

УДК 622.311

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА К-БЛИЖАЙШИХ СОСЕДЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ МУНИЦИПАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ

Лаптев С.А., студент гр. ЭПб-251, I курс

Научный руководитель: Паскарь И.Н., ст. преподаватель

Кузбасский государственный технический университет имени Т. Ф. Горбачева
г. Кемерово

В электроэнергетике муниципальных образований точность прогноза электропотребления имеет практическое значение для оценки изменения нагрузки, анализа сезонных колебаний и повышения обоснованности управленческих решений. Изменение структуры потребления и влияние нескольких факторов одновременно снижают эффективность простых методов прогнозирования.

Для решения таких задач используются как классические методы анализа временных рядов, так и методы машинного обучения. В данной работе рассматривается применение метода к-ближайших соседей для прогнозирования электропотребления муниципального образования и проводится его сравнение с базовыми подходами.

Для оценки качества моделей данные были разделены на обучающую и тестовую выборки в соотношении 85/15. Разделение на обучающую и тестовую выборки выполнялось в хронологическом порядке без случайного перемешивания наблюдений.

На вход алгоритма подаются данные в табличном виде, где каждая строка соответствует отдельному наблюдению, а столбцы представляют собой характеристики, влияющие на уровень электропотребления.

Поскольку алгоритмы машинного обучения не используют текстовые признаки напрямую, категориальные параметры были предварительно преобразованы в числовой вид. Следует отметить, что способ кодирования категориальных признаков может влиять на точность модели и рассматривается как одно из ограничений исследования. В связи с тем, что числовая кодировка категориальных признаков может искажать меру близости объектов, полученные результаты следует рассматривать применительно к выбранной схеме предварительной обработки данных.

Для сопоставления результатов в работе были рассмотрены три метода: скользящая средняя, регрессионная модель и метод к-ближайших соседей.

Для построения прогностической модели использовался метод к-ближайших соседей. При обучении модели были заданы следующие параметры: число соседей $k = 11$, метрика расстояния – Минковского при $p = 3$, способ

взвешивания соседей – равномерный. Для поиска ближайших соседей использовался алгоритм Ball Tree. Перед обучением признаки были нормализованы. Категориальные признаки были преобразованы в числовой вид. Значения параметров модели подбирались экспериментально по критерию минимизации ошибки прогнозирования.

В качестве первого базового метода использовалась скользящая средняя (рисунок 1).

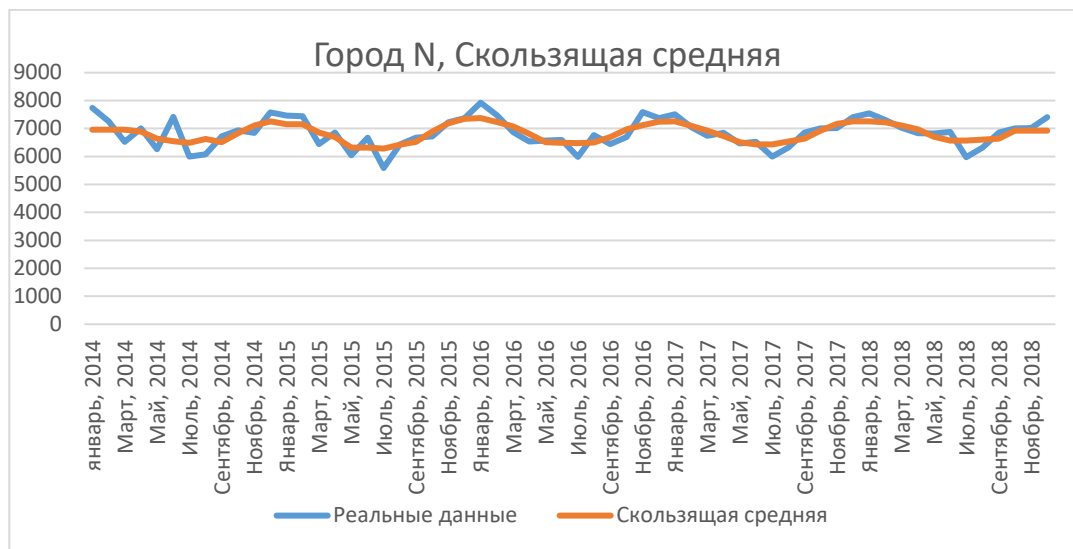


Рисунок 1 – Скользящая средняя

По результатам анализа видно, что прогноз, построенный методом скользящей средней, заметно отклоняется от фактических значений электропотребления, особенно в периоды изменения нагрузки.

Результат применения регрессионной модели представлен на рисунке 2.



Рисунок 2 – Регрессия

Регрессионная модель обеспечивает более высокую точность по сравнению со скользящей средней, однако в ряде точек также наблюдаются заметные

отклонения от фактических значений, что указывает на ограниченную способность метода учитывать более сложные зависимости.

Результаты прогнозирования с использованием метода k-ближайших соседей представлены на рисунке 3.

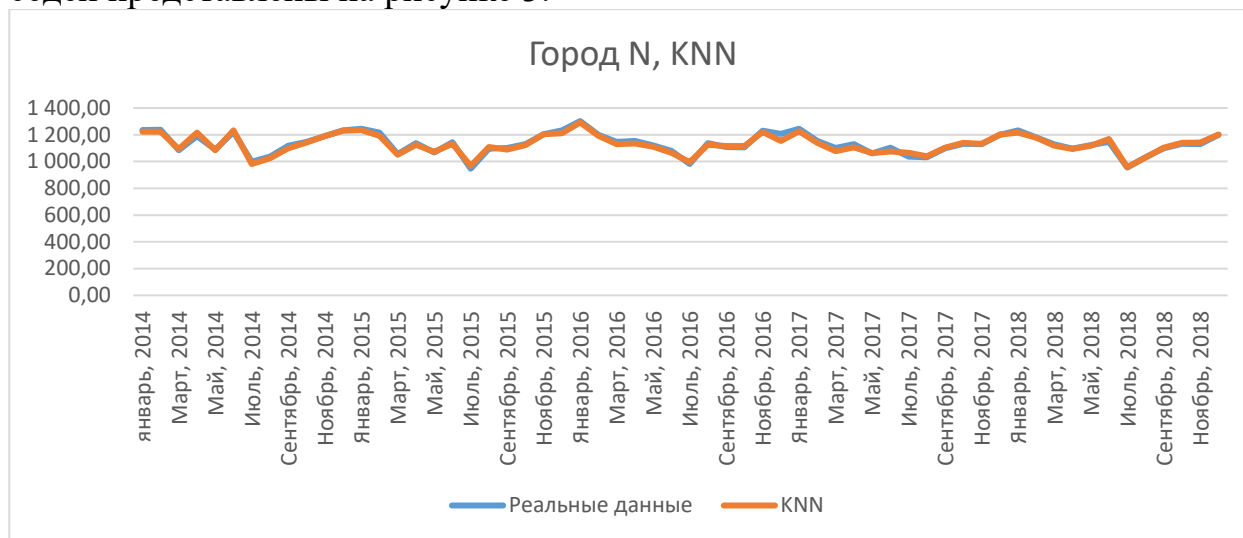


Рисунок 3 – Прогноз методом k-ближайших соседей

Результаты, представленные на рисунке 3, показывают, что на рассматриваемой выборке метод k-ближайших соседей обеспечивает наиболее близкое соответствие прогнозных и фактических значений электропотребления.

Для оценки качества прогнозирования были рассчитаны метрики точности (таблица 1).

Таблица 1

Метрики точности

Метод	MAE	RMSE	MAPE
k-ближайших соседей	11,91	35	1,05 %
Регрессия	160,94	223,18	2,41 %
Скользящая средняя	233,41	284,40	3,45 %

Полученные результаты показывают, что на исследуемой выборке метод k-ближайших соседей продемонстрировал более высокую точность прогнозирования по сравнению с регрессионной моделью и методом скользящей средней. Значение MAPE для модели KNN составило около 1,05 %, тогда как для регрессионной модели этот показатель составил 2,41 %, а для скользящей средней – 3,45 %.

Таким образом, результаты исследования показывают, что на исследуемой выборке метод k-ближайших соседей показал более высокую точность прогнозирования по сравнению с выбранными базовыми методами. Применение данной модели может быть полезно при анализе динамики нагрузки, учёте сезонных изменений и подготовке решений в области электроэнергетики на муниципальном уровне.

Список литературы:

1. Ковалев В. З., Швецов С. Ю., Архипова О. В. Анализ методов прогнозирования потребления электрической энергии и мощности [Электронный ресурс] // Инженерный вестник Дона. 2023. № 4(100). С. 127–141. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-metodov-prognozirovaniya-potrebleniya-elektricheskoy-energii-i-moschnosti> (дата обращения: 5.03.2026).
2. Жилин Б. В., Исаев А. С., Андреев Д. Е. Краткосрочное прогнозирование электропотребления сетевой компании [Электронный ресурс] // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2012. Вып. 12. Ч. 2. С. 319–325. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/kratkosrochnoe-prognozirovanie-elektropotrebleniya-setevoy-kompanii> (дата обращения: 10.03.2026).
3. Бурковский В. Л., Крысанов В. Н., Руцков А. Л. Реализация программного комплекса прогнозирования уровня регионального энергопотребления [Электронный ресурс] // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2016. № 1(29). С. 63–69. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/realizatsiya-programmnogo-kompleksa-prognozirovaniya-urovnya-regionalnogo-energopotrebleniya> (дата обращения: 12.03.2026).
4. Орлов Д. В., Таран А. В., Зиновьев Е. В., Мумладзе Д. Г. Прогнозирование электропотребления с использованием искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс] // Евразийский Союз ученых. Серия: технические и физико-математические науки. 2015. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-elektropotrebleniya-s-ispolzovaniem-iskusstvennyh-neyronnyh-setey> (дата обращения: 14.03.2026).
5. Орлов Д. В., Таран А. В., Зиновьев Е. В., Мумладзе Д. Г. Методы прогнозирования электропотребления [Электронный ресурс] // Евразийский Союз ученых. 2015. № 4-4(13). С. 168–171. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-prognozirovaniya-elektropotrebleniya> (дата обращения: 19.03.2026).
6. Шичкин Д. В. Известные методы прогнозирования потребления электроэнергии [Электронный ресурс] // Вестник науки. 2025. Т. 2, № 1(82). С. 1205–1214. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/izvestnye-metody-prognozirovaniya-potrebleniya-elektroenergii> (дата обращения: 22.03.2026).

7.