

# Решение задачи размещения-распределения зарядных станций для электромобилей на картах с помощью машинного обучения

А.А. Мишкина, И.И. Егоров, А.Г. Анюхин

**Аннотация** — В данной статье рассматривается задача стратегического размещения зарядных станций для электромобилей (ЭМ), что является ключевым аспектом для развития и укрепления инфраструктуры электрического транспорта. С учетом возрастающего спроса на электромобили, обеспечение доступности и удобства зарядных устройств становится критически важным. Было разработано программное обеспечение, использующее техники машинного обучения для анализа географических карт в целях определения оптимальных мест установки зарядных станций, для этого было взято за основу именно текущее расположение сети зарядных станций. Программа учитывает ряд важных факторов, включая плотность населения, транспортные маршруты, существующую инфраструктуру и другие. Включая эти элементы, подход направлен на создание более эффективной и доступной сети зарядных станций, способствующей как поддержанию экологии, так и удобству пользователей. Данное исследование имеет значительную практическую ценность, предоставляя важные знания для городских планировщиков, инвесторов в инфраструктуру ЭМ и людей, стремящихся к использованию более экологичного транспорта в будущем. Разработанная программа служит инструментом для принятия решений о стратегическом размещении зарядных станций, учитывая, как текущие, так и будущие потребности городов и их жителей. В статье подробно описан сбор необходимой информации, алгоритм обучения нейронной модели на основе полученной информации, а также представлены результаты применения алгоритма на карте города Москвы. Эти результаты демонстрируют потенциал машинного обучения в совершенствовании городской инфраструктуры и продвижении устойчивого развития городов.

**Ключевые слова** — машинное обучение, электромобиль, зарядная станция, местоположение.

Статья получена 25 декабря 2023.

Мишкина Анна Андреевна, аспирант МИРЭА - Российский технологический университет (РТУ МИРЭА), Институт искусственного интеллекта, кафедра системной инженерии, направление подготовки 2.3.1 «Системный анализ, управление и обработка информации», (e-mail: mishkina@mirea.ru).

Егоров Илья Игоревич, старший преподаватель МИРЭА - Российский технологический университет (РТУ МИРЭА), Институт искусственного интеллекта, кафедра системной инженерии, (e-mail: egorov@mirea.ru).

Анюхин Антон Геннадьевич, студент МИРЭА - Российский технологический университет (РТУ МИРЭА), Институт искусственного интеллекта, кафедра системной инженерии, направление подготовки 27.04.03 «Системный анализ и управление», (e-mail: anton.anyukhin@gmail.com).

## I. ВВЕДЕНИЕ

В эпоху активного развития городских энергетических и транспортных систем особую значимость приобретает решение задачи размещения-распределения [1] зарядных станций для электромобилей с учетом расположения городской инфраструктуры. Решение данной задачи включает в себя создание сети станций, которая будет доступна, эффективна и экологически оправдана. Это потребует анализа множества данных, включая плотность населения, дорожное движение и доступную инфраструктуру. Решение этой задачи будет способствовать устойчивому развитию городской электроэнергетики и сокращению экологических проблем, связанных с транспортом. В своей статье Дмитрий Холкин [2] акцентирует внимание на будущем мировой энергетики и её вкладе в решение глобальных экологических проблем. Тем временем, исследование Яковлевой Ю.С. и Поживилова Н.В. [3] сосредотачивается на оптимизации размещения станций для зарядки электробусов в Москве, уделяя особое внимание экологическим аспектам различных городских районов. Эти исследования подчеркивают необходимость внедрения экологических стандартов в проектирование энергетических и городских инфраструктур, предлагая пути снижения уровня загрязнения и повышения качества жизни в городах.

Однако было отмечено, что этот сценарий страдает от дилеммы «курица и яйцо» [4], где пользователям требуется зарядная инфраструктура для покупки электромобиля, в то время как у предприятий и операторов инфраструктуры мало стимулов устанавливать зарядные станции, когда пользователей мало. С этой целью правительственные организации могут облегчить эту проблему, инвестируя в общественную инфраструктуру зарядки, что позволит пользователям заряжать электромобили и будет способствовать их внедрению.

В рамках исследования особое внимание уделено бесплатным зарядным станциям «Энергия Москвы», доступным для всех владельцев электромобилей. В настоящее время в Москве функционируют 297 таких станций, что заметно меньше по сравнению с общим количеством традиционных АЗС (600) и газовых заправочных станций (72) [5]. Процесс зарядки

электромобиля, отличающийся по времени от заправки топливом, также имеет свои особенности: каждая станция оборудована для зарядки максимум двух машин одновременно, в то время как на АЗС и газовых станциях возможна одновременная заправка около четырех автомобилей.

В настоящий момент очень важна разработка карты электрических станций в Москве, учитывающей множество факторов, таких как плотность населения, интенсивность дорожного движения, доступность и наличие необходимой инфраструктуры. Особенно актуальным становится вопрос о расширении сети зарядных станций в районах с высокой плотностью населения, где на сегодняшний день наблюдается их недостаток. С учетом растущего количества электромобилей развитие зарядной инфраструктуры становится критически важным для обеспечения комфорта и доступности для их владельцев.

Анализ карты и демографических данных по районам поможет в планировании развития сети зарядных станций. Учитывая социально-экономический статус и уровень доходов жителей, можно определить приоритетные районы для установки новых станций. Районы с более высоким уровнем доходов, скорее всего, проявят больший интерес к использованию электромобилей и потребуют увеличения числа зарядных станций.

Однако также важно обеспечить доступ к зарядным станциям в менее обеспеченных районах, где они могут быть менее доступны. Размещение зарядных станций в этих районах, даже в ограниченном количестве, будет способствовать вовлечению широких слоев населения в переход к экологически чистой транспортной системе.

Создание эффективной зарядной инфраструктуры в Москве имеет огромное значение для удовлетворения потребностей владельцев электромобилей. Решение этой задачи требует учета многих факторов, для того чтобы создать такую сеть зарядных станций, которая была бы эффективной и удобной для использования.

Для решения задачи оптимизации размещения зарядных станций машинное обучение является наиболее подходящим, хотя существуют и другие методы, такие как экспертные оценки, аналитическое моделирование и эвристические подходы. Однако машинное обучение является оптимальным вариантом благодаря способности обрабатывать большие объемы данных, гибкости в учете множества переменных и динамической адаптации к изменяющимся условиям.

Программное обеспечение, разработанное на Python версии 3.11 и базирующееся на принципах машинного обучения, проводит глубокий анализ данных, включая уровни загрязнения воздуха и распределение существующих зарядных станций. Это позволяет выявлять скрытые закономерности и определять наилучшие места для новых станций. В статье подробно описаны методы сбора информации и подготовки данных, процесс обучения.

Целью исследования является разработка решения, которое улучшит доступность и удобство использования

зарядных станций для электромобилей, повышая их эффективность и делая зарядную сеть более доступной для пользователей.

## II. СБОР И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

Для создания качественного набора данных необходимо было собрать и интерпретировать информацию о различных городских параметрах, которые помогут принять максимально эффективное решение о размещении зарядных станций. Сюда входят показатели плотности населения, уровни загрязнения окружающей среды, социально-экономические показатели каждого района, такие как распределение богатства, расположение важных городских центров, таких как рестораны, торговые центры, супермаркеты и другие. Эта информация собиралась вручную из открытых источников [6] для подготовки набора данных, который обеспечил всесторонний анализ. Все используемые параметры перечислены в таблице 1.

Таблица 1. Описание используемых данных

Используемые данные	Единица измерения
Расстояние до центра города	км
Плотность населения по районам	тыс. чел.
Уровень загрязнения по районам	-
Отчисления НДС по районам	тыс. руб.
Количество зарядных станций в районе	шт.
Мощность зарядной станции	Вт
Разъемы, используемые на зарядной станции	-
Расстояние до ближайшей зарядной станции с постоянным током	км
Расстояние до ближайшей зарядной станции с переменным током	км
Расстояние до ближайшего супермаркета	км
Расстояние до ближайшего торгового центра	км
Расстояние до ближайшей электростанции	км
Расстояние до ближайшего ресторана	км

Также вручную были выявлены и исключены зеленые зоны (рисунок 1), такие как парки и зоны отдыха, где зарядные устройства невозможно установить физически или запрещено устанавливать законом.

Этот шаг имеет решающее значение для уточнения данных путем оказания влияния этих зон на процесс обучения нейронной сети, так как выбираются точки для разграничения областей на карте, где не нужно устанавливать зарядные станции, таким образом в обучающей выборке в модели мы будем показывать где точно должны быть установлены зарядные станции, а где точно не должны быть установлены, и тогда модель будет способна обобщить данную информацию и сможет выдать релевантные значения по расположению зарядной станции. Добавление этих точек позволяет результирующей модели машинного обучения адаптироваться к реалистичной городской структуре, учитывая, как инфраструктурные возможности, так и

экологические ограничения в стремлении оптимизировать размещение зарядных станций для электромобилей.



Рисунок 1. – Зеленая зона на карте г. Москвы.

Этот сложный, многоуровневый подход направлен на достижение баланса между технологическим прогрессом и сохранением окружающей среды, прокладывая путь к более устойчивому городскому будущему.

### III. АНАЛИЗ ДАННЫХ

Модель нейронной сети представлена полносвязной нейронной сетью прямого распространения со следующими слоями:

1. Входной слой с 12 признаками
2. Полносвязный (Dense) слой: 10 нейронов, активационная функция ReLU
3. Полносвязный (Dense) слой: 20 нейронов, активационная функция ReLU
4. Выпадающий (Dropout) слой для борьбы с переобучением. Коэффициент отброса нейронов - 5%
5. Полносвязный (Dense) слой: 10 нейронов, активационная функция ReLU
6. Выпадающий (Dropout) слой для борьбы с переобучением. Коэффициент отброса нейронов - 5%
7. Выходной полносвязный (Dense) слой: 1 нейрон, активационная функция логистическая (sigmoid) выбрана с целью получить на выходе значение от 0 до 1.

Для разработки алгоритма использовались следующие библиотеки:

- "folium" – для создания карт;
- "geopandas" – для обработки географических данных;
- "json" – для обмена данными;
- "os" – для работы с операционной системой;
- "pandas" – для анализа данных;
- "sklearn" – для машинного обучения;
- "shapely" – для работы с геометрией объектов.

Данные библиотеки использовались для обработки геопространственных данных и определении границ районов Москвы по широте и долготе.

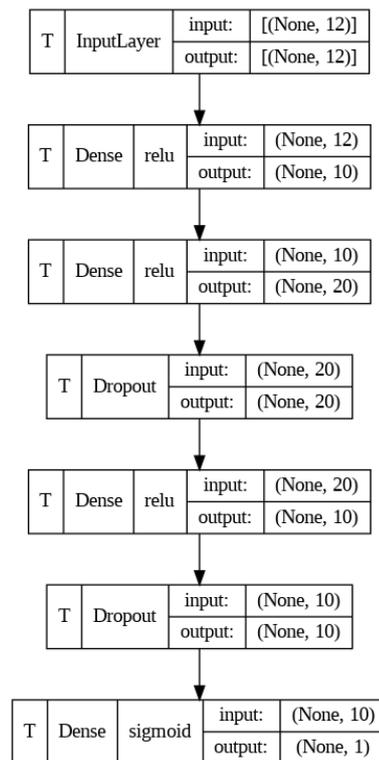


Рисунок 2. Архитектура нейронной сети

Ключевым инструментом в анализе является метод "haversine", который вычисляет расстояние между двумя географическими точками. Этот метод имеет решающее значение для определения относительного расположения зарядных станций по отношению к важной городской инфраструктуре и для построения их распределения по географическому району. Метод принимает координаты (широту и долготу) двух точек (coord1 и coord2), конвертирует их в радианы и вычисляет разницу контуров и долгот между точками. Затем метод вычисляет значения sin, cos и arctan и использует их для расчета итоговой формулы haversine, а затем возвращает расстояние между точками в километрах.

Далее последовательно описан анализ исходных данных.

В первую очередь были разработаны методы для проверки того, находится ли зарядная станция в черте Москвы, используя геопространственные данные и методы сопоставления строк для обеспечения точности набора данных.

Затем следующим важным аспектом проведенного анализа была оценка расстояния от конкретных точек с установленными зарядными станциями до центра города, позволяющая получить представление о городском планировании, удаленности и доступности каждой из зарядных станций. Также анализ включал определение ближайших коммерческих объектов, таких как торговые центры, супермаркеты и рестораны, к каждой зарядной станции. Эта информация помогает понять потенциальную посещаемость и схемы использования каждой станции, учитывая удобство для пользователей электромобилей. Вручную был собран список координат торговых центров, супермаркетов и ресторанов, и для каждого из было вычислено расстояние, затем полученное расстояние сравнивалось

с текущим ближайшим расстоянием и обновлялось, если находилась более близкая точка.

Также производился сбор информации о мощности зарядных станций и типах разъемов из открытых баз данных [7]. Если в базе была указана мощность, она добавляется в список "power\_details", а если указан тип коннектора, он добавляется в список "connector\_types" после преобразования с использованием словаря. Эти данные имеют решающее значение для классификации станций на типы зарядки с постоянным и переменным током, далее быстрой и медленной зарядки соответственно, что напрямую влияет на удобство работы пользователей и эффективность станции. Для поиска ближайшей станции быстрой и медленной зарядки функция перебирает файлы в указанной папке и открывает каждый файл в формате JSON. Затем функция проверяет, содержит ли название станции фразу «Энергия Москвы» и вычисляет расстояние от "station\_coord" до станции. Затем она проверяет, является ли станция быстрой зарядкой, основываясь на указанной мощности коннекторов. Если станция быстрая, функция обновляет ближайшую быструю станцию, а если станция медленная, функция обновляет ближайшую медленную станцию.

При оценке существующей инфраструктуры зарядки было уделено пристальное внимание распределению станций по разным районам города. Это было сделано с использованием методов пространственного анализа, подсчитав количество станций в пределах каждого района. Для каждого района проверяется, находится ли точка станции внутри геометрии района с использованием метода within(). Если точка находится внутри района, увеличивается количество станций в этом районе в словаре district\_station\_counts с помощью оператора += 1. Эти данные помогают понять текущее состояние инфраструктуры зарядки и определить области потенциального расширения. Наконец, функция возвращает словарь, который содержит количество станций в каждом районе.

Завершением этапа анализа данных является создание базы данных, включающей все собранные ранее параметры, такие как плотность населения, уровень загрязнения, достаток, близость к станциям быстрой и медленной зарядки и расстояния до ключевых городских объектов. Этот массив данных служит основой для применения методов машинного обучения для прогнозирования оптимальных местоположений новых зарядных станций.

Благодаря сочетанию геопространственного анализа, интеллектуального анализа данных и статистических методов раздел анализа данных закладывает основу для применения моделей машинного обучения. Эти модели позволяют нам прогнозировать оптимальные местоположения для новых станций зарядки электромобилей, балансируя такие факторы, как доступность, удобство для пользователей и потребности городского развития.

#### IV. ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ

В заключительном разделе "Обучение модели" статьи детально разобран процесс обучения нейросети для решения задачи размещения-распределения зарядных

станций для электромобилей. Этот процесс включает следующее:

##### 1. Загрузка данных и библиотек:

Процесс начинается с импорта необходимых библиотек, таких как pandas для обработки данных и scikit-learn train\_test\_split для разделения данных на обучающие и тестовые наборы. Дополнительно импортируются модули keras для работы с нейронной сетью. Данные загружаются из указанного файла .csv с использованием функции pandas read\_csv.

##### 2. Нормализация данных:

Затем выполняется нормализация данных для масштабирования значений, что делает их более подходящими для обработки нейронной сетью. Процесс нормализации включает в себя деление каждой точки данных на ее максимальное значение в соответствии с типом данных, обеспечивая согласованность в масштабе данных. Нормализованные данные фиксируются, и затем применяются при работе нейронной сети, т.е. используются максимальные значения именно по обучающей выборке.

##### 3. Подготовка данных для обучения:

Для подготовки к обучению выбираются признаки (X) и отклик (y), исходя из предположения, что последний столбец в данных является целевой переменной. Затем данные перемешиваются с помощью метода sample, чтобы обеспечить разнообразное распределение точек данных для обучения модели.

##### 4. Разделение данных на обучающую и тестовую выборки:

- Данные разделяются на обучающую и тестовую выборки с помощью функции train\_test\_split().

- Определяется размер тестовой выборки (test\_size=0.1) и задается значение random\_state для воспроизводимости результатов обучения.

##### 5. Создание модели нейронной сети:

- Создается полносвязная нейронная сеть с использованием фреймворка Keras.

- Создается объект Sequential, который представляет линейный стек слоев.

- Добавляются полносвязные слои (Dense) с указанными размерностями и активационными функциями.

- В данном случае используются несколько слоев Dense с функцией активации ReLU и добавление Dropout слоев, которые помогают бороться с переобучением. Последний плотный слой с одним нейроном и сигмоидальной функцией активации, который используется для задач бинарной классификации.

##### 6. Компиляция модели:

- Модель компилируется с использованием оптимизатора Adam, функции бинарной перекрестной энтропии в качестве функции потерь и метрики точности.

##### 7. Обучение модели:

- Модель обучается на обучающей выборке с заданным количеством эпох (epochs) и размером пакета (batch\_size).

- Также указывается доля равная 10% данных из обучающего набора, которые будут отложены и не использоваться в процессе обучения для обновления

весов модели. Вместо этого эта часть данных используется для оценки производительности модели после каждой эпохи, чтобы следить за тем, как модель обобщает на данных, которые она ранее не видела.

#### 8. Оценка производительности модели:

- Модель оценивается на тестовой выборке для получения значения показателей потерь (loss) и точности (accuracy).

#### 9. Вывод результатов:

- Выводится информация о сохранении модели в указанном файле.

Обучение модели закончено.

### V. РЕЗУЛЬТАТЫ

На рисунках 2 и 3 изображены графики, относящиеся к процессу обучения модели машинного обучения. На рисунке 2 изображен график функции потерь модели, на рисунке 3 – график точности модели. На обоих графиках отображены данные как для обучающей выборки (синие линии с круглыми маркерами), так и для валидационной выборки (оранжевые пунктирные линии с крестовыми маркерами). По оси абсцисс отложены эпохи обучения, что позволяет наблюдать за изменением метрик в процессе обучения модели. На графике точности модели наблюдается, что точность на обучающей выборке превышает точность на валидационной, что указывает на высокую способность модели обучаться и адаптироваться к предоставленным данным.

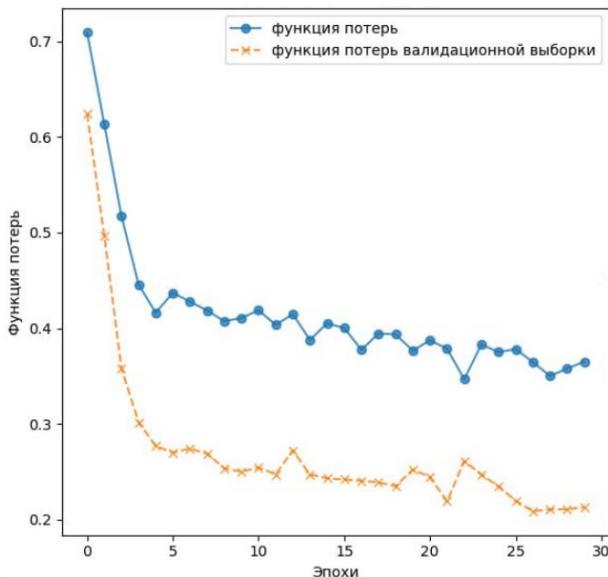


Рисунок 2. – График функции потерь модели.

На графике функции потерь наблюдается уменьшение потерь со временем для обеих выборок, что свидетельствует о том, что модель эффективно обучается и адаптируется к данным. Это уменьшение потерь является важным индикатором того, что модель правильно настраивается, улучшая свою способность к прогнозированию и снижая ошибки как на данных, на которых она обучалась, так и на новых данных. Однако в ходе исследования отслеживались потери на валидационной выборке, чтобы убедиться, что модель не теряет свою обобщающую способность.

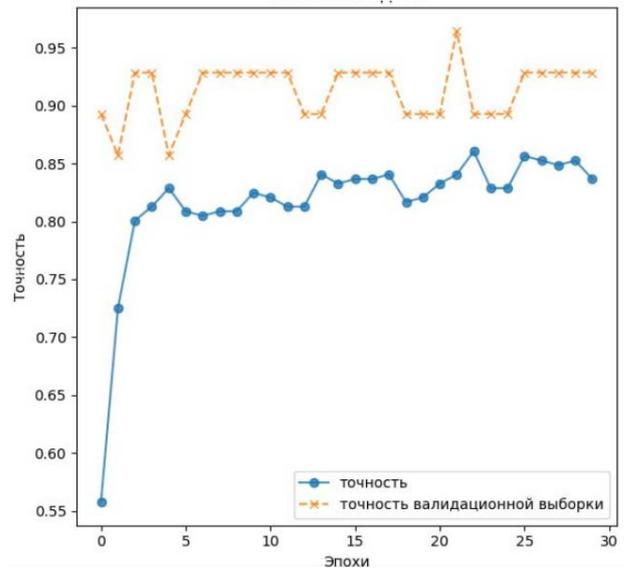


Рисунок 3. – График точности модели.

Оптимальное число эпох для предотвращения переобучения в модели машинного обучения, согласно проведенным исследованиям, составляет приблизительно 10-12 эпох. Это вывод основан на анализе изменений метрик точности и потерь на валидационной выборке. Наблюдается, что до достижения этого порога метрики демонстрируют стабильное улучшение. Однако, после превышения этого порога, возрастающая вариабельность или ухудшение показателей на валидационной выборке указывают на начало переобучения модели, когда она начинает чрезмерно адаптироваться к особенностям обучающего набора данных, теряя при этом способность к обобщению на новых данных.

Формирование массива данных по точкам в Москве происходит следующим образом: была взята карта г москвы и с шагом в 250 м мы нанесли на нее точки (рисунок 4), для каждой из которых были рассчитаны ранее перечисленные параметры.

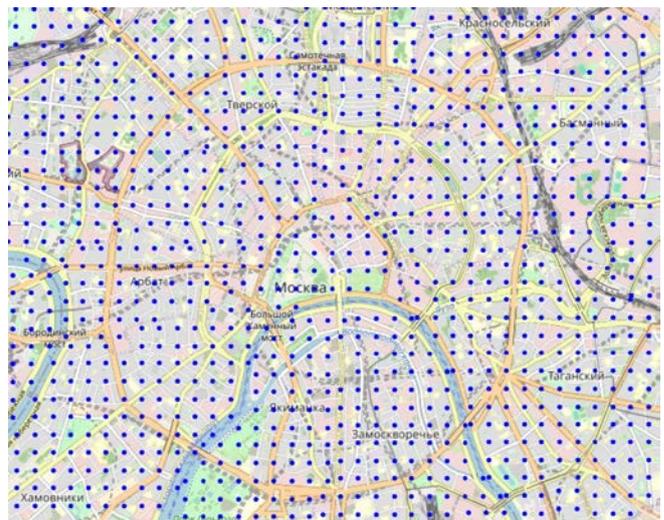


Рисунок 4. – Размеченные точки на карте г. Москвы.

Далее код представляет собой работу с геоданными и машинным обучением для создания прогнозов и их отображения на карте города Москвы. Сначала

указывается путь к файлу с данными "moscow\_point\_data.csv". Сами данные загружаются в переменную "data" в формате pandas DataFrame.

Теперь загружаем обученную модель из файла "trained\_model.keras" и сохраняем в переменной "model".

Модель используется для выполнения предсказаний на масштабированных данных. Результаты предсказаний сохраняются в переменную "predictions".

Создается визуализация участков с заданным расстоянием от центра одного до центра другого на карте Москвы, где точки закрашиваются определенным цветом в зависимости от полученных предсказаний. Определяется "choose\_color", которая возвращает цвет в зависимости от значения предсказания. Для различных диапазонов предсказаний определены соответствующие цвета. Используются цвета от зеленого до темно-красного, где зеленые точки – зарядная станция необходима с низкой вероятностью, темно-красные точки – зарядная станция необходима в данной локации (участок с примерной площадью 250x250м) с высокой вероятностью.

Далее проверяется, имеют ли данные о точках и районах разные системы координат. Если системы координат отличаются, то система координат точек устанавливается такой же, как и у районов. Точки соединяются с районами на основе их положения, результат сохраняется в переменной "points\_with\_districts".

На данном этапе создается новый столбец "District" в данных "data", в котором содержится информация о районах, полученная из "points\_with\_districts". Также добавляется новый столбец "Prediction" в данные "data", в котором содержатся предсказания модели.

Для определения оптимального расположения зарядных станций с точки зрения административных границ района данные о предсказаниях группируются по районам и вычисляется среднее значение для каждого из них [8]. Результаты сохраняются в отдельной переменной для отображения их на карте при просмотре информации о конкретной точке.

Наконец, каждая точка из данных "data" наносится на карту. Радиус и цвет точек определяются на основе предсказания для этой точки. Также для каждой точки создается всплывающее окно с информацией из всех столбцов и добавляется к точке (рисунок 2).

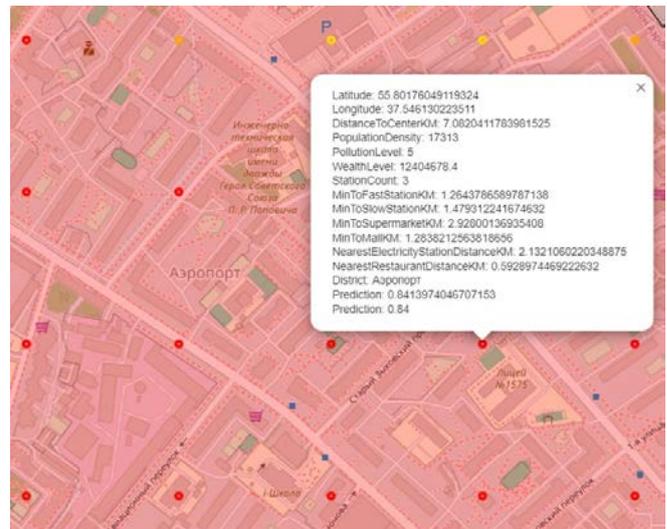


Рисунок 2. – Отображение точек на карте и информация о них.

Последним шагом созданная карта сохраняется в файл .html, обеспечивая наглядное векторное представление результатов анализа. На карте города Москвы визуализированы цветные точки, каждая из которых указывает на потенциальную необходимость установки зарядной станции для электромобилей, обеспечивая тем самым удобный инструмент для планирования и развития городской инфраструктуры (рисунок 3). На карте отчетливо видны зоны, выделенные темно-красным цветом, где установка зарядных станций необходима в большей степени.

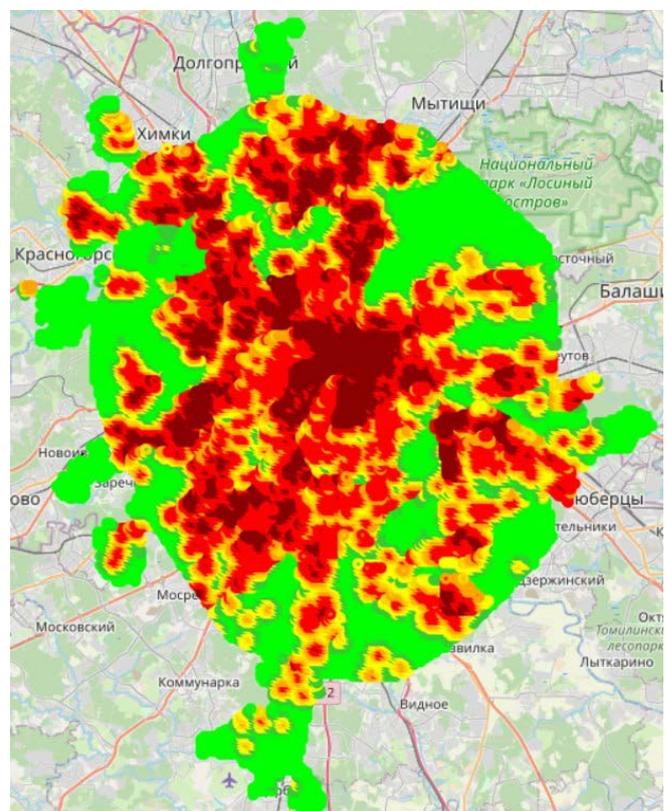


Рисунок 3. – Полученная карта г. Москвы.

## VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках исследования, посвященного решению задачи размещения-распределения зарядных станций для электромобилей, применялись методы машинного обучения. Использование машинного обучения позволяет учитывать разнообразные географические, социальные и экономические данные, обеспечивая оптимальное прогнозирование наилучших локаций для размещения зарядных станций.

Использование алгоритмов машинного обучения в данном контексте представляет собой значительный прогресс в управлении урбанистическими процессами. Было учтено множество переменных, таких как доступность электросетей, социально-экономический статус районов, а также экологические ограничения. Результаты исследования демонстрируют, что машинное обучение способно значительно повысить точность и эффективность в планировании размещения зарядных станций, что является ключевым для поддержки растущего числа электромобилей в городских условиях.

Особое внимание в исследовании было уделено созданию и анализу обширного набора данных, который включал не только географические параметры, но и детальную информацию о благосостоянии районов, численности населения и доступности инфраструктуры. Это позволило нам более точно определить потребности различных районов города и спрогнозировать эффективное распределение зарядных станций. Кроме того, было акцентировано внимание на экологических аспектах, выделив зеленые зоны, где установка зарядных станций была бы нежелательна.

Результатом работы стала тепловая карта Москвы, иллюстрирующая районы и точки, наиболее подходящие для установки новых зарядных станций. Результаты работы нейронной сети для каждой точки были интерпретированы как вероятностные оценки необходимости установки зарядной станции на заданном расстоянии.

Продолжая исследование, мы находимся в процессе расширения набора данных, включая в него дополнительные параметры, такие как схемы движения транспорта, трафик и дорожную сеть. Это позволит нам еще более точно прогнозировать оптимальное размещение зарядных станций, что будет способствовать эффективному развитию электромобильной инфраструктуры и улучшению экологического состояния городов.

Данное исследование является важным шагом для устойчивого развития городского транспорта и демонстрирует возможности применения машинного обучения для решения сложных задач урбанистики и экологии. Созданное нами программное обеспечение предоставляет ценный инструмент для городских планировщиков и людей, стремящихся к развитию более экологичного и удобного транспорта в городской среде.

## БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Gert W. Wolf (2022, 22 Ноября). Solving location-allocation problems with professional optimization software [Online]. Ссылка: <https://onlinelibrary.wiley.com>
- [2] Дмитрий Холкин, (2022). Планирование энергосистем будущего. [Online]. Ссылка: <https://cyberleninka.ru>
- [3] Яковлева Ю.С., Поживилов Н.В. (2023, Январь). Распределение зарядной инфраструктуры в зависимости от экологических показателей различных районов города Москвы. СОВРЕМЕННАЯ ТЕХНИКА И ТЕХНОЛОГИИ В ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИКЕ И НА ТРАНСПОРТЕ: ЗАДАЧИ, ПРОБЛЕМЫ, РЕШЕНИЯ. [Online]. стр. 273.
- [4] Miguel F. Anjos (2018, 9 Августа). Increasing electric vehicle adoption through the optimal deployment of fast-charging stations for local and long-distance travel [Online]. Ссылка: <https://www.sciencedirect.com>
- [5] АЗС в Москве, заправки Москвы: [Электронный ресурс]. Ссылка: [https://www.benzin-price.ru/zapravka.php?region\\_id=77](https://www.benzin-price.ru/zapravka.php?region_id=77)
- [6] Яндекс Карты — транспорт, навигация, поиск мест: [Электронный ресурс]. Ссылка: <https://yandex.ru/maps/213/moscow/?ll=37.617700%2C55.755863&z=10>
- [7] Open Charge Map: [Электронный ресурс]. Ссылка: <https://github.com/openchargemap>
- [8] Hasarol/Moscow\_districts: [Электронный ресурс]. Ссылка: [https://github.com/Hasarol/moscow\\_districts](https://github.com/Hasarol/moscow_districts)

# Solving the location-allocation problem of charging stations for electric vehicles on maps using machine learning

Anna Mishkina, Ilya Egorov, Anton Anyukhin

**Abstract** — In this article, we explore the challenge of strategically placing electric vehicle (EV) charging stations to bolster the growth and infrastructure of electric transportation. With the increasing adoption of EVs, ensuring accessible and convenient charging options is crucial. We have developed a unique program that leverages machine learning techniques to analyze geographic maps for identifying prime locations for charging station installation. This program evaluates various critical factors such as population density, transportation routes, existing infrastructure, and others. By incorporating these elements, our approach aims to establish a more effective and accessible charging station network, enhancing both environmental sustainability and user convenience. This research holds significant practical value, offering essential insights for urban planners, EV infrastructure investors, and policymakers working towards a greener transportation future. The program serves as a decision-making tool for strategically placing charging stations, addressing both present and future urban and residential needs. The article provides a detailed description of the collection of necessary information, the algorithm for training a neural model based on this information and presents the results of applying the algorithm to the map of Moscow. These findings underscore the potential of machine learning in refining urban infrastructure and promoting sustainable city development.

**Keywords** — machine learning, electric vehicle, charging station, location.

## REFERENCES

- [1] Gert W. Wolf (2022, November 22). Solving location-allocation problems with professional optimization software [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com>
- [2] Dmitry Kholkin, (2022). Planning the energy system of the future. [Online]. Available: <https://cyberleninka.ru>
- [3] Yakovleva Yu.S., Pozhivilov N.V. (2023, January). Distribution of charging infrastructure depending on environmental indicators of various districts of Moscow. MODERN EQUIPMENT AND TECHNOLOGY IN ELECTRIC POWER AND TRANSPORT: TASKS, PROBLEMS, SOLUTIONS [Online]. Page: 273.
- [4] Miguel F. Anjos (2018, August 9). Increasing electric vehicle adoption through the optimal deployment of fast-charging stations for local and long-distance travel [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com>
- [5] Gas stations in Moscow [Online]. Available: <https://www.benzin-price.ru>
- [6] Yandex maps: [Online]. Available: <https://yandex.ru/maps/213/moscow/?ll=37.617700%2C55.755863&z=10>
- [7] Open Charge Map: [Online]. Available: <https://github.com/openchargemap>
- [8] Hasarol/Moscow\_districts: [Online]. Available: [https://github.com/Hasarol/moscow\\_districts](https://github.com/Hasarol/moscow_districts)