

УДК 629.42:621.311

С. Я. ФРЕНКЕЛЬ, кандидат технических наук, А. П. ДЕДИНКИН, старший преподаватель, В. Г. КОЗЛОВ, заведующий научно-исследовательской лабораторией, М. А. КИЛОЧИЦКАЯ, младший научный сотрудник, О. В. ДЕМЬЯНЧУК, инженер, Белорусский государственный университет транспорта, г. Гомель

РАСЧЕТ НОРМ РАСХОДА ТОПЛИВА НА ТЯГУ ПОЕЗДОВ

Рассматривается применение различных методов расчета норм расхода топлива на тягу поездов, приводится сравнительный анализ полученных результатов. Оптимизация расхода топлива в железнодорожной отрасли имеет большое значение с точки зрения экономии ресурсов, сокращения эксплуатационных расходов, снижения негативного воздействия на окружающую среду. Предлагаемый подход, основанный на анализе больших объемов данных о параметрах движения поездов и расхода топлива с использованием алгоритмов машинного обучения, таких как регрессия и нейронные сети, позволяет создать модели, способные прогнозировать оптимальный расход топлива для конкретных условий движения поезда.

Оптимизация расхода топлива в железнодорожной отрасли является важной задачей, поскольку организация движения поездов требует значительных энергетических затрат. В данном исследовании рассматривается возможность применения методов машинного обучения для создания моделей, способных прогнозировать расход топлива на тягу поездов.

Для решения задачи расчета норм расхода топлива на тягу поездов использован подход, основанный на анализе и обработке больших объемов данных. Собранные данные включают в себя параметры движения поездов (эксплуатационные факторы) и расход топлива, очищенные от выбросов и аномалий. Применялись методы статистического анализа для определения наиболее важных параметров, влияющих на расход топлива. Для создания моделей предсказания расхода топлива выбраны методы машинного обучения: регрессионный анализ и градиентный спуск с применением нейронной сети.

Регрессионные модели позволяют установить зависимость между параметрами движения и расходом топлива, в то время как нейронные сети способны выявлять сложные нелинейные взаимосвязи между ними.

Модель расчета расхода топлива на тягу поездов с использованием регрессионного анализа и нейронных сетей можно представить в общем виде [1]:

$$B = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n, \quad (1)$$

где b_0 – свободный член; $b_1, \dots, b_n$ – коэффициенты пропорциональности / вес связи; $x_1, \dots, x_n$ – эксплуатационные факторы.

В качестве эксплуатационных факторов учитывают [1]:

- в грузовом движении – перевозочную работу, пробег, массу состава, среднюю нагрузку на ось вагона, техническую скорость движения, количество предупреждений об ограничении скорости движения и др.;

- в пассажирском движении – перевозочную работу, пробег, массу состава, техническую скорость движения, количество предупреждений об ограничении скорости движения, время нагона и др.;

- в пригородном движении – перевозочную работу, пробег, техническую скорость движения, количество предупреждений об ограничении скорости движения, время нагона, коэффициент участковой скорости и др.

В качестве исходных данных для построения регрессионной модели принята оперативная информация

о поездках локомотивных бригад и расходе дизельного топлива на тягу поездов, полученная из автоматизированной системы интегрированной обработки маршрута машиниста.

Расчет расхода дизельного топлива на поездку выполнялся для грузового транзитного вида движения, серии локомотива 2ТЭ10УК(МК), базисный период – январь 2022 г., расчетный – январь 2023 г. При формировании выборки были исключены поездки, содержащие нехарактерные данные.

На первом этапе расчета в качестве эксплуатационных факторов были рассмотрены пробег, перевозочная работа, количество предупреждений об ограничении скорости движения, техническая скорость движения, средняя нагрузка на ось вагона [1]. Однако в имеющейся выборке все поездки осуществлялись без выдачи предупреждений, вследствие чего при построении регрессионной модели коэффициент пропорциональности для данного фактора принимает значение, равное нулю. Поэтому далее было выполнено построение регрессионной модели без учета фактора «Количество предупреждений».

Результаты выполненного регрессионного анализа приведены в таблицах 1, 2.

Таблица 1 – Регрессионная статистика

Коэффициент	Значение
Коэффициент множественной корреляции	0,9556
Коэффициент детерминации	0,9131
Нормированный коэффициент детерминации	0,9119

Таблица 2 – Коэффициенты пропорциональности регрессионной модели

Фактор	Параметр	Коэффициент	t-статистика	P-значение
Пробег	b_1	2,895	12,711	$8,5 \times 10^{-30}$
Перевозочная работа	b_2	0,879	17,748	$2,1 \times 10^{-48}$
Техническая скорость движения	b_3	-7,618	-3,606	$4,0 \times 10^{-4}$
Средняя нагрузка на ось вагона	b_4	-13,249	-4,339	$2,0 \times 10^{-5}$

Таким образом, уравнение регрессии имеет вид:

$$B = 626,413 + 2,895L + 0,879A - 7,618v - 13,249q_0, \quad (2)$$

где L – пробег, км; A – перевозочная работа, тыс. ткм брутто; v – техническая скорость движе-

ния, км/ч; q_0 – средняя нагрузка на ось вагона, т/ось.

На основании уравнения (2) выполнен расчет заданий по расходу топлива за поездки, совершенные в январе 2023 г., и определены отклонения от фактических значений расхода топлива (рисунок 1).

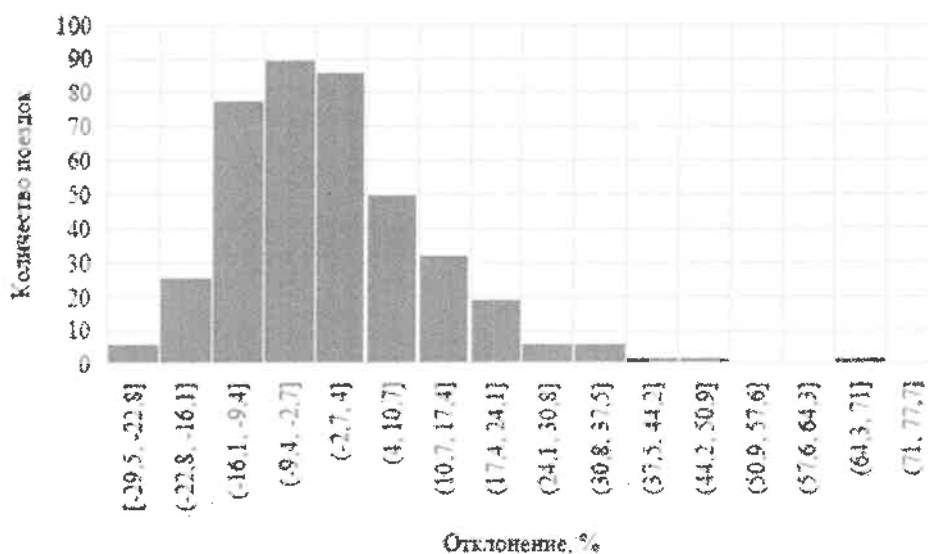


Рисунок 1 – Гистограмма относительных отклонений норм, рассчитанных с использованием метода регрессионного анализа, от фактического расхода топлива за поездку

Из гистограммы, приведенной на рисунке 1, видно, что наибольшее количество относительных отклонений заданий расхода топлива на поездку, рассчитанных по полученной регрессионной модели, от фактического расхода находится в интервале $(-9,4; -2,7]$, также значительная часть принадлежит интервалам $(-16,1; -9,4]$, $(-2,7; 4,0]$.

Расчет норм расхода топлива на тягу поездов с применением нейронных сетей основан на методике машинного обучения с учителем, которая заключается в поиске алгоритма преобразования входных данных (эксплуатационных факторов) в выходные (расход топлива). Для этого используется модель полносвязной нейронной сети, состоящая из одного слоя с пятью нейронами [2, 3]. Количество нейронов определяется количеством входных эксплуатационных факторов для обучения. Так как это единственный слой, то его размерность равна размерности результата – выходного значения модели – количеству килограмм топлива (рисунок 2).

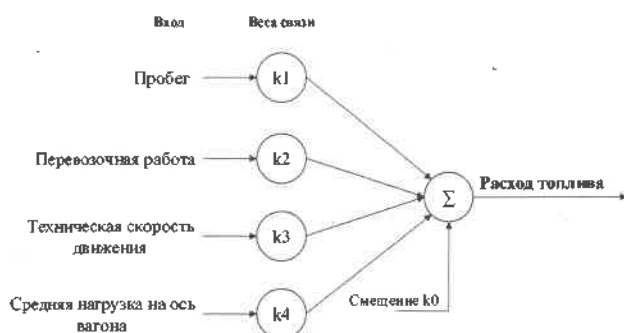


Рисунок 2 – Нейронная сеть для расчета норм расхода топлива на тягу поездов

Для обучения модели и дальнейшего сравнительного анализа результатов используются размеченные исходные данные, которые были использованы при построении регрессионной модели. Во время тренировки для подсчета корректировок значений внутренних переменных (весов) используется функция оптимизации (среднеквадратичная ошибка). Цель функции – найти значения внутренних переменных в модели таким образом, чтобы максимально приближенно описывать корреляционные связи входных данных с результатом. При этом коэффициент скорости обучения (размер шага) корректировки внутренних значений переменных составляет 0,1.

Во время обучения модель получает на вход значения эксплуатационных факторов, выполняет преобразования, используя значения внутренних переменных (веса), и возвращает значения, которые должны соответствовать количеству расхода топлива в тоннах. Разница между необходимым результатом и фактическим вычисляется с использованием функции потерь, а функция оптимизации определяет, каким образом должны быть подкорректированы веса для уменьшения потерь.

В результате обучения нейронной сети были установлены соответствующие веса связей нейронов. Для сравнения двух подходов значения коэффициентов пропорциональности, полученные методом регрессионного анализа, и веса связей нейронов, полученные методом машинного обучения нейронной сети, приведены в таблице 3.

Таблица 3 – Результаты расчета параметров регрессионной модели и нейронной сети

Параметр	Значение				
	0	1	2	3	4
Коэффициент пропорциональности	626,413	2,895	0,879	-7,618	-13,249
Вес связи	194,819	3,261	0,893	0,204	-7,873

Нейронную сеть с установленными весами можно формализовать в виде уравнения

$$B = 194,819 + 3,261L + 0,893A + 0,204v - 7,873 q_0. \quad (3)$$

На основании полученного уравнения (3) выполнен расчет значений расхода топлива за поездку для име-

ющихся размеченных исходных данных, также определены отклонения фактических значений расхода топлива от норм, рассчитанных на основе нейронной сети (рисунок 3).

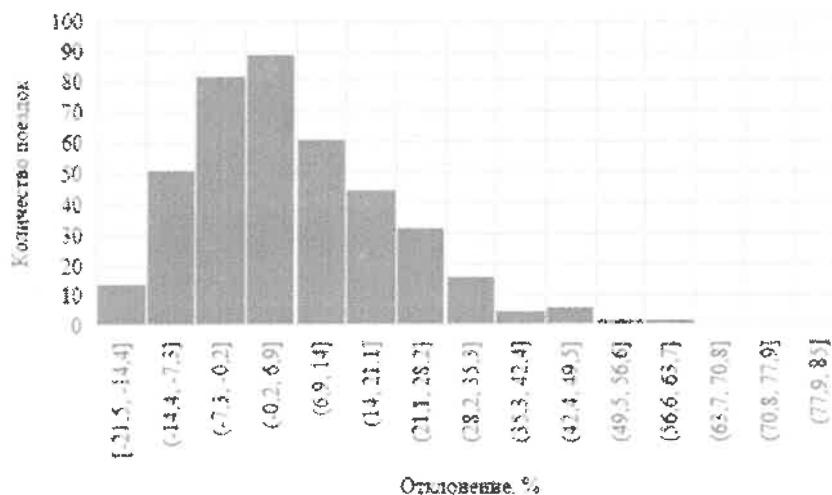


Рисунок 3 – Гистограмма относительных отклонений норм, рассчитанных с использованием метода стохастического градиентного спуска, от фактического расхода топлива за поездку

Из гистограммы, приведенной на рисунке 3, видно, что наибольшее количество относительных отклонений норм, рассчитанных по полученной регрессионной модели, от фактического расхода топлива за поездку находится в интервале $(-0,2; 6,9]$.

Для первого подхода, основанного на методе регрессионного анализа, характерно преобладание отклонений норм расхода топлива в меньшую сторону по сравнению с фактическими значениями. Второй подход, основанный на использовании метода стохастического градиентного спуска, дает в большинстве случаев завышенные значения норм расхода топлива. Сравнение коэффициентов детерминации для первого ($R^2 = 0,9131$) и второго ($R^2 = 0,8776$) подходов показывает, что предпочтительным является применение метода регрессионного анализа.

Проведенные эксперименты показали, что предложенные подходы позволяют создавать модели, способные с достаточной точностью рассчитывать (предсказывать) расход топлива на тягу поездов. При этом в них отсутствуют серьезные механизмы адаптации к большому числу не вошедших в модели параметров (числа остановок поезда, опытности машиниста, реальных тяговых характеристик конкретного локомотива и т.д.), а точность обеспечена лишь за счет многомерного линейного усреднения исходных данных, в границах которых проводился анализ и, соответственно, машинное обучение. Во втором подходе очень

важное значение имеет процесс обучения, который каждый раз может давать различные значения весов. Важно подобрать способ обучения и не переобучить модель. Для этого, чтобы повысить точность обучения и достоверность модели, предлагается первоначальные значения весов нейронной сети устанавливать методом регрессионного анализа, а дальнейшие корректировки осуществлять методом градиентного спуска. Дальнейшие исследования могут быть направлены на улучшение моделей, учет дополнительных параметров и интеграцию разработанных решений в практические системы управления железнодорожным транспортом.

Список литературы

- 1 Френкель, С. Я. Прогнозирование расхода энергоресурсов на тягу поездов методами регрессионного анализа / С. Я. Френкель, А. П. Дединкин // Проблемы безопасности на транспорте : материалы XI Междунар. науч.-практ. конф. Гомель, 25–26 нояб. 2021 г. В 2 ч. Ч. 1. – Гомель : БелГУТ, 2021. – С. 172–173.
- 2 Флах, П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / П. Флах ; пер. с англ. А. А. Слинкина. – М. : ДМК Пресс, 2015. – С. 259–260.
- 3 Плас, Дж. В. Python для сложных задач. Наука о данных и машинное обучение. Руководство / Дж. В. Плас. – СПб. : Питер, 2018. – 759 с.

Получено 08.01.2024

S. Y. Frenkel, A. P. Dedinkin, V. G. Kozlov, M. A. Kilochickay, O. V. Demyanchuk. Calculation of fuel consumption rates for train traction.

The application of various methods for calculating fuel consumption rates for train traction is being considered, and a comparative analysis of the obtained results is presented. Optimizing fuel consumption in the railway industry is of great importance in terms of resource conservation, reducing operating costs, and mitigating negative environmental impact. The proposed approach, based on analyzing large volumes of data on train motion parameters and fuel consumption using machine learning algorithms neural networks, enables the creation of models capable of predicting the optimal fuel consumption for specific train operating conditions.