

ОЦЕНКА ВЛИЯНИЯ ГЕОГРАФИЧЕСКИХ, ПОГОДНЫХ И СОЦИАЛЬНО-ИНФРАСТРУКТУРНЫХ ФАКТОРОВ НА ОБЪЕМ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭНЕРГИИ НА ЗАРЯДНЫХ СТАНЦИЯХ ДЛЯ ЭЛЕКТРОТРАНСПОРТА В УСЛОВИЯХ КРУПНОЙ ГОРОДСКОЙ АГЛОМЕРАЦИИ

Д. А. СКОРОБОГАТЧЕНКО • А. В. КИЗИМ • В. С. ТОРБИН • М. Д. ЛЕОНТЬЕВ

Аннотация. В статье рассматривается влияние географических, погодных и социально-инфраструктурных факторов на объем потребляемой энергии на зарядных станциях для электротранспорта в условиях Волгоградской городской агломерации за период 2024 года. Исследование содержит описание имеющихся и вводимых параметров, предварительный корреляционный анализ, разработку и проверку подхода с использованием моделей машинного обучения, интерпретацию полученных результатов. Определяется степень влияния факторов на объем потребления энергии путем сравнения качества прогностических моделей с разными наборами признаков. Результаты показывают повышение точности прогнозирования при учете дополнительных факторов. Полученные выводы могут быть полезны как бизнесу, так и местным властям при планировании городской инфраструктуры, размещении зарядных станций, оптимизации зарядной сети и прогнозировании нагрузок.

Ключевые слова: зарядные станции; электротранспорт; машинное обучение; географические факторы; погодные условия; социальная инфраструктура; городское планирование; городская агломерация.

Цитирование: Скоробогатченко Д. А., Кизим А. В., Торбин В. С., Леонтьев М. Д. Оценка влияния географических, погодных и социально-инфраструктурных факторов на объем потребления энергии на зарядных станциях для электротранспорта в условиях крупной городской агломерации // СИИТ. 2025. Т. 7. № 4 (23). С. 68–75. EDN [LTFCNO](#).

ВВЕДЕНИЕ

В последние годы рынок электромобилей в России демонстрирует устойчивый рост. По данным консалтинговой компании “Strategy Partners”, в январе–феврале 2024 года было реализовано 3390 электромобилей, что в 3.7 раза больше по сравнению с аналогичным периодом 2023 года. Этот рост обусловлен как глобальными тенденциями перехода к экологически чистому транспорту, так и мерами государственной поддержки¹. В свою очередь, зарядная инфраструктура для электромобилей также развивается, и согласно данным Минэнерго России, количество зарядных станций для электромобилей превысило 7000 единиц, что в 1.9 раза больше, чем годом ранее².

Волгоградская область не остается в стороне от данных процессов. По данным ГУ МВД России по Волгоградской области, на начало 2025 года в регионе было зарегистрировано 674 электромобиля, что на 65% больше, чем годом ранее. К концу 2024 года количество ультрабыстрых зарядных станций в регионе достигло 90, из которых 40 расположены в Волгоградской городской агломерации. Она включает сам город-герой Волгоград, города-спутники Волжский и Краснослободск, а также ближайшие рабочие поселки Городище и Среднюю Ахтубу³.

Таким образом, как и во всем мире [Beh25, Ben25], наблюдается тенденция к увеличению числа электромобилей и к развитию соответствующей инфраструктуры [Киз24, Тор24]. Это делает актуальным проведение исследований, направленных на оптимизацию размещения зарядных станций и эффективное использование электротранспорта в регионе.

¹ Strategy Partners. URL: <https://strategy.ru/research/research/analiz-rossiyskogo-rynka-elektromobiley-67>.

² Российское энергетическое агентство Минэнерго России. URL: <https://rosenergo.gov.ru/press-center/news/kolichestvo-zaryadnykh-stantsiy-dlya-elektromobiley-v-rossii-prevysilo-7000-edinit>.

³ Администрация Волгоградской области. URL: <https://www.volgograd.ru/news/540837>.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В условиях устойчивого роста числа электромобилей и расширения зарядной инфраструктуры в Российской Федерации в целом и Волгоградской городской агломерации в частности возникает потребность в разработке подходов, позволяющих более точно прогнозировать объем потребляемой энергии на зарядных станциях. Это особенно важно для эффективного планирования городской инфраструктуры, оценки нагрузки на электросети и оптимального размещения новых зарядных объектов, проверки подготовленности сети к значительному увеличению потока электромобилей.

Настоящее исследование направлено на решение задачи определения степени влияния географических, погодных и социально-инфраструктурных факторов на объем потребляемой энергии на зарядных станциях электротранспорта, используя методы машинного обучения на основе данных за 2024 год, собранных в пределах Волгоградской городской агломерации.

ОПИСАНИЕ ПОДХОДА

Базовый набор включает в себя признаки, полученные непосредственно от оператора сети зарядных станций «Волна»⁴ (рис. 1), а именно: потребленную энергию за зарядную сессию в киловаттах, продолжительность зарядки в минутах, продолжительность парковки в минутах и признак выходного дня производственному календарю в двоичном формате, где ноль означает выходной, а единица – будний день.



Рис. 1 Схема базового набора признаков.

Для формирования дополненного набора признаков в базовый набор введены следующие признаки (рис. 2).

Погодные признаки включают в себя среднюю дневную температуру, измеренную в градусах Цельсия, коэффициент относительной влажности воздуха, среднюю дневную скорость ветра в метрах в секунду, количество выпавших осадков в сумме за день в миллиметрах, атмосферное давление в паскалях⁵.

Географические признаки включают в себя расстояние до ближайшей станции по автомобильной дороге в километрах⁶.

Социально-инфраструктурные включают в себя стоимость жилья в рублях за квадратный метр, тип окружающей застройки со значениями 0 при многоквартирной застройке и 1 при частном секторе⁷. Бинарные признаки наличия социальной инфраструктуры, принимающие значения 1 в случае отсутствия и 0 при наличии инфраструктуры соответствующей категории. Радиус сбора данных признаков составляет 1000 метров от зарядной станции⁸.

⁴ Сеть зарядных станций «Волна». Официальный сайт. URL: <https://cctvolga.ru/charge>.

⁵ Погода и климат. Архив погоды в Волгограде. URL: <http://www.pogodaiklimat.ru>.

⁶ Open Source Routing Machine. OSRM API Documentation. URL: <https://project-osrm.org/docs/v5.24.0/api/#>.

⁷ Авито недвижимость. URL: <https://www.avito.ru/volgograd/nedvizhimost>.

⁸ Яндекс карты – транспорт, навигация, поиск мест. URL: <https://yandex.ru/maps/38/volgograd>.

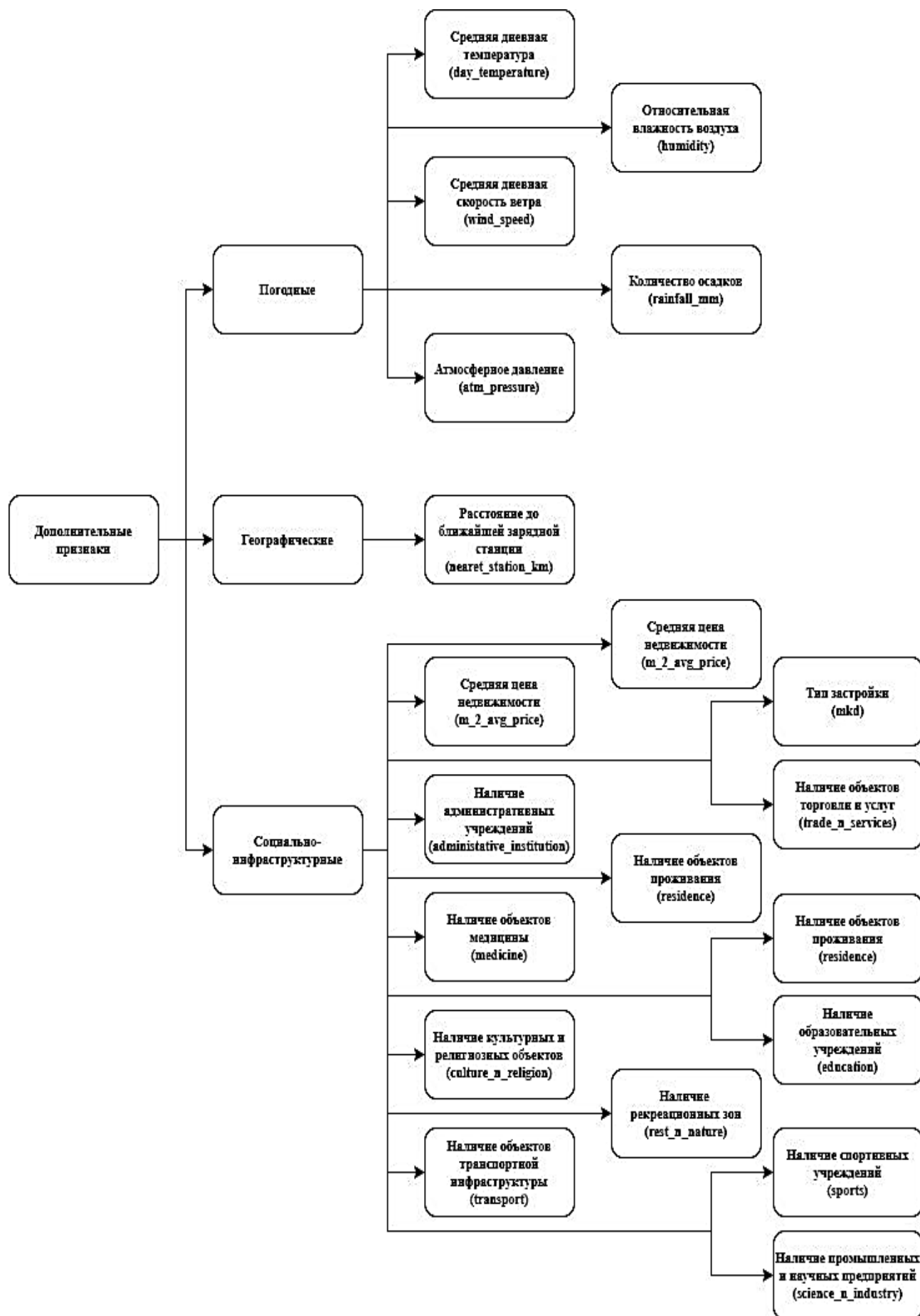


Рис. 2 Схема дополненного набора признаков.

Подобные наборы факторов ранее успешно применялись для прогнозирования спроса на зарядку электромобилей и проектирование энергетических систем городов [Wan23, Qu24, Orz23].

ПРОВЕРКА РАЗРАБОТАННОГО ПОДХОДА

Первым этапом анализа была построена тепловая корреляционная матрица для оценки зависимости между признаками и целевой переменной — объемом потребленной энергии. Визуализация представлена на рис. 3.

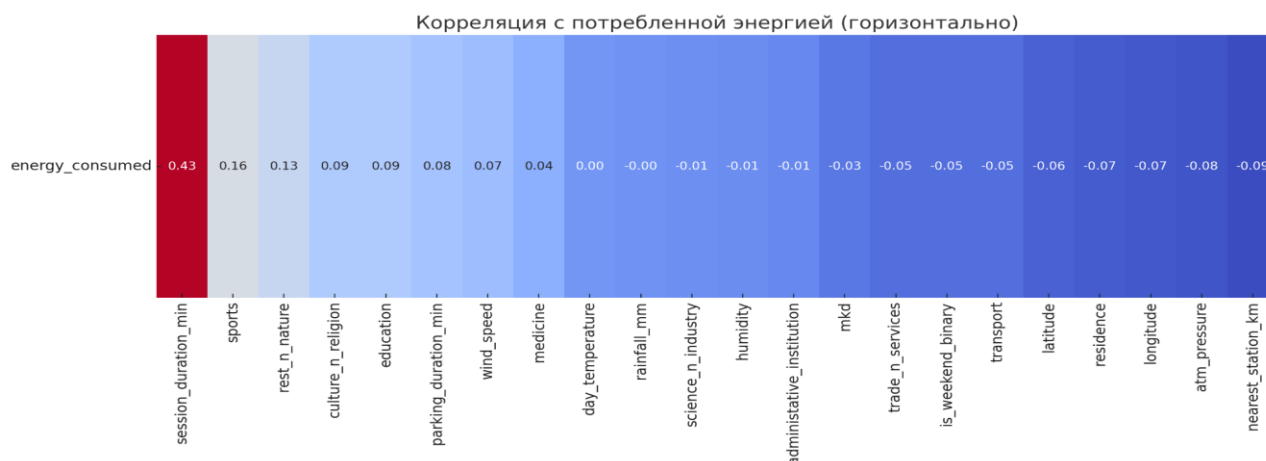


Рис. 3 Тепловая матрица зависимости потребленной энергии от остальных признаков в горизонтальной проекции.

Коэффициент корреляции принимает значения от -1 до $+1$. Значение, близкое к $+1$, говорит о сильной положительной связи: с ростом одного признака возрастает и целевая переменная. Значение, близкое к -1 , указывает на сильную отрицательную связь: увеличение одного признака приводит к снижению другого. Если коэффициент корреляции близок к нулю, это свидетельствует об отсутствии линейной взаимосвязи.

В тепловой матрице корреляции цветовая шкала варьируется от насыщенного красного, что указывает на максимальную положительную связь, до глубокого синего, что указывает на максимальную отрицательную связь среди всех параметров. Нейтральные оттенки (белый, светло-голубой) отражают слабую или отсутствующую линейную корреляцию.

Согласно матрице, линейной зависимости между потребленной энергией и другими параметрами не обнаружено, за исключением длительности зарядной сессии, увеличение которой непосредственно влияет на увеличение потребленной энергии.

В связи с этим для оценки пригодности набора данных был проведен сравнительный анализ относительно модели на основе дерева решений и нейронной сети:

1. CatBoost – модель градиентного бустинга, разработанная Yandex, эффективная при работе с категориальными признаками и нелинейными связями, использует алгоритм градиентного бустинга и основана на ансамблях деревьев решений⁹.

2. Keras MLP – многослойный перцептрон, реализованный в открытой библиотеке Keras, использующий градиентный спуск и основанный на глубоком обучении, относится к семейству нейронных сетей¹⁰.

Дополнительно для интерпретации моделей машинного обучения был использован метод SHAP (SHapley Additive exPlanations), основанный на теории игр, с целью объяснить вклад каждого признака в предсказание модели [Lun20]. Результат представлен на рис. 4.

⁹ CatBoost. URL: <https://catboost.ai>.

¹⁰ Keras. Keras 3 API documentation. The Sequential class. URL: <https://keras.io/api/models/sequential>.

Наиболее значимым признаком оказался `parking_duration_min`, что согласуется с предположением: чем дольше автомобиль припаркован, тем дольше он может находиться на зарядке, что ведет к большему потреблению энергии. Высокие значения этого признака существенно увеличивали итоговое предсказание модели, что подтверждается положительными SHAP-значениями. Например, человек поставил электромобиль на ночную зарядку недалеко от дома, соответственно машина зарядилась полностью за час, а все остальное время она проводит в статусе парковки.

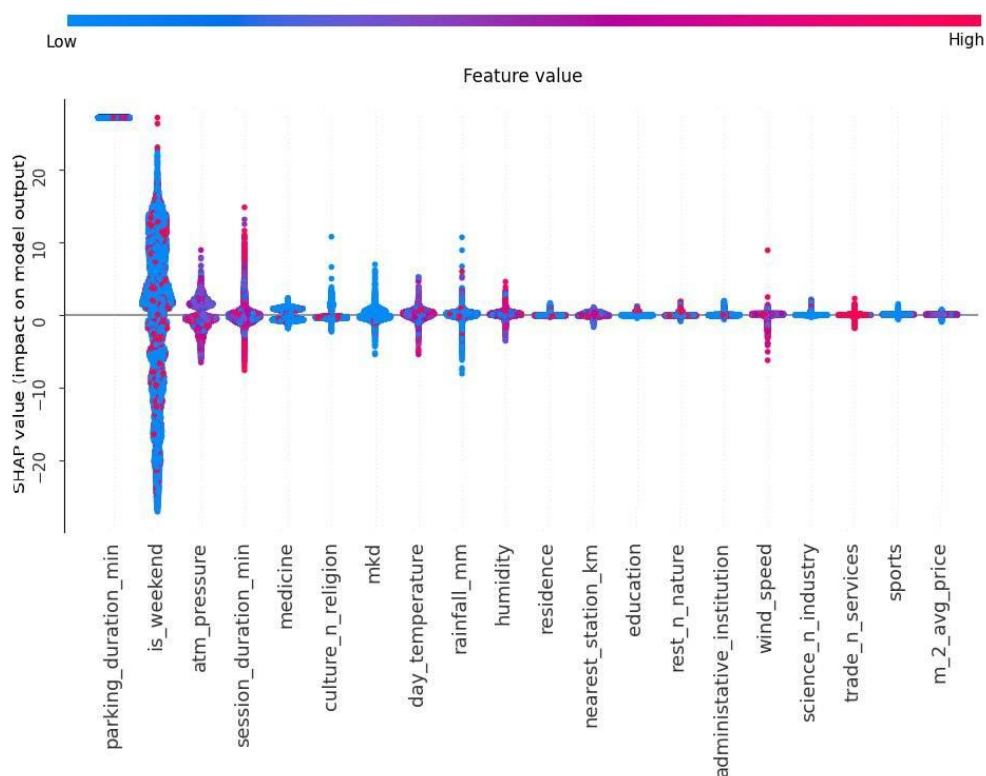


Рис. 4 Визуализация результата интерпретации методом SHAP.

Признак `is_weekend` также демонстрирует заметное влияние: выходные дни (высокие значения) ассоциируются с более высоким уровнем потребления энергии. Это связано с тем, что в выходные пользователи совершают более продолжительные поездки или выбирают станцию в зависимости от наличия социально-инфраструктурных объектов, где можно провести время во время более длительной зарядной сессии.

Вклад признака `nearest_station_km`, отражающего расстояние до ближайшей зарядной станции, оказался также внушительным. Его высокие значения (удаленность) также способствуют увеличению потребления энергии из-за того, что пользователи компенсируют отдаленность альтернативной станции более продолжительными зарядными сессиями с большим потреблением энергии.

Признаки, отражающие погодные условия, такие как `atm_pressure`, `humidity` и `wind_speed`, оказывали менее выраженное влияние, однако наблюдается тенденция к увеличению потребления энергии при неблагоприятных погодных условиях, что может быть связано с активным использованием климатических систем в автомобиле, а также большим расходом энергии и меньшей эффективностью работы батареи электромобиля в холодное время года.

Наконец, пространственные признаки, описывающие функции территории, такие как `trade_n_services` и `science_n_industry`, также демонстрировали положительное влияние при высоких значениях, что может свидетельствовать о высокой активности пользователей в областях, в которых сосредоточены объекты, связанные с торговлей, предоставлением услуг, а также наукой и промышленностью.

Для проверки влияния дополнительных параметров на точность предсказаний модели использовались следующие метрики:

1. Коэффициент детерминации (R^2) – показывает, какую долю дисперсии целевой переменной объясняют факторы модели. Значения варьируются от 0 до 1, где 1 – идеальное объяснение изменчивости данных.

2. Средняя абсолютная ошибка (Mean Absolute Error – MAE) – это метрика, измеряющая среднее абсолютное отклонение между прогнозируемыми и фактическими значениями, выраженными в киловатт-часах. Она показывает, насколько сильно в среднем отклоняются предсказания модели от реальных данных. Чем выше значение средней абсолютной ошибки, тем более значительными являются отклонения прогнозов от фактических значений, что указывает на ухудшение точности модели.

3. Среднеквадратичная ошибка (Root Mean Square Error – RMSE) – это метрика, отражающая среднее значение квадратов отклонений между прогнозируемыми и фактическими значениями. Она особенно чувствительна к большим отклонениям, поскольку ошибку возводят в квадрат, что усиливает влияние крупных отклонений на итоговый результат. Чем выше значение среднеквадратичной ошибки, тем более значительные ошибки в прогнозах, что может указывать на низкую точность модели в отношении более экстремальных значений.

В процессе работы моделей были получены следующие значения основных метрик, представленные в виде графиков на рис. 5.

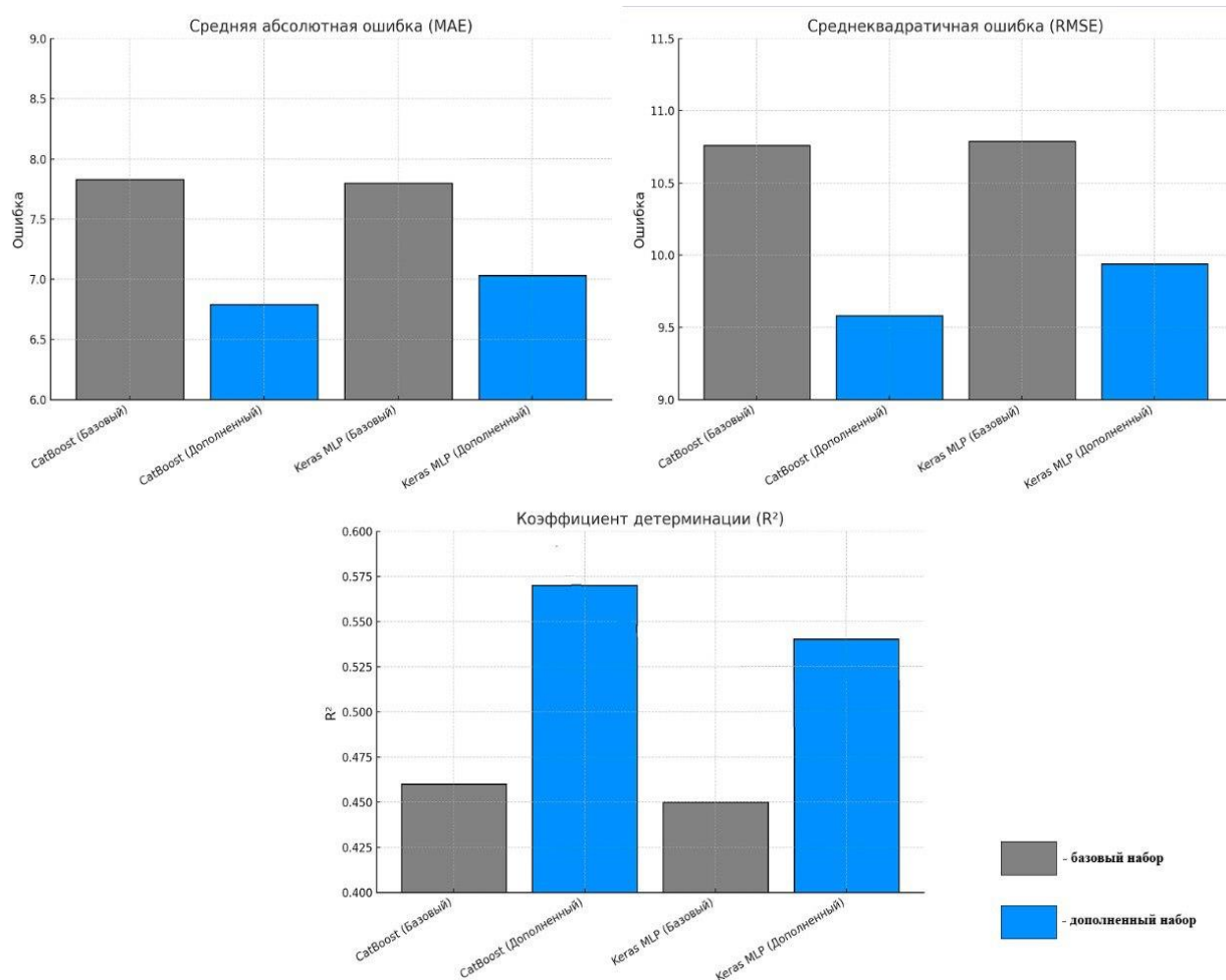


Рис. 5 Сравнение предсказаний моделей, обученных на базовом и дополненном наборе признаков по коэффициенту детерминации и значениям средней абсолютной и среднеквадратичной ошибок.

Анализ показывает преимущество использования градиентного бустинга для решения подобных задач перед нейронными сетями, а повышение значения коэффициента детерминации более чем на 20 % и уменьшение значений средней абсолютной ошибки на 13 % и среднеквадратичной ошибки на 10 % подтверждают значимость включения дополнительных признаков¹¹ [Lun17].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках настоящего исследования была проведена оценка влияния географических, погодных и социально-инфраструктурных факторов на объем потребления энергии на зарядных станциях для электротранспорта сети «Волна» в условиях Волгоградской городской агломерации. Рассматривались данные по 40 зарядным станциям, расположенным на территории Волгограда, Волжского, Краснослободска, а также рабочих поселков Городище и Средняя Ахтуба за 2024 год.

На первом этапе анализа была построена тепловая матрица корреляции, результаты которой показали отсутствие выраженной линейной зависимости большинства признаков от объема потребляемой энергии за исключением длительности зарядной сессии. Это позволило сделать вывод о наличии преимущественно нелинейных взаимосвязей между признаками и целевой переменной, что обосновало выбор моделей машинного обучения, способных улавливать подобные зависимости.

В ходе дальнейшей работы с использованием моделей CatBoost и Keras MLP, а также метода интерпретации SHAP было установлено, что наибольшее положительное влияние на объем потребляемой энергии оказывают такие факторы, как длительность парковки после зарядки, удаленность до ближайшей альтернативной станции, а также социально-инфраструктурные характеристики территории (наличие торговых, научно-промышленных и административных объектов). Значимое влияние также оказывает признак выходного дня – в выходные пользователи, как правило, дольше заряжают свои автомобили. Погодные условия (давление, влажность, скорость ветра) показали менее выраженное, но все же заметное влияние, особенно в неблагоприятных погодных условиях. При применении дополненного набора признаков модели продемонстрировали тенденцию к улучшению основных метрик, а именно – повышение значения коэффициента детерминации более чем на 20 % и уменьшение значений средней абсолютной ошибки на 13 % и среднеквадратичной ошибки на 10 %.

В рамках проведенного исследования была осуществлена оценка влияния географических, погодных и социально-инфраструктурных факторов на объем потребляемой энергии на зарядных станциях сети «Волна» в условиях Волгоградской городской агломерации. Полученные результаты подтверждают, что учёт этих факторов существенно повышает точность прогнозирования потребления энергии. Это свидетельствует о достижении поставленной цели работы. Разработанный подход может быть использован для дальнейшего планирования и оптимизации размещения зарядной инфраструктуры как органами местной власти, так и коммерческими организациями, заинтересованными в развитии электротранспорта.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ | REFERENCES

- [Beh25] Behki P., Shreya V., Reshma, Kumari A. and Sanskar. Ethical concerns of autonomous vehicles: an AI framework // Systems Engineering and Information Technologies. 2025. Vol. 7. No. 3 (22). Pp. 20–29. EDN HHYJIO.
- [Ben25] Bitto Benny and Karthigai Prakasam Chellaswamy. AI's impact on vehicle growth and ownership patterns in the automotive industry // Systems Engineering and Information Technologies. 2025. Vol. 7. No. 3 (22). Pp. 41–48. EDN QCQXLS.
- [Fur23] Furman Ia., Skorobogatchenko D. Automatic Road surface defect detection using machine learning methods // II Int. Scient. Forum on Sustainable Development and Innovation (WFSDI 2023): Conf. Proc. Porto. Portugal, 2023. EDN EQCZOG.
- [Lun17] Lundberg S. M., Lee S. I. A unified approach to interpreting model predictions // In Proc. 31st Int. Conf. on Neural Information Processing Systems. 2017. Pp. 4765–4774. DOI: [10.1145/3295222.3295230](https://doi.org/10.1145/3295222.3295230).
- [Lun20] Lundberg S. M., Erion G., Chen H. Machine Learning model interpretability using SHAP values: application to a seismic facies classification task // ResearchGate. 2020. DOI: [10.1190/segam2020-3428275.1](https://doi.org/10.1190/segam2020-3428275.1).

¹¹ Performance metrics – Machine Learning Knowledge Base. URL: <https://janiceto.github.io/ml-knowledge-base/04-model-evaluation/metrics.html>.

- [Orz23] Orzechowski A., Lugosch L., Hao S., Yang R., Wei Li., Meyer B. H. Data-driven EV charging demand forecasting // Energy and AI. 2023. 14. 100267. DOI: [10.1016/j.egyai.2023.100267](https://doi.org/10.1016/j.egyai.2023.100267). EDN: [GVDZZF](#).
- [Qu24] Qu H., Kuang H., Wang Q., Li J. and You L. A physics-informed and attention-based graph learning approach for regional electric vehicle charging demand prediction // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2024. Vol. 25. No. 10. Pp. 14284–14297. Oct. DOI: [10.1109/TITS.2024.3401850](https://doi.org/10.1109/TITS.2024.3401850).
- [Wan23] Wang S., Anthony C., Pinxi W., Chengxiang Z. Predicting electric vehicle charging demand using spatio-temporal graph convolutional networks // Transportation Research. Part C. 2023. 153. 104205. DOI: [10.1016/j.trc.2023.104205](https://doi.org/10.1016/j.trc.2023.104205). EDN: [AGXTGU](#).
- [Киз24] Кизим А. В., Мокин Д. А. Исследование методов интеллектуальной поддержки в перевозках нефтепродуктов // Программное обеспечение для цифровизации предприятий и организаций: Сб. тр. II Всеросс. науч.-практ. конф. Магнитогорск, 01–02 июля 2024 года. Магнитогорск: МГТУ, 2024. С. 132–135. EDN [HEPDJL](#). [[Kizim A. V., Mokin D. A. “Research of methods of intellectual support in transportation of petroleum products” // Software for Digitalization of Enterprises and Organizations: II All-Russian Scientific and Practical Conf., Magnitogorsk, July 1–2, 2024. Magnitogorsk: MSTU, 2024, pp. 132–135. EDN [HEPDJL](#). (In Russian).]]
- [Тор24] Торбин В. С., Скоробогатченко Д. А. Методы определения оптимальных точек для установки станций для зарядки электромобилей в крупной городской агломерации // Программное обеспечение для цифровизации предприятий и организаций: Сб. тр. II Всеросс. науч.-практ. конф. Магнитогорск, 01–02 июля 2024 года. Магнитогорск: МГТУ, 2024. С. 56–59. EDN [OHYEPK](#). [[Torbin V. S., Skorobogatchenko D. A. “Methods for determining optimal points for installing electric vehicle charging stations in a large urban agglomeration” // Software for Digitalization of Enterprises and Organizations: II All-Russian Scientific and Practical Conf., Magnitogorsk, July 1–2, 2024. Magnitogorsk: MSTU, 2024, pp. 56–59. EDN [OHYEPK](#). (In Russian).]]

МЕТАДАТА | МЕТАДАННЫЕ

Поступила в редакцию 28 апреля 2025 г.

Title: Assessment of the impact of geographical, weather, and socio-infrastructure factors on energy consumption at electric vehicle charging stations in a large urban agglomeration.

Abstract: The article investigates the impact of geographical, weather, and socio-infrastructure factors on energy consumption at electric vehicle charging stations within the Volgograd urban agglomeration during the year 2024. The study presents an overview of the available and newly introduced features, a preliminary correlation analysis, the development and evaluation of an approach based on machine learning models, and interpretation of the obtained results. The degree of influence of various factors on energy consumption is assessed by comparing the performance of predictive models using different feature sets. The results demonstrate improved forecasting accuracy when additional factors are considered. The findings can be useful for both businesses and local authorities in urban infrastructure planning, charging station placement, charging network optimization, and load forecasting.

Key words: charging stations, electric vehicles, machine learning, geographical factors, weather conditions, social infrastructure, urban planning, urban agglomeration.

Cite: Skorobogatchenko D. A., Kizim A. V., Torbin V. S., Leontiev M. D. “Assessment of the impact of geographical, weather, and socio-infrastructure factors on energy consumption at electric vehicle charging stations in a large urban agglomeration” // SIIT. 2025. Vol. 7, no. 4 (23), pp. 68–75. EDN [LTFCNO](#).

Language: Russian.

Об авторах | About the authors

СКОРОБОГАТЧЕНКО Дмитрий Анатольевич

Волгоградский государственный технический университет, Россия.

Проф. каф. системы автоматизированного проектирования и поискового конструирования. Д-р техн. наук.

E-mail: dmitryskor2004@yandex.ru

КИЗИМ Алексей Владимирович

Волгоградский государственный технический университет, Россия.

Проф. каф. системы автоматизированного проектирования и поискового конструирования. Д-р техн. наук.

E-mail: kizim@mail.ru

ТОРБИН Виктор Сергеевич

Волгоградский государственный технический университет, Россия.

Магистрант каф. системы автоматизированного проектирования и поискового конструирования.

E-mail: tor6515@gmail.com

ЛЕОНТЬЕВ Михаил Дмитриевич

Волгоградский государственный технический университет, Россия.

Магистрант каф. системы автоматизированного проектирования и поискового конструирования.

E-mail: mdleontiev@gmail.com

SKOROBOGATCHENKO Dmitry Anatolievich

Volgograd State Technical University, Russia

Prof. of the Dept of Automated Design Systems and Exploratory Engineering. Doctor of Technical Sciences (Grand PhD).

E-mail: dmitryskor2004@yandex.ru

KIZIM Alexey Vladimirovich

Volgograd State Technical University, Russia.

Prof. of the Dept of Automated Design Systems and Exploratory Engineering. Doctor of Technical Sciences (Grand PhD).

E-mail: kizim@mail.ru

TORBIN Victor Sergeevich

Volgograd State Technical University, Russia.

Master's Student at the Dept of Automated Design Systems and Exploratory Engineering.

E-mail: tor6515@gmail.com

LEONTIEV Michail Dmitrievich

Volgograd State Technical University, Russia.

Master's Student at the Dept of Automated Design Systems and Exploratory Engineering.

E-mail: mdleontiev@gmail.com