

Интернет-журнал «Отходы и ресурсы» <https://resources.today>
Russian Journal of Resources, Conservation and Recycling

2024, Том 11, № 3 / 2024, Vol. 11, Iss. 3 <https://resources.today/issue-3-2024.html>

URL статьи: <https://resources.today/PDF/01INOR324.pdf>

DOI: 10.15862/01INOR324 (<https://doi.org/10.15862/01INOR324>)

2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации (технические науки)

Ссылка для цитирования этой статьи:

Абдуллин, Т. Р. Методика планирования ремонтных работ на объектах теплосети на основе регрессионных моделей / Т. Р. Абдуллин, А. Г. Исавнин // Отходы и ресурсы. — 2024. — Т. 11. — № 3. — URL: <https://resources.today/PDF/01INOR324.pdf> DOI: 10.15862/01INOR324

For citation:

Abdullin T.R., Isavnin A.G. Methodology for planning repair work at heating network facilities based on regression models. *Russian Journal of Resources, Conservation and Recycling*. 2024;11(3): 01INOR324. Available at: <https://resources.today/PDF/01INOR324.pdf>. (In Russ., abstract in Eng.) DOI: 10.15862/01INOR324

УДК 004.85

Абдуллин Тимур Рамилевич

ФГБОУ ВО «Казанский государственный энергетический университет», Казань, Россия
Аспирант кафедры «Информационных технологий и интеллектуальных систем»

E-mail: tiabdullin96@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-3617-9948>

РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=1197477

Исавнин Алексей Геннадьевич

ФГАОУ ВО «Казанский (Приволжский) федеральный университет», Набережные Челны, Россия
Профессор кафедры «Бизнес-информатики и математических методов в экономике»

Доктор физико-математических наук, профессор

E-mail: isavnin@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6413-3329>

РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=33832

WoS: <https://www.webofscience.com/wos/author/rid/M-7336-2015>

SCOPUS: <https://www.scopus.com/authid/detail.url?authorId=6603223931>

Методика планирования ремонтных работ на объектах теплосети на основе регрессионных моделей

Аннотация. В статье рассматривается проблема планирования ремонтных работ на объектах теплосети, что является ключевым аспектом для обеспечения надежности и бесперебойного функционирования этой инфраструктуры. Эффективное планирование мероприятий по ремонту позволяет не только предотвратить аварийные ситуации, но и существенно сократить эксплуатационные расходы. В данной работе предложено решение для оптимизации планирования ремонтных работ, основанное на применении регрессионных моделей. Проведён эксперимент с использованием реального набора данных, в рамках которого были применены однофакторная и многофакторная регрессии. Основной целью эксперимента являлась оценка точности и применимости данных моделей для предсказания необходимого объема ремонтных работ. Анализ результатов показал, что линейные регрессионные модели демонстрируют низкую эффективность при решении задач данного класса. Это свидетельствует о том, что для повышения точности и надежности планирования ремонтных работ в теплосетях необходимо использовать более сложные модели или методы. Работа подчеркивает ограниченность линейных регрессионных моделей и открывает перспективы для дальнейших исследований в области применения машинного обучения. Исследование акцентирует

внимание на важности дальнейшего развития и внедрения современных технологий машинного обучения для решения задач планирования в теплосетях. Предложенные подходы могут значительно улучшить процесс принятия решений, что будет способствовать не только повышению надежности теплосетей, но и общей экономической эффективности их эксплуатации. В итоге, статья открывает новые возможности для дальнейших исследований в области применения машинного обучения для управления ремонтными работами в теплосетях.

Ключевые слова: тепловые сети; линейная регрессия; набор данных; прогнозирование; визуализация; машинное обучение; модель

Введение

Вопрос качества систем теплоснабжения всегда был актуален внутри нашей страны. Связано это с тем, что большая часть территории Российской Федерации расположена в умеренном поясе, острова Северного Ледовитого океана и северные материковые районы — в арктическом и субарктическом поясах. Подобное положение требует высокий уровень контроля и внимания к рабочему состоянию отопительных систем.

К настоящему времени срок службы тепловых сетей приближен к двадцати пяти годам [1]. Равным этому сроком задан и интервал, по истечению которого отопительные системы должны прийти к окончательной амортизации. Однако, во многих случаях заданные сроки не соответствует реальному эксплуатационному ресурсу трубопроводов тепловых сетей. Связано это со значительным перечнем причин:

- высокий уровень грунтовых вод и непосредственная коррозионная активность грунта;
- наличие большого числа сопутствующих подземных коммуникаций и так далее.

Основными последствиями отказа теплообменных аппаратов паротурбинной установки являются:

- отключение турбины;
- ограничение отпуска теплоты;
- снижение коэффициента готовности оборудования;
- снижение экономичности турбоустановки, в следствие коего увеличение удельных расходов топлива [2].

Следствием появляющихся неисправностей является непосредственное решение технических проблем и их профилактика, отчего сокращается нормативный срок эксплуатации внутридомовых тепловых сетей и оборудования до десяти лет. В масштабах страны это приводит к вынужденным расходам на внеплановые капитальные ремонты на сумму более 23 млрд рублей ежегодно.

В настоящих условиях планирование работ по переустройству и капитальному ремонту в течение ближайшей перспективы (следующий год) предполагает решение оптимизационной задачи, состоящая из: направления выделенных теплоснабжающей организации средств на реконструкцию тех участков теплопровода, которые на данный момент особенно остро нуждаются в замене.

Капитальный ремонт тепловых сетей производится в плановом порядке на основе проектно-технической и сметной документации. Проведение капитальных работ по системе планово-предупредительных ремонтов включает:

- перспективный план капитального ремонта;
- смету на капитальный ремонт;
- годовые и месячные планы-графики капитального ремонта и проведения испытаний;
- определение объема ремонтных работ [3].

Годовой план-график служит основанием для разработки местных оперативных планов-графиков с указанием даты вывода в ремонт, ввода в эксплуатацию, трудоемкости производимых ремонтных работ.

Годовые и месячные планы капитальных ремонтов составляются не позднее четырех месяцев до следующего года. Непосредственно планы работ на тепловой сети должны быть согласованы и не препятствовать протекающим в одно время планами-графиками ремонтных работ на источниках теплоснабжения, тепловых пунктах и системах теплопотребления.

Планирование ремонтных работ тепловых сетей напрямую зависит от присутствия всей необходимой информации о состоянии сетей: объемах и адресах переключений за последние годы, повреждениях в течение каждого года. Обобщение имеющихся из производственно-технической документации сведений обеспечивает накопление статистической информации, анализ которой позволяет качественно оценить проектные и технологические решения.

Необходимый объем и строго выявленный календарный план-график на каждый ремонтируемый участок должен составляться в соответствии с Положением о системе планово-предупредительных ремонтов основного оборудования коммунальных теплоэнергетических предприятий, с учетом выявленных при эксплуатации дефектов.

Очевидным выводом из сказанного является ожидаемый в будущем рост исторических данных объекта, с увеличением которых его анализ станет всё более трудоемким, отчего вероятность допущения ошибок в расчетах, считывании данных, в связи с человеческим фактором, будет только расти.

Решением ожидаемой проблемы может оказаться перенос исторических данных в информационную систему с базой данных и интерфейсом для конечного пользователя. Подобная система упрощает контроль объекта посредством создания различных отчетов, форм, диаграмм и прочих демонстраций данных. Уместно уточнить, что задачи по планированию работ будут всё также решаться непосредственно специалистами этой области.

Помочь спрогнозировать состояние объектов и облегчить задачу контроля объектов может анализ соответствующих временных рядов.

Временной ряд — это упорядоченная последовательность значений какого-либо показателя за несколько периодов (или моментов) времени [4]. Основная характеристика, которая отличает временной ряд от простой выборки данных, — указанное время измерения или номер изменения по порядку. Примеры из разных отраслей включают прогнозирование погоды, объемов продаж и цен на акции. Они используются для аналитики и прогнозирования, когда важно определить, что будет происходить с показателями в ближайший час / день / месяц / год.

Существует несколько способов декомпозиции временных рядов:

1. Декомпозиция на тренд, сезонность и остаток: временной ряд разделяется на тренд (постепенное изменение уровня), сезонность (циклические изменения, повторяющиеся каждый год, месяц, неделю и т. д.) и остаток (оставшиеся флуктуации после удаления тренда и сезонности).

2. Декомпозиция на тренд и остаток: временной ряд разделяется на тренд и остаток, без учета сезонности.
3. Декомпозиция на тренд, сезонность, цикл и остаток: временной ряд разделяется на тренд (постепенное изменение уровня), сезонность (циклические изменения, повторяющиеся каждый год, месяц, неделю и т. д.), цикл (долгосрочные изменения, повторяющиеся через несколько лет) и остаток (оставшиеся флуктуации после удаления тренда, сезонности и цикла).

Существуют различные методы прогнозирования временных рядов:

1. Сглаживание скользящим средним: применение скользящего среднего для усреднения последовательных значений временного ряда и прогнозирования будущих значений.
2. Экспоненциальное сглаживание: прогнозирование будущих значений, на основе экспоненциально взвешенных средних прошлых значений. Существуют различные варианты модели экспоненциального сглаживания, такие как модель Хольта-Винтерса.
3. Авторегрессионные модели: модели, в которых значения временного ряда прогнозируются на основе их авторегрессии (взаимосвязи с предыдущими значениями самого ряда).
4. ARIMA (авторегрессионная интегрированная скользящая средняя): модель, которая комбинирует авторегрессию, интегрирование и скользящую среднюю для прогнозирования временных рядов.
5. Модели машинного обучения: использование различных методов машинного обучения, таких как регрессия, деревья решений, случайный лес, градиентный бустинг и нейронные сети, для прогнозирования временных рядов [5].

Для закладывания бюджета на ремонт оборудования обслуживающей компании необходимо учитывать многие вышеперечисленные факторы и составить детальный план работ, определив стоимость каждой стадии ремонта. Кроме того, необходимо учитывать возможные неожиданные расходы и оставлять некоторую запасную сумму для непредвиденных обстоятельств. Сейчас принято закладывать около 15–30 % бюджета на неожиданные расходы, которые могут возникнуть в ходе выполнения ремонтных работ.

Задача данной работы является сделать прогноз стоимости проведения ремонтных работ и оценить точность планирования бюджета по историческим данным обслуживающей компании за последние 15 лет на основе линейных регрессионных моделей.

Для решения этой задачи необходимо будет решить ряд подзадач:

1. Сбор данных: необходимо собрать данные, которые будут использоваться для построения модели. Определить зависимую переменную (целевая переменная) и одну или несколько независимых переменных (признаков), которые могут влиять на целевую переменную.
2. Подготовить данных: проверить данные на наличие пропущенных значений, выбросов и других аномалий.
3. Выбор модели: определить, какие признаки будут включены в модель, и выбрать тип линейной регрессионной модели, учитывая набор данных компании.
4. Обучение модели: в ходе обучения модель будет настраивать параметры, чтобы минимизировать ошибку предсказания целевой переменной.

5. Оценка модели: оценить качество модели с помощью метрик оценки регрессии, таких как коэффициент детерминации (R-квадрат), средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя квадратичная ошибка (MSE) и другие.
6. Интерпретация результатов: проанализировать коэффициенты модели, чтобы понять, как каждый признак влияет на целевую переменную.

Исторические данные компании представлены следующими полями:

- **repaired** — восстановлено линий в км;
- **value** — (целевая переменная) стоимость восстановления в млн руб.;
- **damages** — количество повреждений в количествах аварий;
- **year** — год;
- **length** — протяженность линии в км. в обслуживании компании;
- **physical_deterioration** — физический износ в процентах.

Поля в наборе данных хранят в себе по 13 значений за каждый год с 2006 по 2018.

В статистике, если распределение данных приблизительно нормальное, то около 68 % значений данных находятся в пределах одного стандартного отклонения от среднего, а около 95 % находятся в пределах двух стандартных отклонений, и около 99,7 % лежат в пределах трех стандартных отклонений. Диаграмма размаха представлена на рисунке 1.

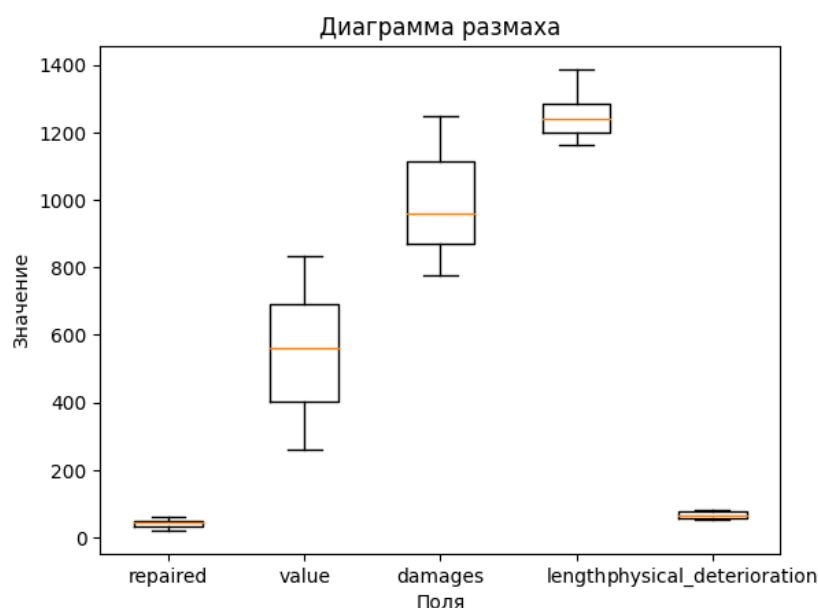


Рисунок 1. Диаграмма размаха набора данных
(составлено авторами на основе набора данных)

Как видно по диаграмме значения всех полей распределены нормально и лежат в пределах стандартных отклонений. Пустых значений и других аномалий в наборе данных не было обнаружено.

Среда выполнения экспериментов: python и библиотеки pandas и statsmodels. Pandas — библиотека для работы с данными, предоставляющая удобные структуры данных и инструменты для их анализа. Statsmodels — библиотека для статистического моделирования и тестирования гипотез. Она предоставляет множество статистических моделей, включая линейную регрессию, временные ряды, анализ выживаемости и многое другое. В данной работе statsmodels используется для построения модели множественной линейной регрессии с

помощью метода наименьших квадратов (OLS). Таким образом, эти библиотеки предоставляют удобные инструменты для работы с данными и построения статистических моделей на языке Python. Они позволяют анализировать данные, проводить статистические тесты и строить модели благодаря своим функциональным возможностям.

1. Однофакторная линейная регрессия

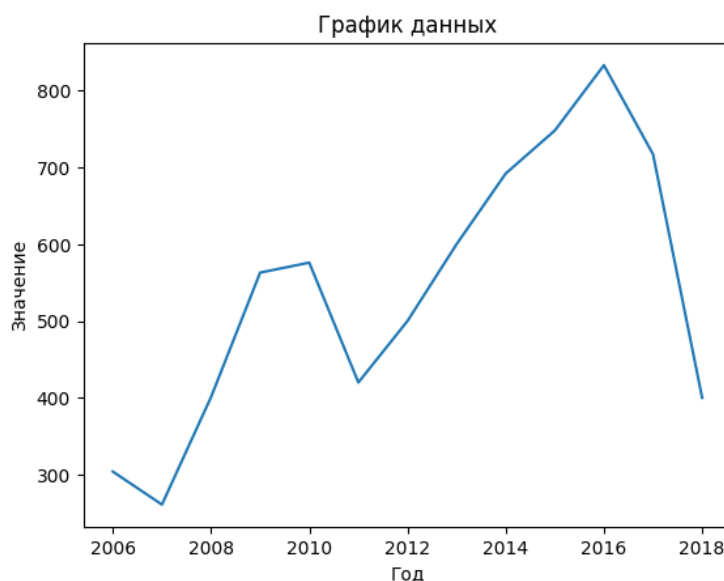
Уравнение, которое оценивает линию простой (парной) линейной регрессии:

$$y = a + bx,$$

где x — факторный признак; y — переменная отклика; b — угловой коэффициент оценённой линии; a — свободный член (пересечение с осью ординат) линии оценки.

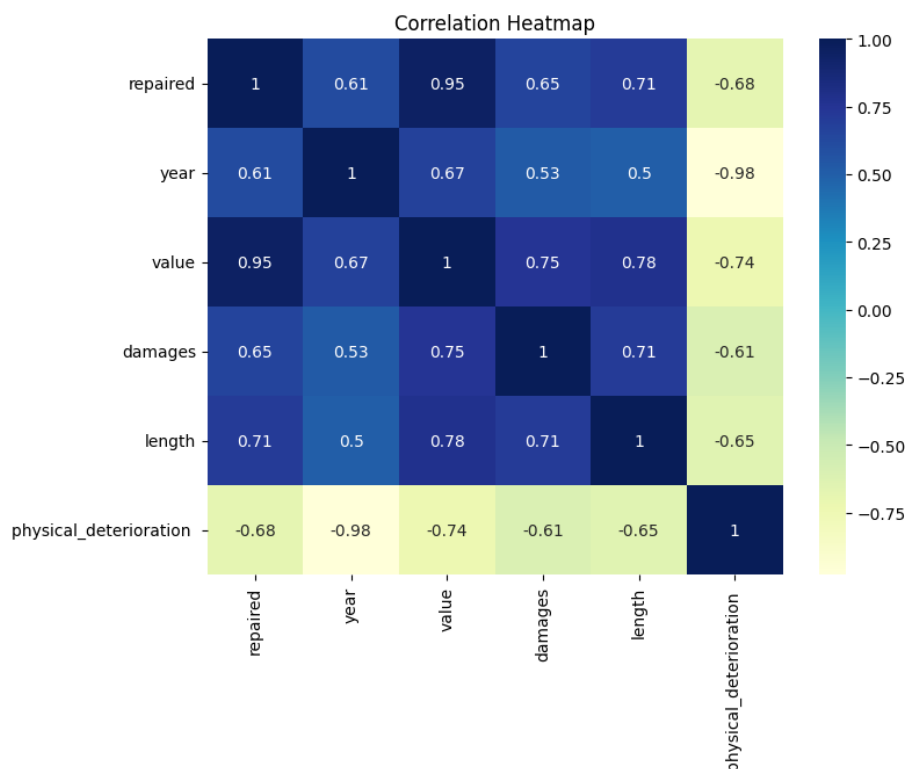
Целью однофакторной линейной регрессии является оценка параметров a и b , которые определяют уравнение прямой, наилучшим образом соответствующей данным. Для этого обычно используется метод наименьших квадратов.

Однофакторная линейная регрессия позволяет предсказывать значения зависимой переменной на основе значений независимой переменной, а также оценивать степень влияния независимой переменной на зависимую. Ниже, на рисунке 2, представлена визуализация поля бюджета ремонтных работ по годам.



Рисунке 2. Визуализация поля *value* по годам (составлено авторами на основе набора данных)

При построении линейной регрессии важно выбрать правильную независимую переменную, благодаря которой будет прогноз по зависимой переменной. Для этого существуют несколько методов: отбор признаков, экспертное мнение, анализ корреляции и другие. В данной работе зависимые переменные будут отбираться путем построения матрицы корреляции. Для проведения анализа корреляции обычно используется коэффициент корреляции, который показывает направление и силу связи между переменными. Самый распространенный коэффициент корреляции — это коэффициент Пирсона, который измеряет линейную зависимость между двумя переменными. Значение коэффициента Пирсона может варьироваться от -1 до $+1$. Значение близкое к $+1$ указывает на положительную линейную корреляцию, значение близкое к -1 указывает на отрицательную линейную корреляцию, а значение близкое к 0 указывает на отсутствие линейной корреляции. Ниже, на рисунке 3 представлена тепловая карта корреляции параметров.



Рисунке 3. Тепловая карта корреляции (составлено авторами на основе набора данных)

По тепловой карте заметно, что наибольшая линейная корреляция с прогнозируемым полем value у поля repaired со значением 0,95. Таким образом, при построении однофакторной линейной регрессионной модели поле repaired будет независимой переменной.

Перед тем как строить модель, необходимо разделить набор данных на две выборки: обучающую и тестовую [6]. Данные из обучающей выборки будут задействованы в обучении модели, данные из тестовой выборки будут использованы после ее обучения для того, чтобы посчитать ее точность на неизвестных для нее данных. Принято делить данные в соотношении 80 %/20 % в пользу обучающей выборки [7]. Ниже, на рисунке 4 представлена линия однофакторной регрессии.

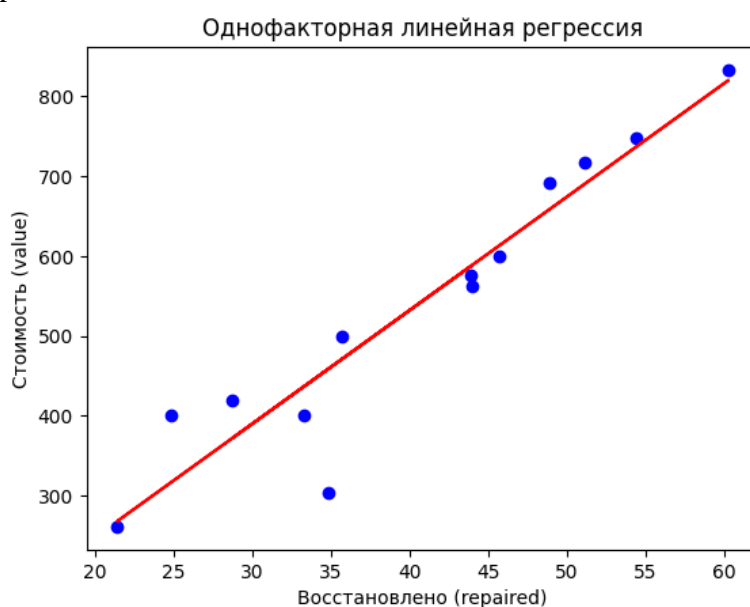


Рисунок 4. Линия однофакторной регрессии (составлено авторами на основе набора данных)

Построив линейную регрессионную модель на нашем наборе данных, удалось добиться следующих показателей:

Среднеквадратичная ошибка: 9 882,7.

Средняя абсолютная ошибка: 69,47.

Коэффициент детерминации: 0,89 [10].

Таким образом, на основании этих значений можно сделать вывод, что линейная регрессионная модель хорошо соответствует данным, так как имеет относительно низкую среднеквадратичную ошибку, небольшую среднюю абсолютную ошибку и высокий коэффициент детерминации.

Если посмотреть на график можно заметить несколько значений, которые отклоняются сильнее остальных от прямой регрессии. Иногда такие значения можно удалить из набора данных. Важно, чтобы набор данных несильно потерял в целостности и удаление таких значений дало заметное улучшение по метрикам, в противном случае, такой набор данных будет представлять уже другой объект. Важно помнить, что удаление значений из набора данных должно проводиться осторожно и только после тщательного анализа влияния этого удаления на результаты анализа. Чаще всего данный вопрос решается опытным путем.

В следующем эксперименте из набора данных будут удалены записи за 2010 и 2016 год, которые сильнее всего отклоняются от прямой регрессии. Ниже представлен обновленный график после удаления значений с высоким отклонением из набора данных. На рисунке 5 представлена линия регрессии после удаления значений набора данных.

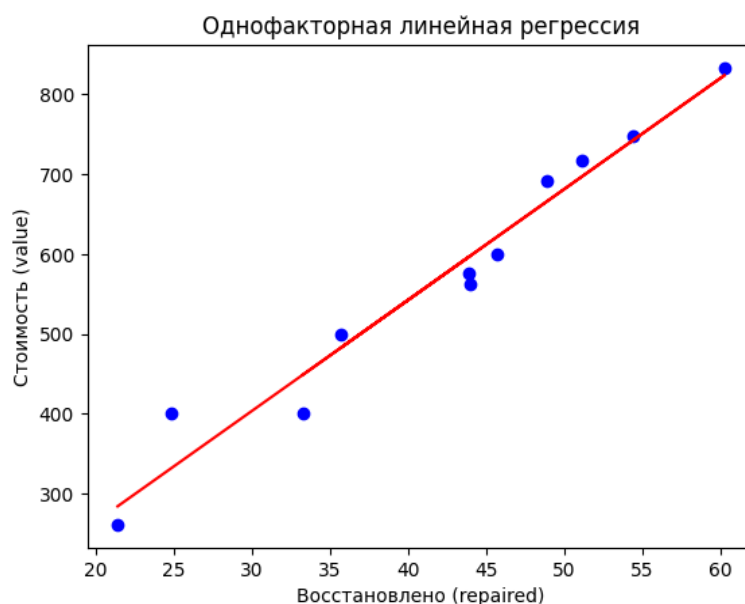


Рисунок 5. Линия однофакторной регрессии с предобработкой набора данных (составлено авторами на основе набора данных)

Построив линейную регрессионную модель на обработанном наборе данных, удалось добиться следующих показателей:

Среднеквадратичная ошибка: 869,81.

Средняя абсолютная ошибка: 28,315.

Коэффициент детерминации: 0,96.

Таким образом, на основании этих значений можно сделать вывод, что удаление значений из набора данных позволило вырасти во всех метриках и улучшить точность прогноза модели.

В данном случае, применение однофакторной линейной регрессии для решения нашей задачи позволило добиться неплохих цифр.

Для того, чтобы еще улучшить результаты нашей модели можно добавить еще несколько независимых переменных и решить уже задачу множественной линейной регрессии.

2. Множественная линейная регрессия

Множественной называют линейную регрессию, в модели которой число независимых переменных две или более [8].

Уравнение множественной линейной регрессии имеет вид:

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n,$$

где $b_1, b_2 \dots b_n$ — коэффициенты функции линейной регрессии.

Отличие между простой и множественной линейной регрессией заключается в том, что вместо линии регрессии в ней используется гиперплоскость. Преимущество множественной линейной регрессии по сравнению с простой заключается в том, что использование в модели нескольких входных переменных позволяет увеличить долю объяснённой дисперсии выходной переменной и, таким образом, улучшить соответствие модели данным. Т. е. при добавлении в модель каждой новой переменной коэффициент детерминации растёт.

В данном случае в набор данных добавятся еще два поля: length и damages. Их корреляция с зависимой переменной больше 0,75, что является хорошим значением. Важно понимать, что при добавлении независимых переменных в модель, стоит рассмотреть различные их комбинации для нахождения наилучшего набора данных для решения задачи прогнозирования. На рисунке 6 представлена гиперплоскость многофакторной регрессии.

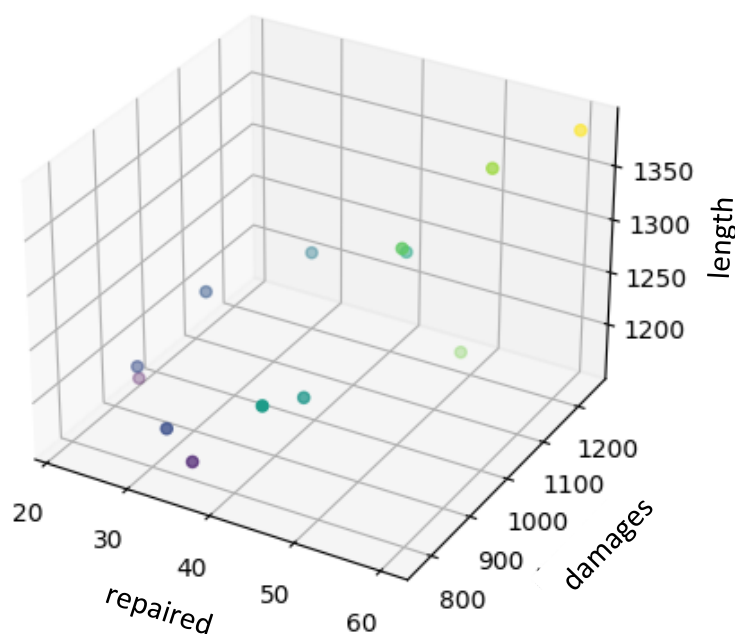


Рисунок 6. Гиперплоскость многофакторной линейной регрессии (составлено авторами на основе набора данных)

Построив регрессионную модель с новыми независимыми переменными, удалось добиться следующих показателей:

Среднеквадратичная ошибка: 12 381,08.

Средняя абсолютная ошибка: 97,212.

Коэффициент детерминации: 0,84.

Данный результат оказался хуже, чем в модели с одной независимой переменной, это может быть вызвано различными причинами. Причинами этому могут быть: мультиколлинеарность [9] (высокая корреляция между независимыми переменными), недостаточное количество данных для устойчивой оценки коэффициентов, выбор неподходящей функциональной формы модели. Ниже представлены итоговые результаты экспериментов с линейной регрессионной моделью в задаче по планированию бюджета ремонтных работ обслуживающей компанией.

Таблица 1

Результаты эксперимента

Модель	Среднеквадратичная ошибка	Средняя абсолютная ошибка	Коэффициент детерминации
Однофакторная регрессия (набор данных без предобработки)	9 882,7	69,47	0,89
Однофакторная регрессия (набор данных с предобработкой)	869,81	28,315	0,96
Многофакторная регрессия (набор данных без предобработки)	12 381,08	97,212	0,84
Многофакторная регрессия (набор данных с предобработкой)	5 023,899	60,24	0,95

Составлено авторами на основе набора данных

Заключение

Таким образом, в данной работе была рассмотрена проблема планирования бюджета на мероприятия по ремонту объектов теплосети. Проведена обработка исторических данных с помощью моделей линейной регрессии. По результатам экспериментов с линейной регрессией выяснилось, что при прогнозировании бюджета, лучшим решением будет — использование модели с одной независимой переменной «repaired». Правда стоит отметить тот факт, что такая модель является слишком упрощенной и такие результаты являются следствием наличия небольшого количества записей в наборе данных. Можно сделать вывод, что алгоритмы линейной регрессии оказались малоприменимы к данной задаче. Для подобного класса задач в дальнейшем следует провести эксперименты с моделями ARIMA, ARMA [11]. Также следует обратить внимание на элементы искусственного интеллекта на основе нейронных сетей.

ЛИТЕРАТУРА

1. Мацюк Р.А. Проблемы планирования капитального ремонта и реконструкции тепловых сетей // Новые технологии-нефтегазовому региону. 2014. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=22756104> (дата обращения: 14.02.2024).

2. Сидорук, Ю.С. Перевод турбины ПТ-60-130/13 в режим работы с ухудшенным вакуумом и организацией двухступенчатого подогрева сетевой воды / Ю.С. Сидорук; науч. рук. Н.В. Пантелей // Актуальные проблемы энергетики [Электронный ресурс]: материалы 75-й научно-технической конференции студентов и аспирантов: секция Теплоэнергетика / сост. Т.Е. Жуковская. — Минск: БНТУ, 2019. — С. 90–95. URL: <https://rep.bntu.by/bitstream/handle/data/61423/90-95.pdf;jsessionid=BFA809912680DF6A7F84ED4484ED9529?sequence=1> (дата обращения: 10.03.2024).
3. Левченко В.Н. и др. Системы планово-предупредительных ремонтов зданий и сооружений // Современное промышленное и гражданское строительство. — 2012. — Т. 8. — № 3. — С. 123–129.
4. Иванюк В.А. Методы объединения прогнозов // Управление развитием крупномасштабных систем (MLSD'2021). 2021. С. 754–758. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=47983479> (дата обращения: 02.03.2024).
5. Горбунова Е.Б., Синютин Е.С., Синютин С.А. Нейросетевой подход к прогнозированию потребления энергоресурсов в городской среде // Инженерный вестник Дона. — 2018. — № 4(51). — С. 99. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/neyrosetevoy-podhod-k-prognozirovaniyu-potrebleniya-energoresurov-v-gorodskoy-srede>.
6. Парасич А.В., Парасич В.А., Парасич И.В. Формирование обучающей выборки в задачах машинного обучения. Обзор // Информационно-управляющие системы. — 2021. — № 4(113). — С. 61–70. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/formirovanie-obuchayuschey-vyborki-v-zadachah-mashinnogo-obucheniya-obzor>.
7. Сорокин А.С. Построение скоринговых карт с использованием модели логистической регрессии // Вестник евразийской науки. — 2014. — № 2(21). — С. 82. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/postroenie-skoringovyh-kart-s-ispolzovaniem-modeli-logisticheskoy-regressii>.
8. Ласкин М.Б. Множественная линейная регрессия и многомерные модельные распределения при оценке единых объектов недвижимости // Имущественные отношения в Российской Федерации. — 2022. — № 5(248). — С. 7–19. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/mnozhestvennaya-lineynaya-regressiya-i-mnogomernye-modelnye-raspredeleniya-pri-otsenke-edinyh-obektov-nedvizhimosti>.
9. Noora Shrestha. Detecting Multicollinearity in Regression Analysis // American Journal of Applied Mathematics and Statistics, 2020, Vol. 8, № 2, 39–42. — URL: https://www.researchgate.net/profile/Noora-Shrestha/publication/342413955_Detecting_Multicollinearity_in_Regression_Analysis/links/5eff2033458515505087a949/Detecting-Multicollinearity-in-Regression-Analysis.pdf.
10. Davide Chicco Corresp., Matthijs J. Warrens, Giuseppe Jurman. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE, and RMSE in regression analysis evaluation // PeerJ Computer Science, 2021, cs-623 — URL: <https://peerj.com/articles/cs-623/>.
11. Pasapitch Chujai, Nittaya Kerdprasop, and Kittisak Kerdprasop. Time Series Analysis of Household Electric Consumption with ARIMA and ARMA Models // Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2013 Vol I, IMECS 2013, March 13–15, 2013, Hong Kong.

Abdullin Timur Ramilevich

The Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia

E-mail: tiabdullin96@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-3617-9948>

RSCI: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=1197477

Isavnin Alexey Gennad'evich

Kazan Federal University, Naberezhnye Chelny, Russia

E-mail: isavnin@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6413-3329>

RSCI: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=33832

WoS: <https://www.webofscience.com/wos/author/rid/M-7336-2015>

SCOPUS: <https://www.scopus.com/authid/detail.url?authorId=6603223931>

Methodology for planning repair work at heating network facilities based on regression models

Abstract. The article considers the problem of planning repair work at heating network facilities, which is a key aspect for ensuring the reliability and uninterrupted functioning of this infrastructure. Effective planning of repair activities allows not only to prevent emergencies, but also to significantly reduce operating costs. This paper proposes a solution for optimizing repair planning based on the use of regression models. An experiment was conducted using a real data set, within which single-factor and multifactor regression were applied. The main objective of the experiment was to assess the accuracy and applicability of these models for predicting the required volume of repair work. Analysis of the results showed that linear regression models demonstrate low efficiency in solving problems of this class. This indicates that more complex models or methods must be used to improve the accuracy and reliability of planning repair work in heating networks. The work emphasizes the limitations of linear regression models and opens up prospects for further research in the field of machine learning. The study focuses on the importance of further development and implementation of modern machine learning technologies for solving planning problems in heating networks. The proposed approaches can significantly improve the decision-making process, which will contribute not only to increasing the reliability of heating networks, but also to the overall economic efficiency of their operation. As a result, the article opens up new opportunities for further research in the field of applying machine learning to manage repair work in heating networks.

Keywords: heating networks; linear regression; data set; forecasting; visualization; machine learning; model