстанцией второго компрессорного цеха (КТП\_КЦ\_2) было компенсировано влиянием признака потребления электрической

энергии всеми комплектными трансформаторами подстанциями компрессорных цехов (КТП\_КЦ). Можно заметить, что на прогнозное значение потребления электрической энергии повлияли, в основном, технологические факторы, а не ретроспективное потребление.

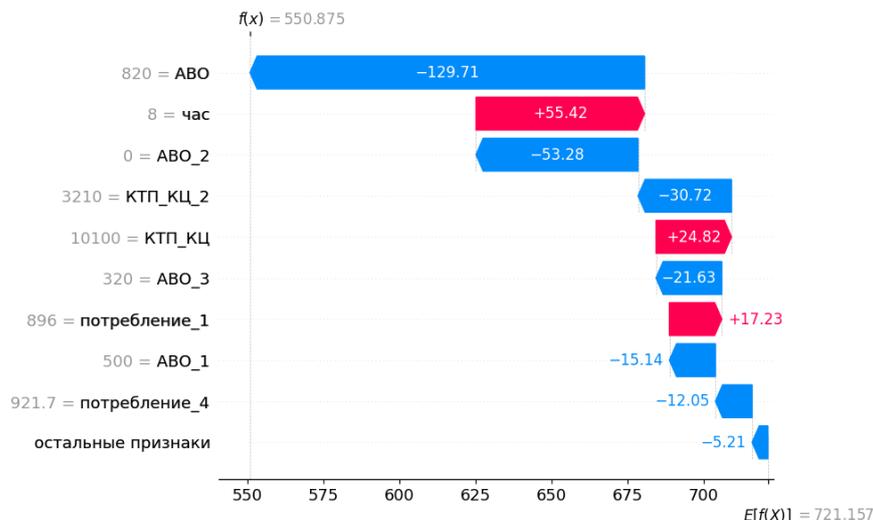


Рис. 7. Отображение признаков, повлиявших на прогноз потребления электрической энергии  $f(x) = 550,875$  кВт·ч

Fig. 7. Influence of the features on the forecast of power consumption  $f(x)$  of 550.875 kWh

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

На рисунке 8 представлено отображение признаков, повлиявших на прогноз одного часа весеннего периода. На отклонение  $f(x)$  (527,683 кВт·ч), от среднего значения  $E[f(X)]$  в 721,157 кВт·ч, обосновано технологическими факторами суммарного АВО всех компрессорных цехов (АВО), суммарного потребления комплектных трансформаторных подстанций всех компрессорных цехов (КТП\_КЦ), АВО газа второго компрессорного цеха (АВО\_2), потреблением за 24 часа.

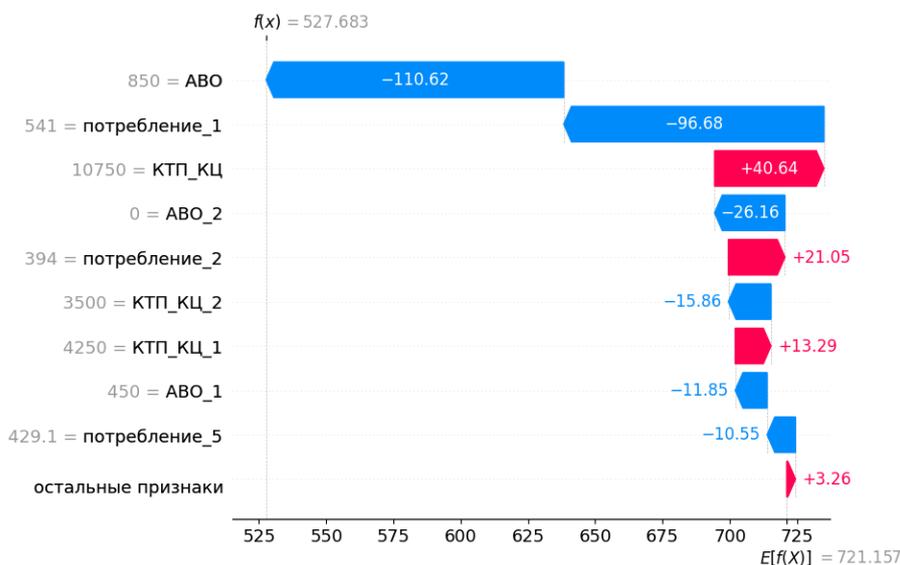


Рис. 8. Отображение признаков, повлиявших на прогноз потребления электрической энергии  $f(x) = 527,683$  кВт·ч

Fig. 8. Influence of the features on the forecast of power consumption  $f(x)$  of 527.683 kWh

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

На рисунке 9 представлено отображение признаков, повлиявших на прогноз одного часа летнего периода. На отклонение  $f(x)$ , составившей 820,284 кВт·ч, от среднего значения  $E[f(X)]$  в 721,157 кВт·ч, обосновано технологическими факторами суммарного АВО всех компрессорных цехов (АВО), АВО газа второго компрессорного цеха (АВО\_2), а также потреблением за 36 часов и часом потребления. При этом

потребление за 24 часа является только 9 по значимости признаком.

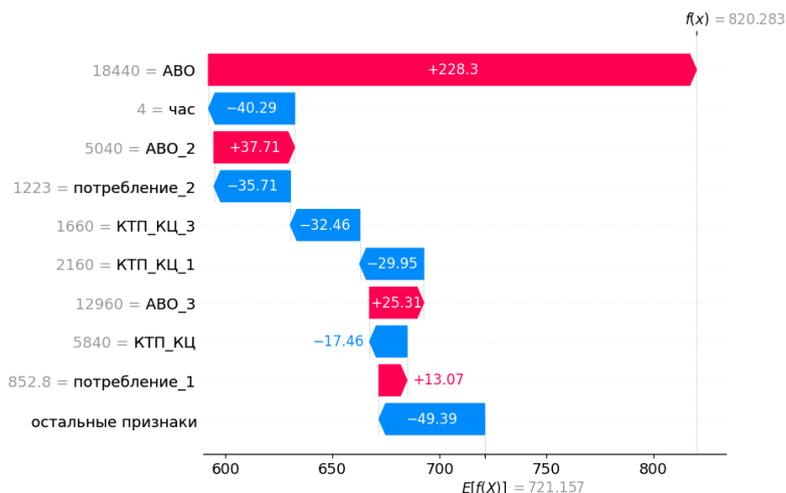


Рис. 9. Отображение признаков, повлиявших на прогноз потребления электрической энергии ( $f(x) = 820,283$  кВт·ч)

Fig. 9. Influence of the features on the forecast of power consumption  $f(x)$  of 820.283 kWh

\*Источник: Составлено авторами Source: compiled by the author.

Аддитивное объяснение Шепли позволяет для каждого часа прогноза потребления электрической энергии показать влияние признаков в виде, понятном для эксперта, что повышает интерпретируемость модели машинного обучения.

Анализ признаков, получаемых с помощью аддитивного объяснения Шепли, подтверждает необходимость учета технологических факторов при построении модели прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

#### Заключение (Conclusions)

В работе предложено решение задачи краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности. Для выделения признаков при построении моделей машинного обучения, был применен мультиагентный подход, который позволяет учесть выделить объекты и взаимосвязи, необходимые для учета технологических факторов.

Применение технологических параметров компрессорной станции, а именно, потребления электрической энергии компрессорных цехов и аппаратов воздушного охлаждения, позволило снизить ошибку прогноза потребления электрической энергии предприятием с 8,82 % до 3,65 %. Несмотря на то, что формирование выборки данных о технологических процессах на предприятиях нефтегазовой промышленности является трудоемким процессом, в дальнейших исследованиях планируется повысить точность прогноза за счет сбора и формализации большего количества производственных параметров.

Предлагаемый подход к созданию информационной системы также включает в себя модель, которая формирует интерпретацию прогноза на каждый час потребления с использованием адаптивного объяснения Шепли. Несмотря на формирование только визуализации для последующего объяснения, метод Шепли считается одним из наиболее перспективных методов объяснимого искусственного интеллекта для интерпретации результатов моделей машинного обучения. Результаты объяснения могут позволить эксперту вносить корректные поправки за счет анализа влияния технологических факторов на прогнозы. Повышение доверия к интеллектуальным системам поддержки принятия решений позволит ускорить процесс их внедрения.

В дальнейших исследованиях планируется апробировать разработанный подход на данных других предприятий нефтегазовой промышленности, а также повысить интерпретируемость результатов аддитивного объяснения Шепли.

#### Литература

1. Jagyasi, D. Implementation of ESG Index on Long-term Value and Performance of Organizations Using AI and ML / D. Jagyasi, A. R. Raut // 2022 OPJU International Technology Conference on Emerging

- Technologies for Sustainable Development (OTCON). – 2023. – P. 1-5. – DOI: 10.1109/OTCON56053.2023.10114037.
2. Forliano, C. The mediating role of R&D investments in the relationship between awarded grants and ESG performance / C. Forliano, J. Ballerini, P. De Bernardi, R. Quaglia // 2022 IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD). – 2022. – P.1-5. – DOI: 10.1109/ICTMOD55867.2022.10041825.
3. Cabaleiro-Cervino, G. ESG-driven innovation strategy and firm performance / G. Cabaleiro-Cervino, P. Mendi // Eurasian Bus Review. – 2024. – Vol. 14. – P. 137–185. – DOI: 10.1007/s40821-024-00254-x.
4. Газпромэнерго: офиц. сайт: Система энергетического менеджмента. – URL: <https://gazpromenergo.gazprom.ru/ecology/ism/energysystem/> (дата доступа: 05.04.2024)
5. Аллахха, Х. "Зелёный" компромисс: инновационный потенциал нефтегазовой промышленности в условиях декарбонизации / Х. Аллахха, Т. Г. Максимова // Экономический вектор. – 2023. - № 2(33). – С. 96–101. ISSN 2411-7269.
6. Lee, E. Load Profile Segmentation for Effective Residential Demand Response Program: Method and Evidence from Korean Pilot Study / E. Lee, J. Kim, D. Jang // Energies. – 2020. – Vol.13(6). – 1348. – DOI: 10.3390/en13061348.
7. Серебряков, Н.А. Выбор оптимальной архитектуры и конфигурации нейросети в задачах краткосрочного прогнозирования электропотребления гарантирующего поставщика электроэнергии / Н.А. Серебряков // Вести высших учебных заведений черноземья. – 2021. – Т.17. – №2(64). – С.26-42.
8. Li, K. A Short-Term Forecasting Approach for Regional Electricity Power Consumption by Considering Its Co-movement with Economic Indices / K. Li, Z. Yang, D. Li, Y. Y. Xing, W. Nai // 2020 IEEE 5th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC). – 2020. – P.551-555. – DOI: 10.1109/ITOEC49072.2020.9141928.
9. Caro, E. Optimal Selection of Weather Stations for Electric Load Forecasting / E. Caro, J. Juan and S. Noughtehrani // IEEE Access. – 2023. – Vol. 11. – P. 42981-42990. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3270933.
10. Babich, L. Industrial Power Consumption Forecasting Methods Comparison / L. Babich, D. Svalov, A. Smirnov and M. Babich // 2019 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT). – 2019. – P. 307-309. – DOI: 10.1109/USBREIT.2019.8736640.
11. Себельдин, А. С. Необходимость краткосрочного прогнозирования энергопотребления объектов нефтегазодобычи / А. С. Себельдин // Молодой ученый. — 2023. — № 52 (499). — С. 42-44.
12. Madhukumar, M. Regression Model-Based Short-Term Load Forecasting for University Campus Load / M. Madhukumar, A. Sebastian, X. Liang, M. Jamil and M. N. S. K. Shabbir // IEEE Access. – 2022. – Vol. 10. – P. 8891-8905. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3144206.
13. Sergeev, N. Improving Accuracy of Machine Learning Based Short-Term Load Forecasting Models with Correlation Analysis and Feature Engineering / N. Sergeev, P. Matrenin // Proc. 2023 IEEE 24th International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM). – 2023. – P. 1000-1004. – DOI: 10.1109/EDM58354.2023.10225058.
14. Ahmed, G. From Artificial Intelligence to Explainable Artificial Intelligence in Industry 4.0: A Survey on What, How, and Where / I. Ahmed, G. Jeon, F. Piccialli, // IEEE Transactions on Industrial Informatics. – 2022. – Vol. 18. – No. 8. – PP. 5031-5042. – DOI: 10.1109/TII.2022.3146552.
15. Matrenin, P. V. Solar Irradiance Forecasting with Natural Language Processing of Cloud Observations and Interpretation of Results with Modified Shapley Additive Explanations / P.V. Matrenin, V.V. Gamaley, A.I. Khalyasmaa, A.I. Stepanova // Algorithms. – 2024. – Vol. 17. – 150. – DOI: 10.3390/a17040150.
16. Balaji, P.G. An Introduction to Multi-Agent Systems. Innovations in Multi-Agent Systems and Applications-1 / P. G. Balaji, D. Srinivasan // Studies in Computational Intelligence. – 2010. – Vol. 310. – P.1-27. – DOI: 10.1007/978-3-642-14435-6\_1.
17. Bui, V-H. Q-Learning-Based Operation Strategy for Community Battery Energy Storage System (CBESS) in Microgrid System / V.-H. Bui, A. Hussain, H.-M. Kim // Energies. – 2019. – Vol.12(9). – 1789. – DOI: 10.3390/en12091789.
18. Li, Q. Review of Deep Reinforcement Learning and Its Application in Modern Renewable Power System Control / Q. Li, T. Lin, Q. Yu, H. Du, J. Li, X. Fu, Q. Li // Energies. – 2023. – Vol.16(10). – 4143. – DOI: 10.3390/en16104143.
19. Антоненков, Д.В. Исследование ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения в задаче краткосрочного прогнозирования электропотребления горных предприятий / Д.В. Антоненков, П.В. Матренин // Электротехнические системы и комплексы. – 2021. – № 3(52). – С. 57-65. – DOI: 10.18503/2311-8318-2021-3(52)-57-65

20. Li, S. Enhancing LightGBM for Industrial Fault Warning: An Innovative Hybrid Algorithm / S. Li, S. N. Jin, A. Dogani, Y. Yang, M. Zhang, X. Gu // Processes. – 2024. – Vol. 12(1). – 221. – DOI: 10.3390/pr12010221.

#### Авторы публикации

**Степанова Алина Игоревна** – младший научный сотрудник научной лаборатории цифровых двойников в электроэнергетике, Уральский энергетический институт, Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина, Екатеринбург, Россия. ORCID\*: <https://orcid.org/0000-0002-3484-2295>. [a.i.stepanova@urfu.ru](mailto:a.i.stepanova@urfu.ru)

**Хальясмаа Александра Ильмаровна** – канд. техн. наук, доц., заведующий научной лабораторией цифровых двойников в электроэнергетике, Уральский энергетический институт, Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина, Екатеринбург, Россия. ORCID\*: <https://orcid.org/0000-0001-5327-6076>. [a.i.khaliasmaa@urfu.ru](mailto:a.i.khaliasmaa@urfu.ru)

**Матренин Павел Викторович** – канд. техн. наук, ведущий научный сотрудник научной лаборатории цифровых двойников в электроэнергетике, Уральский энергетический институт, Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина, Екатеринбург, Россия. ORCID\*: <https://orcid.org/0000-0001-5704-0976>. [p.v.matrenin@urfu.ru](mailto:p.v.matrenin@urfu.ru)

#### References

1. Jagyasi, D. Implementation of ESG Index on Long-term Value and Performance of Organizations Using AI and ML / D. Jagyasi, A. R. Raut // 2022 OPJU International Technology Conference on Emerging Technologies for Sustainable Development (OTCON). – 2023. – P. 1-5. – DOI: 10.1109/OTCON56053.2023.10114037.
2. Forliano, C. The mediating role of R&D investments in the relationship between awarded grants and ESG performance / C. Forliano, J. Ballerini, P. De Bernardi, R. Quaglia // 2022 IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD). – 2022. – P.1-5. – DOI: 10.1109/ICTMOD55867.2022.10041825.
3. Cabaleiro-Cervino, G. ESG-driven innovation strategy and firm performance / G. Cabaleiro-Cervino, P. Mendi // Eurasian Bus Review. – 2024. – Vol. 14. – P. 137–185. – DOI: 10.1007/s40821-024-00254-x.
4. Gazpromenergo: Sistema energeticheskogo menedzhmenta [Energy management system]. – URL: <https://gazpromenergo.gazprom.ru/ecology/ism/energysystem/> (access date: 05.04.2024). (in Russ.)
5. Allakhkhakh, Kh. "Zelenyi" kompromiss: innovatsionnyi potentsial neftegazovoi promyshlennosti v usloviyakh dekarbonizatsii ["Green" compromise: the innovative potential of the oil and gas industry under decarbonization conditions] / Kh. Allakhkhakh, T. G. Maksimova // Ekonomicheskii vektor [Economic vector]. – 2023. - № 2(33). – P. 96–101. ISSN 2411-7269. (in Russ.)
6. Lee, E. Load Profile Segmentation for Effective Residential Demand Response Program: Method and Evidence from Korean Pilot Study / E. Lee, J. Kim, D. Jang // Energies. – 2020. – Vol.13(6). – 1348. – DOI: 10.3390/en13061348.
7. Serebryakov, N.A. Vybor optimal'noi arkhitektury i konfiguratsii neirosети v zadachakh kratkosrochnogo prognozirovaniya elektropotrebleniya garantiruyushchego postavshchika elektroenergii / N.A. Serebryakov [Selection of optimal architecture and configuration of the neural network in the tasks of short-term forecasting of electricity consumption of the guaranteeing supplier] // Bulletin of the Chernozem Region of Higher Education. – 2021. – T.17. – №2(64). – С.26-42. (in Russ.)
8. Li, K. A Short-Term Forecasting Approach for Regional Electricity Power Consumption by Considering Its Co-movement with Economic Indices / K. Li, Z. Yang, D. Li, Y. Y. Xing, W. Nai // 2020 IEEE 5th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC). – 2020. – P.551-555. – DOI: 10.1109/ITOEC49072.2020.9141928.
9. Caro, E. Optimal Selection of Weather Stations for Electric Load Forecasting / E. Caro, J. Juan and S. Nouhitehrani // IEEE Access. – 2023. – Vol. 11. – P. 42981-42990. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3270933.
10. Babich, L. Industrial Power Consumption Forecasting Methods Comparison / L. Babich, D. Svalov, A. Smirnov and M. Babich // 2019 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT). – 2019. – P. 307-309. – DOI: 10.1109/USBREIT.2019.8736640.

11. Sebel'din, A. S. Neobkhodimost' kratkosrochnogo prognozirovaniya energopotrebleniya ob'ektov neftegazodobychi [Need for short-term energy forecasting of oil and gas production facilities] / A. S. Sebel'din // Molodoi uchenyi [Young scientist]. — 2023. — № 52 (499). — С. 42-44. (in Russ.)
12. Madhukumar, M. Regression Model-Based Short-Term Load Forecasting for University Campus Load / M. Madhukumar, A. Sebastian, X. Liang, M. Jamil and M. N. S. K. Shabbir // IEEE Access. — 2022. — Vol. 10. — P. 8891-8905. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3144206.
13. Sergeev, N. Improving Accuracy of Machine Learning Based Short-Term Load Forecasting Models with Correlation Analysis and Feature Engineering / N. Sergeev, P. Matrenin // Proc. 2023 IEEE 24th International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM). — 2023. — P. 1000-1004. — DOI: 10.1109/EDM58354.2023.10225058.
14. Ahmed, G. From Artificial Intelligence to Explainable Artificial Intelligence in Industry 4.0: A Survey on What, How, and Where / I. Ahmed, G. Jeon, F. Piccialli, // IEEE Transactions on Industrial Informatics. — 2022. — Vol. 18. — No. 8. — PP. 5031-5042. — DOI: 10.1109/TII.2022.3146552.
15. Matrenin, P. V. Solar Irradiance Forecasting with Natural Language Processing of Cloud Observations and Interpretation of Results with Modified Shapley Additive Explanations / P.V. Matrenin, V.V. Gamaley, A.I. Khalyasmaa, A.I. Stepanova // Algorithms. — 2024. — Vol. 17. — 150. — DOI: 10.3390/a17040150
16. Balaji, P.G. An Introduction to Multi-Agent Systems. Innovations in Multi-Agent Systems and Applications-1 / P. G. Balaji, D. Srinivasan // Studies in Computational Intelligence. — 2010. — Vol. 310. — P.1-27. — DOI: 10.1007/978-3-642-14435-6\_1.
17. Bui, V-H. Q-Learning-Based Operation Strategy for Community Battery Energy Storage System (CBESS) in Microgrid System / V.-H. Bui, A. Hussain, H.-M. Kim // Energies. — 2019. — Vol.12(9). — 1789. — DOI: 10.3390/en12091789.
18. Li, Q. Review of Deep Reinforcement Learning and Its Application in Modern Renewable Power System Control / Q. Li, T. Lin, Q. Yu, H. Du, J. Li, X. Fu, Q. Li // Energies. — 2023. — Vol.16(10). — 4143. — DOI: 10.3390/en16104143.
19. Antonenkov, D.V. Issledovanie ansamblevykh i neirosetevykh metodov mashinnogo obucheniya v zadache kratkosrochnogo prognozirovaniya elektropotrebleniya gornykh predpriyatii [Study of ensemble and neural network machine learning methods in the task of short-term forecasting of electrical consumption of mining enterprises] / D.V. Antonenkov, P.V. Matrenin // Elektrotehnicheskie sistemy i komplekсы [Electrical systems and systems]. — 2021. — № 3(52). — С. 57-65. — DOI: 10.18503/2311-8318-2021-3(52)-57-65
20. Li, S. Enhancing LightGBM for Industrial Fault Warning: An Innovative Hybrid Algorithm / S. Li, S. N. Jin, A. Dogani, Y. Yang, M. Zhang, X. Gu // Processes. — 2024. — Vol. 12(1). — 221. — DOI: 10.3390/pr12010221.

#### Authors of the publication

**Alina I. Stepanova** – Ural Federal University named after the first President of Russia  
B. N. Yeltsin, Ekaterinburg, Russia. ORCID\*: <https://orcid.org/0000-0002-3484-2295>.  
[a.i.stepanova@urfu.ru](mailto:a.i.stepanova@urfu.ru)

**Alexandra I. Khalyasmaa** – Ural Federal University named after the first President of Russia  
B. N. Yeltsin, Ekaterinburg, Russia. ORCID\*: <https://orcid.org/0000-0001-5327-6076>.  
[a.i.khalyasmaa@urfu.ru](mailto:a.i.khalyasmaa@urfu.ru)

**Pavel V. Matrenin** – Ural Federal University named after the first President of Russia  
B. N. Yeltsin, Ekaterinburg, Russia. ORCID\*: <https://orcid.org/0000-0001-5704-0976>.  
[p.v.matrenin@urfu.ru](mailto:p.v.matrenin@urfu.ru)

*Шифр научной специальности: 2.4.2 Электротехнические комплексы и системы*

**Получено** **16.04.2024 г.**

**Отредактировано** **22.05.2024 г.**

**Принято** **30.05.2024 г.**