

УДК 614.715: 614.78

DOI: [10.26102/2310-6018/2023.41.2.008](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2023.41.2.008)

Средства мониторинга, моделирования и прогнозирования концентрации загрязнений городской воздушной среды микрочастицами

Е.П. Вялова[✉], Г.А. Квашнина, В.И. Федянин

Воронежский государственный технический университет Воронеж, Российская Федерация

katrin_urminskay@mail.ru[✉]

Резюме. Загрязнение воздуха является одной из самых больших угроз для окружающей среды и человека. В силу метеорологических и транспортных факторов, деятельность промышленности и выбросы электростанций являются основными факторами загрязнения воздуха. Поэтому органы управления экологией сосредоточены на последствиях загрязнения воздуха, выработке правил для сведения к минимуму уровня загрязнения воздуха. Основная цель этого исследования заключается в разработке системы, использующей подход машинного обучения для прогнозирования уровня загрязнения городской воздушной среды путем анализа набора данных о загрязнителях воздуха, в частности, твердыми частицами $PM_{2.5}$. Для прогнозирования использован линейный алгоритм контролируемого машинного обучения, который имеет значение среднеквадратичной ошибки RMSE, равное 31.29, и алгоритм Decision Forest Regression со значением $RMSE=29.26$. Система разработана на веб-платформе, доступна для мобильных телефонов, обеспечивает удобную работу пользователей, представляет им значения концентрации загрязнителей воздуха частицами $PM_{2.5}$ и значения индекса качества воздуха. Значения концентрации частиц $PM_{2.5}$ зависимы от других источников и фоновых уровней, что свидетельствует о важности локализованных факторов для понимания пространственно-временных моделей загрязнения воздуха на перекрестках и оказания поддержки лицам, принимающим решения в области регулирования и контроля загрязнения в городе.

Ключевые слова: качество воздуха, микрочастицы $PM_{2.5}$, машинное обучение, модели регрессии, датчик SDS011, прогнозирование.

Для цитирования: Вялова Е.П., Квашнина Г.А., Федянин В.И. Средства мониторинга, моделирования и прогнозирования концентрации загрязнений городской воздушной среды микрочастицами. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2023;11(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1345> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.41.2.008

Means for monitoring, modeling and predicting the concentration of urban air pollution by microparticles

E.P. Vyalova[✉], G.A. Kvashnina, V.I. Fedyanin

Voronezh State Technical University Voronezh, the Russian Federation

katrin_urminskay@mail.ru[✉]

Abstract. Air pollution is one of the biggest threats to the environment and humans. Due to meteorological and transport factors, industrial activity and emissions of power plants are the main agents of air pollution. Therefore, environmental authorities are focused on the effects of air pollution and the development of guidelines to minimize it. The main objective of this study is to design a system that uses a machine learning approach for predicting urban air pollution by analyzing a set of data on air pollutants, $PM_{2.5}$ particulate matter in particular. A linear controlled machine learning algorithm, which has a RMSE error value of 31.29 and a Decision Forest Regression algorithm with an RMSE value of

29.26, is used for predictions. The system is developed on a web-based platform and is accessible for mobile phones; it is user-friendly and represents the values of air pollutant concentration with PM_{2.5} particles and the values of the air quality index. Values of PM_{2.5} particle concentration are dependent on other sources and background levels, which indicates the importance of localized factors for understanding spatio-temporal model of air pollution at intersections and supporting individuals making decisions in the field of regulating and controlling pollution in cities.

Keywords: air quality, PM_{2.5} microparticles, machine learning, regression models, SDS011 sensor, forecasting.

For citation: Vyalova E.P., Kvashnina G.A., Fedyanin V.I. Means for monitoring, modeling and predicting the concentration of urban air pollution by microparticles. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2023;11(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1345> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.41.2.008 (In Russ.).

Введение

Загрязнение воздуха является одной из наиболее важных экологических проблем в любом регионе страны. Степень загрязнения окружающей среды определяется как вклад одного или многих загрязняющих элементов в различных концентрациях, которые прямо или косвенно влияют на жизненные циклы человека и животных [1].

В городах последние несколько лет повышается интенсивность дорожного движения, развиваются отрасли как государственного, так и частного сектора. Взвешенные частицы фракции PM_{2.5} вместе с другими загрязнителями воздушной среды, такими как NO₂ и SO₂, влияют на здоровье населения. В городе эти виды загрязнителей воздуха очень активны при некоторых погодных условиях. Их концентрация зависит от направления и скорости ветра, оказывая влияние на уровень загрязнения воздуха [2-3].

PM_{2.5} означают крошечные твердые частицы в воздухе, которые снижают видимость, а при повышенных уровнях таких частиц воздух кажется туманным. Микроскопические размеры позволяют этим частицам попадать в кровеносную систему, оказывая глубокое влияние на здоровье, в том числе способствуют развитию таких заболеваний, как астма, рак легких и болезни сердца. Определены предельно допустимые значения концентрации твердых частиц PM_{2.5} [4], процедуры мониторинга качества атмосферного воздуха, полученных с помощью методов непрерывных измерений [5], рекомендации по обеспечению качества измерений концентраций взвешенных частиц (PM_{2.5} и PM₁₀) в атмосферном воздухе [6].

Внедрение системы прогнозирования уровня загрязнения воздуха на основе анализа имеющихся результатов измерения концентрации частиц позволит органам управления экологией города принимать решения о мероприятиях по вопросам загрязнения воздуха.

В настоящей работе представлена система прогнозирования качества воздуха на основе использования измеренных данных о загрязнителях воздуха с применением методов машинного обучения. Быстрое развитие подходов к машинному обучению (Machine Learning, ML) превращает большинство ручных систем в автоматизированные системы на основе ML с элементами прогнозирования. В ряде публикаций показано использование подходов ML в системах прогнозирования качества воздуха, в частности, применение таких алгоритмов ML, как метод опорных векторов, разновидность метода опорных векторов, которая применима для задач регрессии, логистическая регрессия, метод нелинейных авторегрессионных моделей нейронных сетей, метод альтернативных ветвлений с весами, алгоритм случайный лес (Random Forest), метод нейронных сетей прямого распространения и др.

В работе [7] представлена система прогнозирования загрязнения воздуха, использующая для сбора данных устройства интернета вещей (IoT) и получения лучшей модели прогнозирования при анализе воздействия загрязнителей воздуха, таких как O_3 , NO_2 , SO_2 и CO . Это устройство использует технологию Интернета вещей для сбора данных в реальном времени с последующим применением моделей машинного обучения. Ряд исследователей [8-10] использовали авторизованные наборы данных, чтобы обученная модель давала лучшие результаты прогнозирования. Для вышеуказанных загрязнителей воздуха, а также частиц $PM_{2.5}$, использовали для прогностического моделирования алгоритмы машинного обучения, такие как линейная регрессия, случайный лес и XGBoost, а также для прогнозирования временных интервалов с целью определения лучшего алгоритма расчета индекса качества воздуха (Air Quality Index, AQI) использована авторегрессионная интегрированная модель (ARIMA). По результатам анализа производительности алгоритм Random Forest показал наиболее достоверные результаты.

Материалы и методы

Предлагаемая система предназначена для прогнозирования индекса качества воздуха (AQI), представления предупреждений с учетом текущих и архивных данных о загрязнителях воздуха, в частности, твердых частиц $PM_{2.5}$. Система может прогнозировать качество воздуха, получая исходные данные об уровнях концентрации загрязнителей воздуха, в частности, концентрации частиц $PM_{2.5}$. После передачи этих данных через Web или мобильный интерфейс, система анализирует входные данные и предоставляет пользователю в качестве выходных данных предупреждение о качестве воздуха со значением индекса качества воздуха (AQI).

При разработке системы определены 5 основных этапов разработки, а именно, этап сбора и анализа данных, этап подключения бэк-энда и фронт-энда и этап разработки метода уведомления пользователя. Интеграция этих фаз разработки позволяет представить общую структуру системы и ее функциональные возможности.

Этап сбора и анализа данных. Во-первых, значения $PM_{2.5}$ были собраны на перекрестке дорог с интенсивным движением, регулируемом светофорами. Использовались датчики SDS011 и устройства Raspberry Pi для записи данных на флеш-накопитель, формирования пакетов и последующей их отправки через Web-интерфейс на сервер. Набор данных о концентрации $PM_{2.5}$ за период с февраля 2020 по январь 2021 содержит 18529 записей без нулевых значений.

Определим входные данные, необходимые для прогнозирования концентрации частиц $PM_{2.5}$. Используем данные, доступные от поставщика прогноза погоды: температура, влажность, скорость ветра, направление ветра, точка росы. Затем данные даты и времени, измеренные значения концентрации частиц $PM_{2.5}$. Описание переменных: Month – день месяца; Hour – час; Value – значение концентрации частиц $PM_{2.5}$; DIR – направление ветра в градусах; SPD – скорость ветра; TEMP – температура; DEWP – точка росы.

После проверки набора данных на отсутствие дублей записей и временных пропусков можно построить графики зависимостей различных переменных: частоты изменения направления ветра (Рисунок 1), концентрации частиц $PM_{2.5}$ от скорости ветра (Рисунок 2), концентрации частиц $PM_{2.5}$ от времени суток (Рисунок 3).

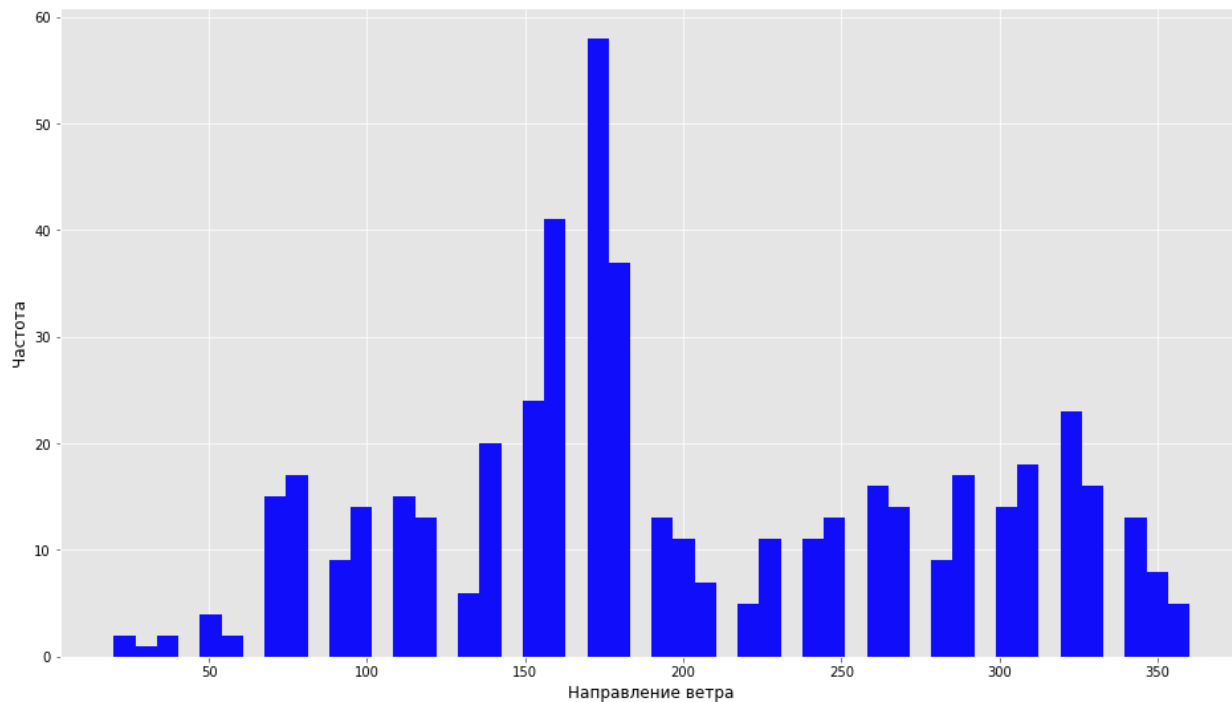
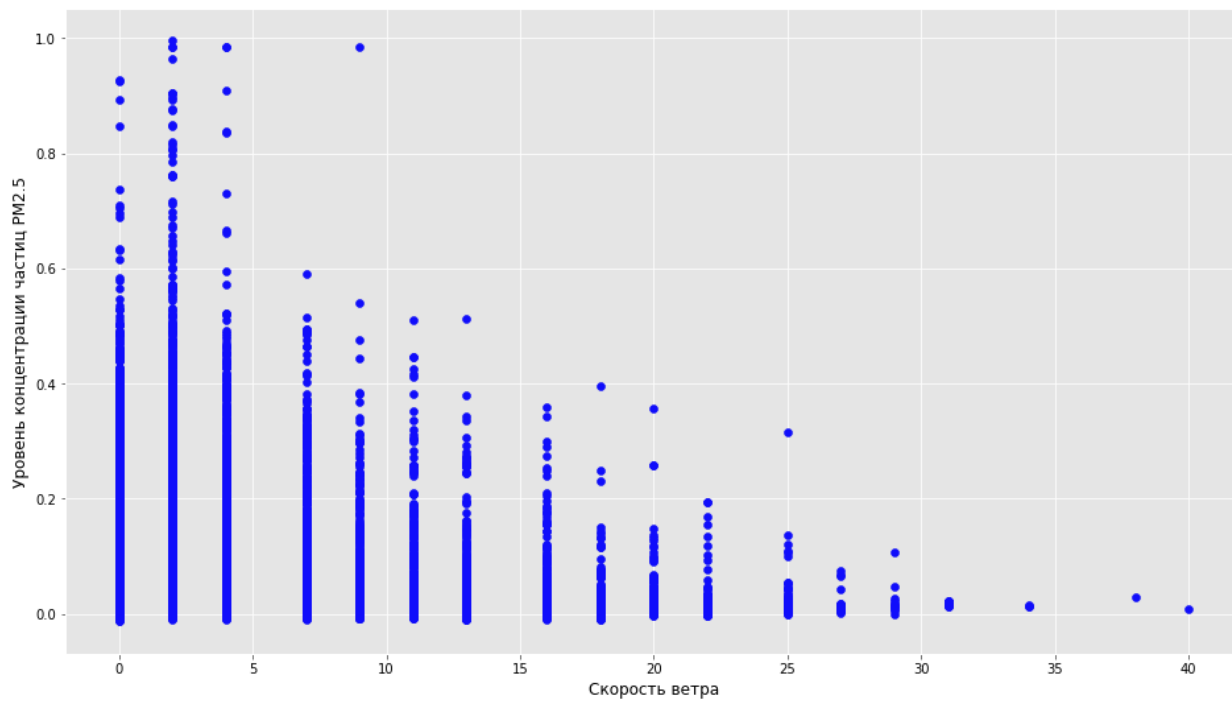


Рисунок 1 – Частота изменения направления ветра
Figure 1 – Wind direction change frequency



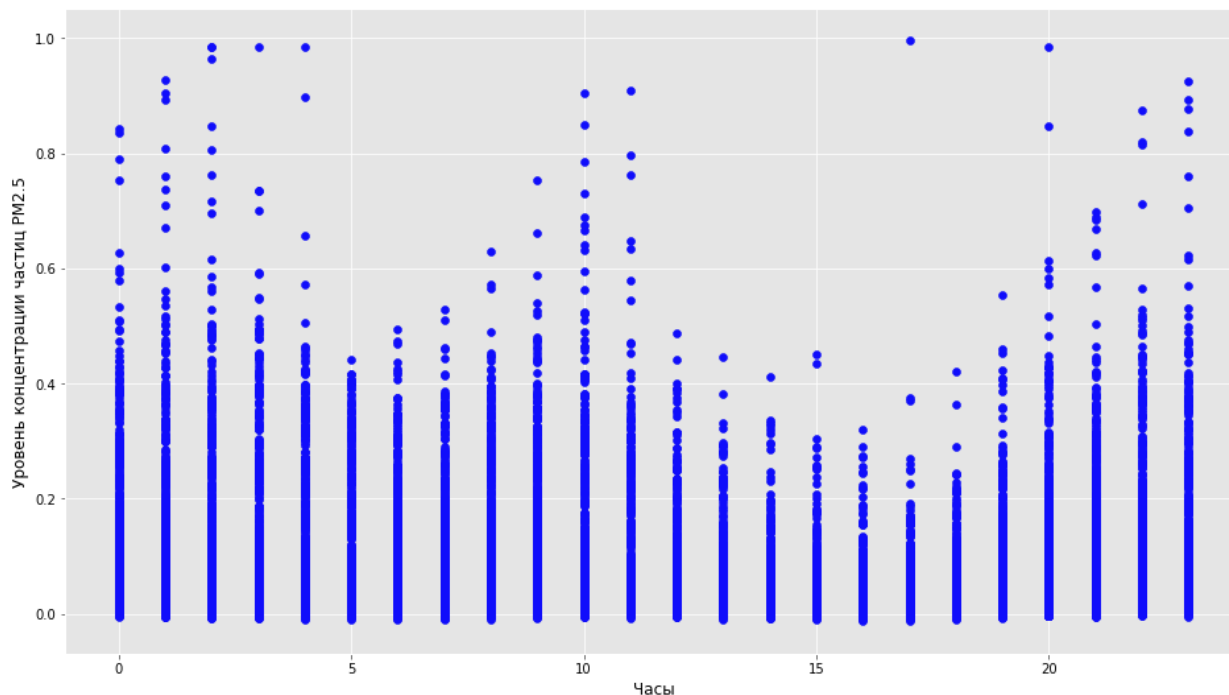


Рисунок 3 – Зависимость уровня концентрации частиц $PM_{2.5}$ от времени суток
Figure 3 – Dependence of $PM_{2.5}$ particle concentration level on time of day

Для проверки взаимосвязи между данными о концентрации загрязнителей воздуха и значениями независимых переменных проводится корреляционный анализ. Это дает объяснение того, насколько хорошо переменные соотносятся между собой.

Проведен корреляционный анализ набора данных со значениями концентрации $PM_{2.5}$. На Рисунке 4 показана матрица корреляций, представленная в виде тепловой карты.

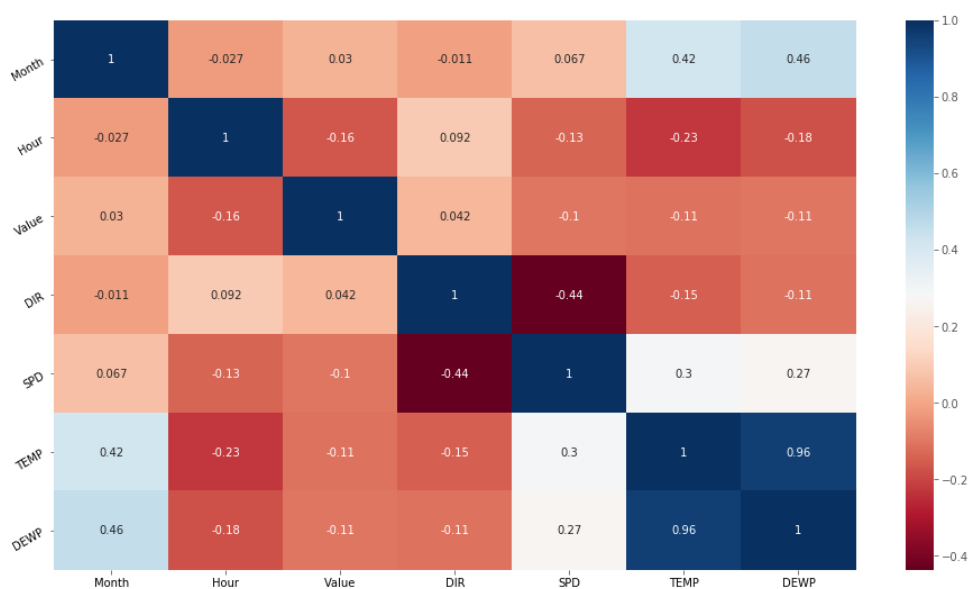


Рисунок 4 – Корреляционный анализ набора данных для значений концентрации частиц $PM_{2.5}$
Figure 4 – Correlation analysis of the data set for $PM_{2.5}$ particle concentration values

Этап разработки бэк-энд процедур серверной части системы. На этом этапе используется алгоритм контролируемого машинного обучения, основанный на простой

линейной регрессии, предназначенный для прогнозирования в сочетании с библиотеками *sklearn* и *Pandas*, а также алгоритм прогнозирования на основе метода *Decision Forest*. Алгоритм простой линейной регрессии предсказывает значение *AQI* по измеренной концентрации частиц *PM_{2.5}*. Позволяет обучить модель предварительно обработанным данным и протестировать модель с использованием этих данных. Алгоритм простой линейной регрессии предоставляет результаты прогнозирования с высокой точностью для этих типов входных данных.

На основе набора данных с измерениями параметров окружающей среды алгоритм показывает более приемлемые прогнозируемые значения, чем другие типы моделей, в частности, модели прогнозирования на основе метода *Decision Forest*. Для подтверждения параметров точности модели были использованы 20 % записей из набора данных для тестирования обученного алгоритма. Качество прогнозирования показано на Рисунке 5.

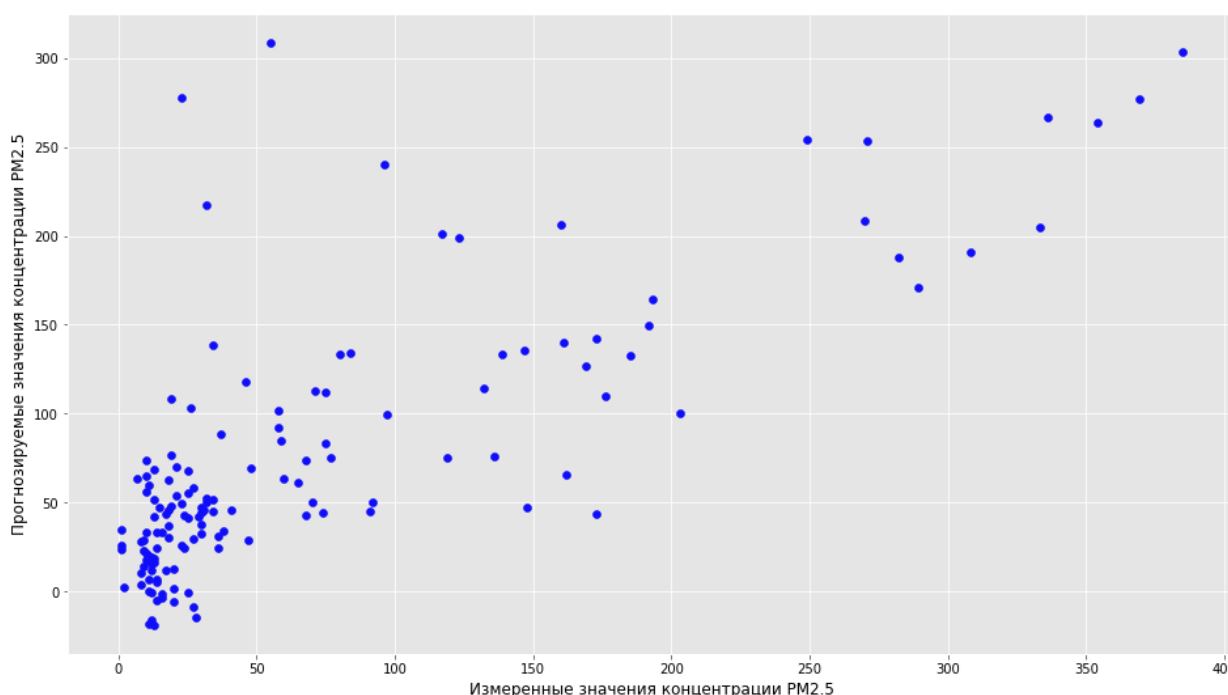


Рисунок 5 – Матрица рассеяния измеренных и прогнозируемых значений, полученных на основе метода линейной регрессии

Figure 5 – Scattering matrix of measured and predicted values derived by means of linear regression method

Использован еще один алгоритм на основе метода *Decision Forest*. Главное достоинство этого алгоритма заключается в том, что он устойчив к различным типам данных, поэтому подготовка данных для него является менее сложной и приводит к экономии времени. Другими словами, метод *Decision Forest* представляет собой метод обучения ансамбля деревьев для классификации и регрессии, которые работают путем построения большого количества решений во время обучения и позволяют выдавать заключение отдельными деревьями.

Качество прогнозирования значений концентрации частиц методом *Decision Forest* показано на Рисунке 6.

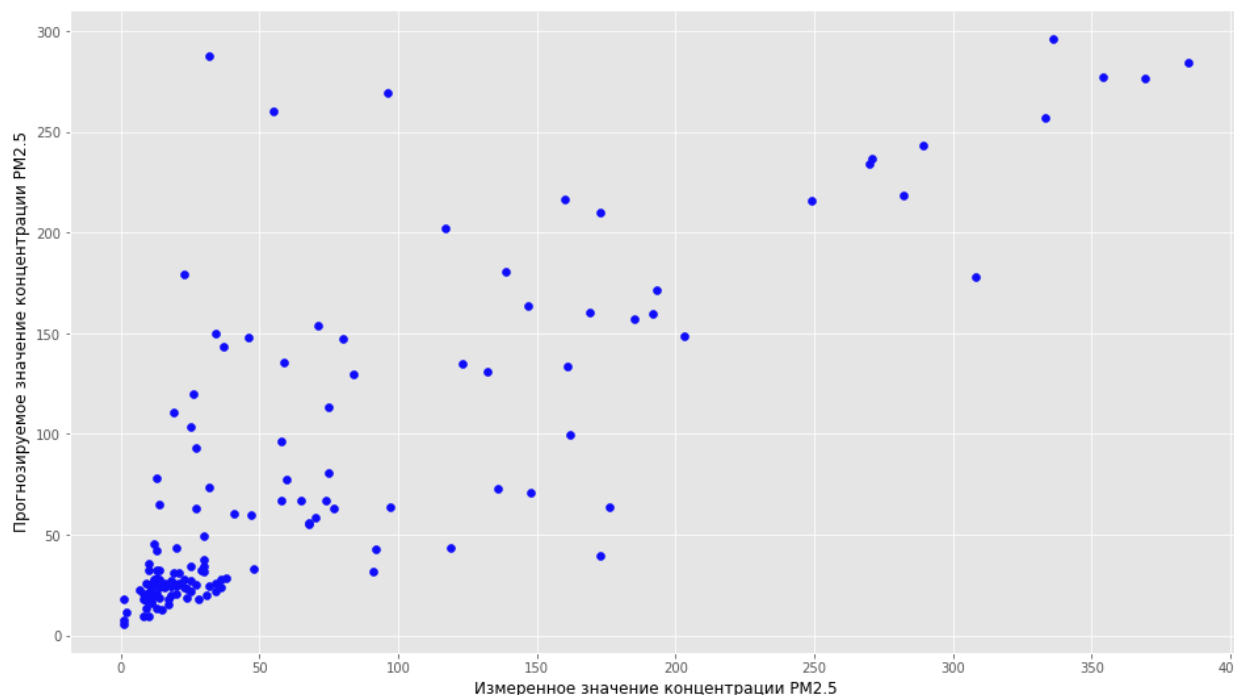


Рисунок 6 – Матрица рассеяния измеренных и прогнозируемых значений, полученных на основе метода Decision Forest

Figure 6 – Scattering matrix of measured and predicted values derived by means of the Decision Forest method

Рассмотрим метрики качества моделей прогнозирования. Чаще всего для оценки качества модели предсказания временных рядов используются следующие метрики: MAE – Mean Absolute Error, RMSE – Root Mean Squared Error, MAPE – Mean Absolute Percentage Error, и др.

В нашем случае, в алгоритмах простой линейной регрессии и Decision Forest в качестве оценки точности обученного алгоритма использованы следующие метрики, полученные для данного набора данных и представленные в виде Таблицы 1.

Таблица 1 – Метрики оценки точности прогнозирования
Table 1 – Predictive accuracy assessment metrics

Метрики	Оценки модели	
	Linear Regression	Decision Forest Regression
Аккуратность	0.6968	0.7349
Среднеквадратическая ошибка	31.29	29.26
Средняя абсолютная ошибка	14.96	12.79
R-squared	0.70	0.73

Этап разработки фронт-энд части системы. При разработке и внедрении текущей системы прогнозирования качества воздуха в Web-приложении отображаются актуальные данные с датчиков с тремя полями и графиком изменения значений концентрации. Приложение получает данные от датчика PM_{2.5} и строит график

изменения показателей во времени с указанием среднего за период времени, за которое были сняты показания.

Возможен просмотр измеренных значений концентрации за дату, за которую требуются данные. Этим параметром также можно указать «Today» или «Yesterday», в результате чего данные будут выбраны на сервере системы и значения отображены за сегодняшний или вчерашний день.

Результаты и их обсуждение

Известные системы контроля качества воздушной среды используют метеорологические данные от Метеорологического департамента своих стран, а некоторые из них использовали сбор данных с помощью устройств, реализующих технологию Интернета вещей [7]. Но некоторые из этих исследований показали, что недостатки систем этого типа возникают во время эксплуатации [9]. Некоторые наборы данных в вышеупомянутых исследовательских работах недостаточно велики для обучения алгоритмом ML, некоторые наборы данных вызывают ошибки в окончательном прогнозе. После анализа таких систем, предназначенных для прогнозирования значения концентрации загрязняющих веществ PM_{2.5} в воздухе были учтены выявленные недостатки и в разработанной системе технические решения обеспечили более высокую точность и надежность. Большинство систем использовали алгоритмы регрессионного типа для прогнозирования значения AQI на основе опубликованных наборов данных PM_{2.5}. Поэтому в рассматриваемой системе в качестве входных данных для прогнозирования AQI использованы такие же типы данных.

В предыдущих исследованиях, таких как [9], использовался алгоритм для прогнозирования уровней загрязнителей воздуха путем анализа данных по восьми параметрам воздушной среды. Они получили значение RMSE = 14,3, а в рассматриваемой модели машинного обучения на нашем наборе данных зафиксировали RMSE = 31,29. Следовательно, наш прогноз выполняется хорошо на простом алгоритме линейной регрессии на наборе данных о концентрации загрязнителя PM_{2.5}. В соответствии с линейным соотношением между значением PM_{2.5} и значением AQI были использованы алгоритмы простой линейной регрессии и Decision Forest, имеющих самые низкие значения RMSE по сравнению с другими моделями машинного обучения.

Система прогнозирования качества воздушной городской среды находится в стадии развития. Протестировано взаимодействие между бэк-эндом и фронт-эндом системы при получении пользовательских данных от мобильного или веб-приложения и реализовано на странице панели управления предсказание значения AQI с обобщенным описанием предупреждения. И, наконец, оценены результаты прогнозирования с фактическими значениями, чтобы подтвердить достоверность системы.

Заключение

В работе представлен подход машинного обучения к прогнозированию концентрации загрязнения воздуха, в частности концентрации PM_{2.5}. Система прогнозирования использует информацию о погоде и значения загрязнения в качестве входных данных для расчета характеристик и прогнозирования концентрации частиц PM_{2.5}.

Первый, и довольно важный шаг – подготовка и фильтрация набора данных к обучению и тестированию. Этот процесс исключает отклонения, которые искажают данные и удаляет любые несоответствия с целевыми переменными, обеспечивая целостность данных. Следующий шаг включает в себя ручное создание функций в наборе данных, применение к набору данных известных алгоритмов прогнозирования и

выбора лучших алгоритмов ML для повышения общей точности. Также применяются различные алгоритмы перекрестной проверки для достижения наилучших результатов и получения параметров оценки для каждой регрессионной модели. Наконец, проводится выбор оценочных метрик для работы с результатами прогнозирования несколькими регрессионными моделями.

Выявлено, что уровень загрязнения в пиковые периоды движения выше, а в утренний период атмосфера наиболее загрязнена из-за большого количества дизельных транспортных средств и неблагоприятных условий рассеивания. Были построены уравнения регрессии методом простой линейной регрессии и методом Decision Forest, в которых получены зависимости концентрации загрязняющих веществ PM_{2.5} от воздействующих факторов.

Полученные результаты свидетельствуют о том, что метеорологические факторы являются наиболее значимыми при измерении значения концентрации частиц PM_{2.5}. Значения концентрации частиц менее чувствительны к расстоянию от источника движения и типа транспортного средства, но более зависимы от других источников и фоновых уровней. Эти результаты свидетельствуют о важности локализованных факторов для понимания пространственно-временных моделей загрязнения воздуха на перекрестках и оказания поддержки лицам, принимающим решения в области регулирования и контроля загрязнения в городе.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Воздействие дисперсного вещества на здоровье человека. *Записка Всемирной организации здравоохранения/Совместной целевой группы по аспектам воздействия загрязнения воздуха на здоровье человека*. Женева. Доступно по: https://unece.org/fileadmin/DAM/env/documents/2012/EB/ECE_EB_AIR_2012_18_R.pdf (дата обращения: 03.04.2023).
2. Голохваст К.С., Чернышев В.В., Угай С.М. Выбросы автотранспорта и экология человека (обзор литературы). *Экология человека*. 2016;1:9–14.
3. Пшенин В.Н. Загрязнение воздуха мелкодисперсными частицами около автомобильных дорог. *Модернизация и научные исследования в дорожной отрасли: сборник научных трудов*. 2013;96–104.
4. Постановление Главного государственного санитарного врача РФ от 28.01.2021 № 2 «Об утверждении санитарных правил и норм СанПиН 1.2.3685-21 «Гигиенические нормативы и требования к обеспечению безопасности и (или) безвредности для человека факторов среды обитания». Доступно по: <http://pravo.gov.ru> (дата обращения: 03.04.2023).
5. РД 52.04.840-2015. Применение результатов мониторинга качества атмосферного воздуха, полученных с помощью методов непрерывных измерений. Доступно по: <http://docs.cntd.ru/document/1200133380> (дата обращения: 03.04.2023).
6. Об утверждении методических рекомендаций по обеспечению качества измерений концентраций взвешенных частиц (PM_{2.5} и PM₁₀) в атмосферном воздухе Санкт-Петербурга: распоряжение Комитета по природопользованию, охране окружающей среды и обеспечению экологической безопасности Санкт-Петербурга от 20.05.2010 № 75-Р. Доступно по: <http://docs.cntd.ru/document/891832021> (дата обращения: 03.04.2023).
7. Mishra A. Air Pollution Monitoring System based on IoT: Forecasting and Predictive Modeling using Machine Learning // *International Conference on Applied Electromagnetics, Signal Processing and Communication (AESPC), KIIT*. 2018;10. Доступно по:

- https://www.researchgate.net/publication/342338791_Air_Pollution_Monitoring_System_based_on_IoT_Forecasting_and_Predictive_Modeling_using_Machine_Learning (дата обращения: 03.04.2023).
8. Zhang J., Ding W. Prediction of air pollutants concentration based on an extreme learning machine: the case of Hong Kong. *Int. J. Environ. Res. Public Health*. 2017;14(2):114. Доступно: <https://www.mdpi.com/1660-4601/14/2/114> (дата обращения: 03.04.2023).
 9. Castelli M., Clemente F.M., Popovic A., Silva S., Vanneschi L. A Machine Learning Approach to Predict Air Quality in California. *New Models, New Technologies, New Data and Applications of Urban Complexity from Spatio-temporal Perspectives*. Доступно по: <https://www.hindawi.com/journals/complexity/2020/8049504/> (обращения: 03.04.2023).
 10. Jebamalar J.A., Kumar A.S. PM2.5 Prediction using Machine Learning Hybrid Model for Smart Health. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*. 2019;9(1):6500–6503.

REFERENCES

1. Effects of particulate matter on human health. *Note by the World Health Organization/Joint Task Force on Aspects of the Effects of Air Pollution on Human Health*. Geneva. Available from: https://unece.org/fileadmin/DAM/env/documents/2012/EB/ECE_EB_AIR_2012_18_R.pdf (accessed on 03.04.2023). (In Russ.).
2. Golokhvast KS, Chernyshev VV, Ugay SM Motor vehicle emissions and human ecology (literature review). *Human ecology*. 2016;1:9–14. (In Russ.).
3. Pshenin V.N. Air pollution by fine particles near highways. *Modernization and scientific research in the road industry: a collection of scientific works*. 2013;96–104. (In Russ.).
4. Decree of the Chief State Sanitary Doctor of the Russian Federation dated 28.01.2021 No. 2 "On Approval of Sanitary Rules and Norms of SanPiN 1.2.3685-21"Hygienic Standards and Requirements for Ensuring Safety and (or) Harmlessness for Humans of Habitat Factors". Available from: <http://pravo.gov.ru> (accessed on 03.04.2023). (In Russ.).
5. RD 52.04.840-2015. Application of atmospheric air quality monitoring results obtained using continuous measurement methods. Available from: <http://docs.cntd.ru/document/1200133380> (accessed on 03.04.2023). (In Russ.).
6. On the approval of methodological recommendations for ensuring the quality of measurements of concentrations of suspended particles (RM2.5 and RM10) in the atmospheric air of St. Petersburg: Order of the Committee for Environmental Management, Environmental Protection and Environmental Safety of St. Petersburg dated 20.05.2010 No. 75-R. Available from: <http://docs.cntd.ru/document/891832021> (accessed on 03.04.2023). (In Russ.).
7. Mishra A. Air Pollution Monitoring System based on IoT: Forecasting and Predictive Modeling using Machine Learning. *International Conference on Applied Electromagnetics, Signal Processing and Communication (AESPC), KIIT*. 2018; 10. Available from: https://www.researchgate.net/publication/342338791_Air_Pollution_Monitoring_System_based_on_IoT_Forecasting_and_Predictive_Modeling_using_Machine_Learning (accessed on 03.04.2023).
8. Zhang J., Ding W. Prediction of air pollutants concentration based on an extreme learning machine: the case of Hong Kong. *Int. J. Environ. Res. Public Health*. 2017;14(2):114. Available from: <https://www.mdpi.com/1660-4601/14/2/114> (accessed on 03.04.2023).

9. Castelli M., Clemente F.M., Popovic A., Silva S., Vanneschi L. A Machine Learning Approach to Predict Air Quality in California. *New Models, New Technologies, New Data and Applications of Urban Complexity from Spatio-temporal Perspectives*. Available from: <https://www.hindawi.com/journals/complexity/2020/8049504/> (accessed on: 03.04.2023).
10. Jebamalar J.A., Kumar A.S. PM2.5 Prediction using Machine Learning Hybrid Model for Smart Health. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*. 2019;9(1):6500–6503.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Вялова Екатерина Павловна, кандидат технических наук., доцент, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail.ru: katrin_urminskay@mail.ru

Ekaterina Pavlovna Vyalova, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Квашнина Галина Анатольевна, кандидат технических наук, доцент, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail.ru: ga-kvashnina@mail.ru

Galina Anatolyevna Kvashnina, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Федянин Виталий Иванович, доктор технических наук, профессор, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail.ru: fedyanin.50@mail.ru

Vitaly Ivanovich Fedyanin, Doctor of Technical Sciences, Professor, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 31.03.2023; одобрена после рецензирования 17.04.2023; принята к публикации 05.05.2023.

The article was submitted 31.03.2023; approved after reviewing 17.04.2023; accepted for publication 05.05.2023.