Оригинальная статья / Original Paper

https://doi.org/10.30686/1609-9192-2026-5-178-185

Оптимизация скоростного режима седельного тягача на основе гибридной модели расхода топлива с автоматической калибровкой по данным CAN-шины

А.С. Дубровский ✉, С.С. Шадрин, Д.А. Макарова, Ю.М. Фурлетов
Московский политехнический университет, г. Москва, Российская Федерация
✉ a.s.dubrovskii@mospolytech.ru

Резюме: В исследовании предложен метод оптимизации скоростного режима магистрального седельного тягача, объединяющий физическую модель расхода топлива и машинную поправку с автоматической калибровкой по данным бортовой CAN-шины. Физическая составляющая построена на уравнении тягового баланса, параметры которого – КПД трансмиссии, коэффициент сопротивления качению, удельный эффективный расход и приведённые механические потери – определяются без стендовых испытаний путём минимизации методом Пауэлла расхождения между расчётным и измеренным мгновенным расходом; корректность калибровки контролируется по накопленному счётчику расхода (протокол SAE J1939). Машинная поправка реализована алгоритмом LightGBM, аппроксимирующим остаток физической модели; впервые в число признаков включён сигнал текущей передачи, извлекаемый непосредственно из CAN-шины. Оптимальный скоростной профиль рассчитывается методом динамического программирования при ограничении на прирост времени в пути; пространство скоростей дискретизировано на 13 значений в диапазоне 60–80 км/ч. Метод верифицирован в натурном эксперименте с тягачом Mercedes-Benz Actros 1845 на трассе М-11 «Нева» (Москва – Санкт-Петербург, 672,5 км; около 14 млн записей CAN-шины, обработка одного рейса менее двух минут). Погрешность калибровки составила 3,6%, включение признака передачи снизило среднеквадратическую ошибку прогноза с 13,7 до 11,5 л/100 км (на 16%), а отклонение накопленного расхода – до 1,4%. Расчётная экономия топлива достигла 9,3% при увеличении времени движения менее чем на 0,6%. Численное моделирование на маршруте Москва – Казань (809,1 км) подтвердило масштабируемость подхода: экономия 10,4% при приросте времени 2,8% без повторной калибровки модели.

Ключевые слова: седельный тягач, расход топлива, CAN-шина, SAE J1939, тяговый баланс, динамическое программирование, LightGBM, гибридная модель, оптимизация скорости, экономичное вождение

Благодарности: Проект выполнен при финансовой поддержке Московского политехнического университета в рамках программы грантов им. В.Е. Фортова (IV очередь).

Для цитирования: Дубровский А.С., Шадрин С.С., Макарова Д.А., Фурлетов Ю.М. Оптимизация скоростного режима седельного тягача на основе гибридной модели расхода топлива с автоматической калибровкой по данным CAN-шины. *Горная промышленность*. 2026;(5):178–185. https://doi.org/10.30686/1609-9192-2026-5-178-185

Speed profile optimisation for a semi-trailer truck based on a hybrid fuel consumption model with automatic calibration based on CAN bus data

A.S. Dubrovskii ✉, S.S. Shadrin, D.A. Makarova, Yu.M. Furletov
Moscow Polytechnic University, Moscow, Russian Federation
✉ a.s.dubrovskii@mospolytech.ru

Abstract: The paper proposes a method for optimising the speed profile of a long-haul semi-trailer truck that combines a physical fuel consumption model with a machine-learning correction with automatic calibration using on-board CAN bus data. The physical component is built on the tractive balance equation, which parameters, i.e. the power transmission efficiency, rolling resistance coefficient, brake-specific fuel consumption and lumped mechanical losses, are identified without bench testing by minimising the difference between the computed and the measured instantaneous fuel rate using the Powell's method; calibration is verified against the cumulative fuel counter (SAE J1939). The correction is implemented with the LightGBM algorithm that approximates the rest of the physical model; for the first time the current gear signal extracted directly from the CAN bus is used as an additional feature. The optimal speed profile is obtained by dynamic programming subject to a constraint on the travel-time increase; the speed range is lumped into 13 values within 60–80 km/h. The method was verified using a field trial with a Mercedes-Benz Actros 1845 truck on the M-11 «Neva» motorway (Moscow – Saint Petersburg, 672.5 km; about 14 million CAN records processed in under

two minutes). The calibration error was 3.6%; introduction of the gear feature reduced the prediction root-mean-square error from 13.7 to 11.5 L/100 km (by 16%) and the cumulative-consumption deviation down to 1.4%. The computed fuel saving reached 9.3% at the travel time increased by less than 0.6%. Numerical simulation using the Moscow – Kazan route (809.1 km) confirmed the scalability: a 10.4% saving at a 2.8% time increase without model re-calibration.

Keywords: semi-trailer truck, fuel consumption, CAN bus, SAE J1939, tractive balance, dynamic programming, LightGBM, hybrid model, speed optimisation, eco-driving

Acknowledgements: The project was carried out with the financial support of the Moscow Polytechnic University under the V.E. Fortov grant programme (4th Round).

For citation: Dubrovskii A.S., Shadrin S.S., Makarova D.A., Furletov Yu.M. Speed profile optimisation for a semi-trailer truck based on a hybrid fuel consumption model with automatic calibration based on CAN bus data. *Russian Mining Industry.* 2026;(5):178–185. (In Russ.) https://doi.org/10.30686/1609-9192-2026-5-178-185

Введение

Повышение топливной экономичности магистральных грузовых автомобилей остаётся приоритетной научно-практической задачей транспортной отрасли. Устойчивый рост цен на дизельное топливо и ужесточение экологических требований делают востребованными методы, снижающие расход без конструктивных изменений серийных транспортных средств. Особое место среди них занимает оптимизация скоростного режима — выбор рационального профиля скорости с учётом рельефа маршрута и ограничения по времени в пути. Потенциал энергосбережения при согласованном управлении скоростью связанных и автоматизированных транспортных средств оценивается как значительный [1], а формирование единых критериев энергоэффективности наземных транспортных средств остаётся предметом активных исследований [2]. Существенный вклад в баланс сопротивлений вносит сопротивление качению, зависящее в том числе от давления в шинах, что подтверждено экспериментально [3], и сопряжено с ощутимыми эксплуатационными потерями [4].

В классической постановке задача оптимизации скоростного профиля формулируется как задача оптимального управления и решается методом динамического программирования [5; 6]. Качество решения определяется точностью модели расхода топлива. Физические модели, основанные на уравнении тягового баланса, интерпретируемы и обладают высокой обобщающей способностью, однако не учитывают индивидуальных особенностей конкретного автомобиля – износа агрегатов, состояния шин, вариации КПД трансмиссии. Модели машинного обучения дают высокую точность на исторических данных, но склонны к значительным ошибкам при экстраполяции на не представленные в обучающей выборке режимы. Технические параметры автомобиля меняются в эксплуатации и различаются между экземплярами одной модели, поэтому без калибровки под конкретное транспортное средство любая модель даёт систематическую погрешность.

Перспективным источником данных для калибровки служит бортовая сеть автомобиля (CAN-шина, протокол SAE J1939), предоставляющая сигналы мгновенного и накопленного расхода топлива, скорости и текущей передачи без установки дополнительных приборов. Точность этих сигналов требует верификации: сопоставление показаний расхода по CAN-шине с эталонным (весовым) измерением выявляет расхождение интегральных значений от 18,6 до 23,6% [7], поэтому транслируемые значения нуждаются в коррекции и калибровке [8; 9]. При этом накопленный счётчик расхода устойчивее мгновенного сигнала и удобен как относительный эталон. Показано также, что характеристики агрегатов силовой установки можно идентифицировать непосредственно в процессе дорожных испытаний, без стендового оборудования [10].

Модели расхода топлива развиваются по трём направлениям. Физические модели опираются на тяговый баланс и энергетические характеристики движения [2]. Модели машинного обучения, прежде всего градиентный бустинг на решающих деревьях, обеспечивают высокую точность: для смежной задачи авторами показано, что бустинговая регрессия на синхронизированных данных CAN-шины, GPS и рельефа выявляет скрытые причины перерасхода топлива [11; 12]. Гибридные модели, объединяющие физический расчёт и машинную поправку, дают лучшее соотношение точности и обобщающей способности. Существенный резерв экономии обеспечивает и оптимизация режимов работы силовой установки – отключение части цилиндров при частичных нагрузках [13] и рациональный выбор режимных параметров гибридного привода [14]. Оптимизация скоростного профиля методом динамического программирования апробирована в разных видах транспорта, включая железнодорожный и тяжёлые магистральные автомобили [6; 15].

Коллектив авторов развивает методы интеллектуальных и автономных транспортных средств: отработку алгоритмов автономного движения в сложных условиях [16], формирование требований к эксплуатации автономных транспортных средств на дорогах общего пользования [17], совершенствование технического зрения [18] и интеллектуального планирования перевозок [19], повышение энергоэффективности за счёт мехатронных приводов [20]. Настоящая работа развивает это направление применительно к магистральному тягачу. Научная новизна состоит в следующем. Во-первых, разработана процедура автоматической калибровки физической модели исключительно по данным CAN-шины, не требующая стендовых испытаний: параметры определяются минимизацией расхождения расчётного и измеренного мгновенного расхода, а корректность контролируется по накопленному счётчику. Во-вторых, предложена гибридная архитектура, в которой алгоритм LightGBM [12] аппроксимирует не сам расход, а остаток физической модели, причём впервые в качестве дополнительного признака использован сигнал текущей передачи. В-третьих, метод проверен в натурном эксперименте с тягачом Mercedes-Benz Actros 1845 на трассе М-11 (672,5 км) и численным моделированием на маршруте Москва – Казань (809,1 км).

Материалы и методы

Основу физической модели составляет уравнение тягового баланса, связывающее силы сопротивления движению с мощностью, необходимой для поддержания заданной скорости. Путевой расход топлива определяется выражением:

$$Be = (be / (\eta \cdot \rho m)) \cdot [m \cdot g \cdot (f \cdot \cos\alpha + \sin\alpha) + \\ + 0{,}5 \cdot \rho \cdot cw \cdot A \cdot v^2 + m \cdot a + Br], \quad (1)$$

где Be – путевой расход топлива, л/км; be – удельный эффективный расход топлива, г/(кВт·ч); η – КПД трансмиссии; ρm – плотность топлива, г/л; m – масса автопоезда, кг; g – ускорение свободного падения, м/с²; f – коэффициент сопротивления качению; α – продольный уклон дороги, рад; ρ – плотность воздуха, кг/м³; cw – коэффициент аэродинамического сопротивления; A – лобовая площадь автопоезда, м²; v – скорость движения, м/с; a – продольное ускорение, м/с²; Br – приведённые механические потери (отбор мощности), Н.

Ввиду высокого коэффициента полезной нагрузки автопоезда коэффициентом учёта вращающихся масс пренебрегаем; приведённые потери на торможение не учитываются, так как при движении по автомагистрали замедление обеспечивается преимущественно вспомогательной тормозной системой.

Вектор калибруемых параметров определяется минимизацией среднеквадратического отклонения расчётного мгновенного расхода от измеренного по CAN-шине значения:

$$\theta^* = \arg\min F(\theta), F(\theta) = \\ = (1/N) \cdot \Sigma\,(Be,i_{\text{расч}}(\theta) - Be,i_{\text{изм}})^2 \rightarrow \min, \quad (2)$$

где θ – вектор калибруемых параметров (η, f, be, Br); $Be,i_{\text{расч}}$ – расчётный мгновенный расход в i-й точке; $Be,i_{\text{изм}}$ – измеренный расход по сигналу Engine_Fuel_Rate CAN-шины; N – число точек выборки. Минимизация выполняется методом Пауэлла в пределах физически допустимых границ. Показания расхода по CAN-шине могут расходиться с эталонным (весовым) измерением на 18–24% [7], поэтому за эталон принят накопленный счётчик High_Resolution_Engine_Total_Fuel_Used как наиболее устойчивый бортовой показатель, а транслируемые значения при необходимости корректируются [8].

Гибридная модель строится как сумма физической составляющей и машинной поправки, компенсирующей систематическую ошибку физической модели (3):

$$Be_{\text{гибр}}(v, \alpha, a, \kappa, G) = Be_{\text{физ}}(v, \alpha, a) + \\ + \Delta LGBM(v, \alpha, a, \kappa, G), \quad (3)$$

где $Be_{\text{физ}}$ – физическая составляющая по (1); $\Delta LGBM$ – поправка, аппроксимируемая алгоритмом LightGBM на остатке физической модели; κ – кривизна трассы, 1/м; G – номер текущей передачи (1–12). Модель LightGBM – градиентный бустинг на решающих деревьях с гистограммной аппроксимацией [12] – обучается на 70% данных маршрута, оставшиеся 30% используются для валидации. Включение сигнала передачи обосновано тем, что при равной скорости расход зависит от номера передачи, определяющей частоту вращения и нагрузку двигателя. Текущая передача идентифицируется по сигналам CAN-шины кластеризацией методом K-means с последующим классификационным деревом; извлечение признаков из CAN-шины для задач диагностики расхода топлива использовано авторами в работе [11]. Режим движения накатом исключается из обучающей выборки, пропуски заполняются прямым и обратным распространением ближайшего значения.

Задача оптимизации формулируется следующим образом. Маршрут разбивается на сегменты длиной Δs = 500 м; требуется найти профиль скорости, минимизирующий суммарный расход топлива (4) при ограничении на время в пути (5) с учётом соотношения (6):

$$Q = \Sigma Be(vk, \alpha k) \cdot \Delta s \rightarrow \min; \quad (4)$$

$$T(v) \le (1 + \beta) \cdot T_0; \quad (5)$$

$$T(v) = \Sigma(\Delta s / vk), \quad (6)$$

где vk – скорость на k-м сегменте; β – коэффициент допустимого увеличения времени в пути; T_0 – фактическое время в пути. Целевая функция рассчитывается по гибридной модели (3). Пространство скоростей дискретизируется на 13 значений в диапазоне 60–80 км/ч. Расчёт времени через дистанцию и скорость устраняет погрешность нестабильной частоты дискретизации CAN-шины; применение динамического программирования для тяжёлых магистральных автомобилей ранее апробировано в работе [6].

Метод реализован в приложении на языке Python, выполняющем импорт и декодирование лог-файлов CAN-шины формата ASC с использованием DBC-файла, автоматическую калибровку методом Пауэлла, обучение гибридной модели на остатках, расчёт оптимального профиля динамическим программированием и визуализацию результатов. Обработка одного рейса (около 14 млн записей) на стандартном офисном компьютере занимает менее двух минут.

Таблица 1
Сигналы CAN-шины (протокол SAE J1939), использованные в работе

Table 1.
The CAN bus signals (SAE J1939 protocol) used in the study

Сигнал (SAE J1939)	SPN	Ед. изм.	Назначение в модели
Wheel_Based_Vehicle_Speed	84	км/ч	Скорость v; тяговый баланс и расчёт времени
Engine_Fuel_Rate	–	л/ч	Мгновенный расход для калибровки (2)
High_Resolution_Engine_Total_Fuel_Used	–	л	Накопленный счётчик; эталонный расход
Transmission_Current_Gear	–	1–12	Номер передачи G; признак модели (3)

Примечание: сигнал –1 в поле Transmission_Current_Gear соответствует отсутствию данных о передаче и исключается из обработки.
Note: the -1 value in the Transmission_Current_Gear field indicates that there is no gear data and this signal is excluded from processing.



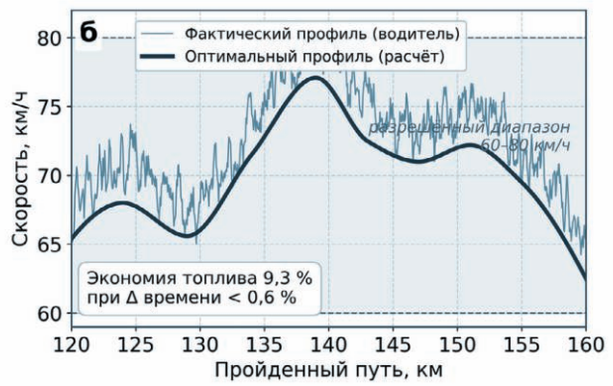


Рис. 1
Продольный профиль высоты маршрута Москва – Санкт-Петербург (М-11, 672,5 км) (а) и сравнение фактического и оптимального скоростного профиля на фрагменте маршрута (б)

Fig. 1
Longitudinal elevation profile of the Moscow – Saint Petersburg motorway (M-11, 672.5 km) (a) and a comparison of the actual and optimal speed profiles over a route fragment (б)

Натурный эксперимент проведён с седельным тягачом Mercedes-Benz Actros 1845, перевозившим груз массой 20 т, на трассе М-11 «Нева» (Москва – Санкт-Петербург, 672,5 км, преимущественно равнинный рельеф с локальными перепадами высот до 120 м и СКЗ продольного уклона 1,21%; продольный профиль высоты приведён на рис. 1, *а*. Данные регистрировались с высокоскоростной CAN-шины (500 кбит/с) аппаратным логгером в формате ASC; суммарный объём составил 14 271 800 записей. Перечень используемых сигналов приведён в табл. 1. Координаты и высота получены из GPS-данных с частотой 1 Гц; продольный уклон вычислялся как производная высоты по пути со сглаживанием скользящим средним по окну 500 м. Эталонный суммарный расход за рейс по накопленному счётчику составил 149,6 л.

Для проверки масштабируемости выполнено численное моделирование на маршруте Москва – Казань (809,1 км). Реальные данные CAN-шины для него отсутствуют, поэтому траектория получена из цифровой модели местности с шагом 2 м (404105 точек, высотные отметки SRTM); СКЗ продольного уклона составило 1,60% при диапазоне высот 63–213 м. Использовались параметры, откалиброванные на М-11, без повторной настройки; масса принята равной 18 000 кг (снаряжённая масса автопоезда), единой для обоих маршрутов ради сопоставимости. Базовый сценарий сформирован в предположении движения с постоянным крутящим моментом (равновесная скорость на сегментах – методом Брента, на горизонтали 70 км/ч, что близко к средней скорости 69,6 км/ч по данным М-11); базовый расход составил 257,1 л.

Результаты

В результате минимизации по формуле (2) для тягача Mercedes-Benz Actros 1845 получены значения параметров физической модели, приведённые в табл. 2. Физическая модель с откалиброванными параметрами прогнозирует накопленный расход 144,1 л; отклонение от эталонных 149,6 л составляет 3,6% и находится в пределах, характерных для оценок точности измерения расхода топлива в реальных условиях эксплуатации [9].

Точность гибридной модели на валидационной выборке (30% данных) для двух конфигураций приведена в табл. 3. Включение сигнала текущей передачи снижает среднеквадратическую ошибку с 13,7 до 11,5 л/100 км, то есть на 16%. Гибридная модель с признаком передачи даёт накопленный расход 147,5 л, что соответствует отклонению от эталона 1,4%. Полученное снижение согласуется с результатами применения градиентного бустинга к данным телеметрии транспортных средств [11]. Соотношение точности моделей и условная важность признаков показаны на рис. 2.

Результаты оптимизации скоростного профиля методом динамического программирования при ограничении на увеличение времени в пути (β = 0,05) на маршруте Москва

Таблица 2
Откалиброванные параметры физической модели тягача Mercedes-Benz Actros 1845

Table 2
Calibrated parameters of the physical model of the Mercedes-Benz Actros 1845 tractor

Параметр	Обозначение	Диапазон поиска	Калиброванное значение
КПД трансмиссии	η	0,90–0,98	≈ 0,95
Коэффициент сопротивления качению	f	0,005–0,010	≈ 0,007
Удельный эффективный расход, г/(кВт·ч)	be	180–220	≈ 199
Приведённые механические потери, Н	Br	0–2000	≈ 600

Примечание: значения получены автоматической калибровкой методом Пауэлла по данным CAN-шины и приведены с округлением; диапазоны поиска заданы физически допустимыми ограничениями.
Note: the values were obtained through automatic calibration using the Powell method based on the CAN bus data; the values are rounded; the search ranges are defined by physically permissible limits.

Таблица 3
Точность гибридной модели (RMSE на валидационной выборке 30%)

Table 3
The accuracy of the hybrid model (RMSE using the 30% validation set)

Конфигурация модели	RMSE, л/100 км	Изменение, %
Гибридная модель без признака передачи	13,7	–
Гибридная модель с признаком передачи	11,5	–16
Удельный эффективный расход, г/(кВт·ч)	180–220	≈ 199
Приведённые механические потери, Н	0–2000	≈ 600

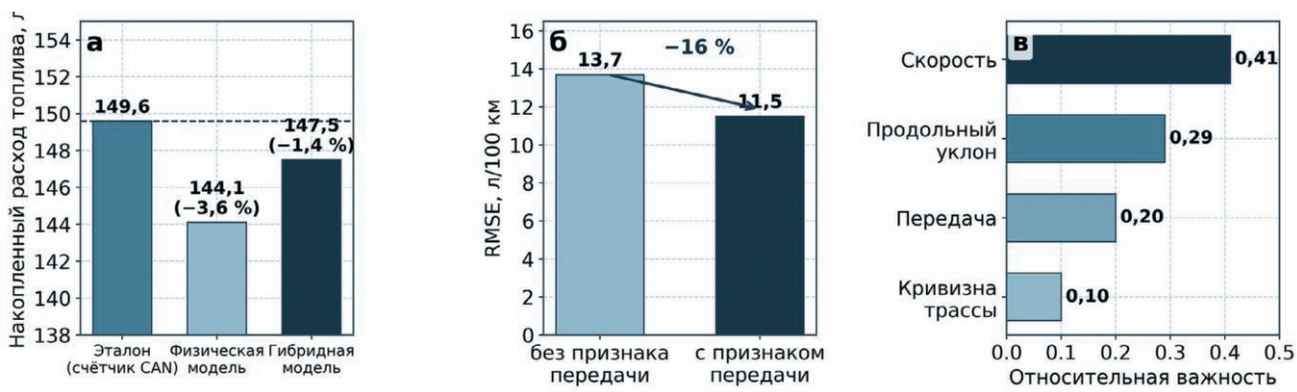


Рис. 2
Точность моделирования расхода топлива:
а – накопленный расход по эталону, физической и гибридной моделям;
б – среднеквадратическая ошибка гибридной модели без и с признаком передачи;
в – условная (иллюстративная) важность признаков модели LightGBM

Fig. 2
The accuracy of fuel consumption modelling:
cumulative consumption using the reference, physical and hybrid models (a);
root-mean-square error of the hybrid model without and with the gear feature (б);
conditional (illustrative) feature importance of the LightGBM model (в)

Таблица 4
Сравнение фактических и оптимальных показателей (Москва – Санкт-Петербург, М-11, 672,5 км)

Table 4
A comparison of the actual and optimal indicators (Moscow – Saint Petersburg, M-11, 672.5 km)

Показатель	Натурный эксперимент (водитель)	Расчёт (оптимальный профиль)	Изменение, %
Расход топлива, л	149,6	135,6	−9,3
Средняя скорость, км/ч	70,1	69,7	−0,6
Время в пути, мин	488,6	491,5	+0,6

Таблица 5
Сравнение результатов оптимизации на маршрутах Москва – Санкт-Петербург и Москва – Казань

Table 5
A comparison of the optimisation results for the Moscow – Saint Petersburg and Moscow – Kazan routes

Параметр	Москва – Санкт-Петербург (М-11)	Москва – Казань
Длина маршрута, км	672,5	809,1
СКЗ продольного уклона, %	1,21	1,60
Тип базового сценария	Натурный эксперимент (CAN)	Численное моделирование
Базовый расход топлива, л	149,6*	257,1**
Оптимальный расход топлива, л	135,6	230,3**
Экономия топлива, %	9,3	10,4
Изменение времени в пути, %	+0,6	+2,8

Примечание: * по данным CAN-шины; ** расчет авторов (численное моделирование).
Note: * based on the CAN bus data; ** authors' calculations (numerical simulation).

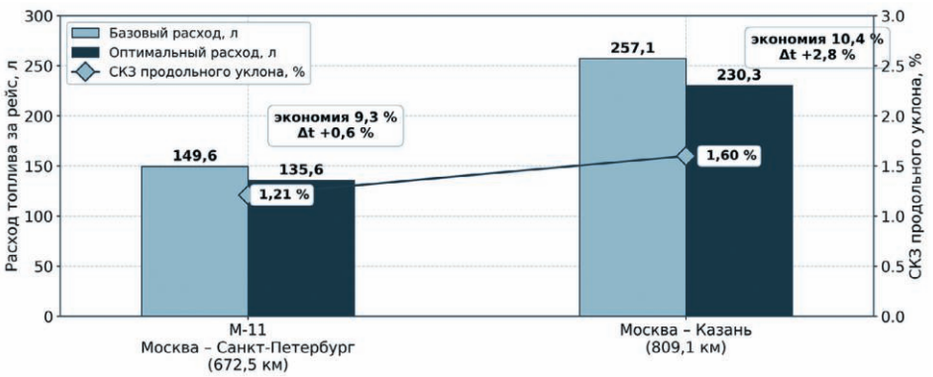


Рис. 3
Сравнение базового и оптимального расхода топлива на маршрутах Москва – Санкт-Петербург и Москва – Казань и среднеквадратическое значение продольного уклона маршрутов (вторая ось)

Fig. 3
A comparison of the baseline and optimal fuel consumption for the Moscow – Saint Petersburg and Moscow – Kazan routes and the root-mean-square value of the longitudinal gradient of the routes (secondary axis)

– Санкт-Петербург приведены в табл. 4. Расчётная экономия топлива составила 9,3% при увеличении времени движения менее чем на 0,6% (на 2,9 мин). Сравнение фактического и оптимального скоростного профиля на фрагменте маршрута показано на рис. 1, б: оптимальный профиль снижает скорость на подъёмах и повышает её на спусках в пределах разрешённого диапазона 60–80 км/ч.

Незначительное различие фактической и оптимальной средних скоростей объясняется тем, что в рассматриваемом рейсе водитель придерживался режима, близкого к оптимальному; для водителей с более высокой средней скоростью потенциал экономии выше. Полученное значение согласуется с оценками потенциала оптимизации скоростного режима [1].

Численное моделирование на маршруте Москва – Казань показало, что применение метода снижает расчётный расход топлива на 10,4% при увеличении времени в пути на 2,8%. Сравнение двух маршрутов приведено в табл. 5 и на рис. 3. Близость значений экономии на маршрутах различной протяжённости и рельефа (9,3 и 10,4%) подтверждает масштабируемость метода и его применимость без повторной калибровки. Более высокая экономия на маршруте Москва – Казань объясняется большим потенциалом адаптации профиля к переменному рельефу (СКЗ уклона 1,60% против 1,21%), что согласуется с выводами об эффективности упреждающего управления скоростью на переменном рельефе [5; 6].

Полученные результаты подтверждают возможность автоматической калибровки физической модели исключительно по данным CAN-шины без стендовых испытаний: погрешность 3,6% приемлема для задач оптимизации скоростного режима. Физическая интерпретация эффекта передачи состоит в том, что КПД трансмиссии зависит от включённой передачи, тогда как в физической составляющей он принят постоянным; машинная настройка компенсирует это упрощение, что соответствует принципу гибридного (физика и машинное обучение) моделирования расхода [11]. Влияние продольного уклона на расход, особенно при полной загрузке, согласуется с представлениями об энергоэффективности наземных транспортных средств [2].

Сравнение с альтернативными подходами подтверждает преимущества предложенной архитектуры: модели расхода, применяемые без калибровки к конкретным условиям эксплуатации, дают систематическую погрешность, что отмечается при выработке единых критериев энергоэффективности [2], тогда как калибруемая по CAN-шине гибридная модель обеспечивает более высокую точность. Достигнутая экономия 9,3% согласуется с оценками потенциала энергосбережения при оптимизации скоростного режима [1]. Ограничением работы является валидация на одном транспортном средстве; расширение на парк автомобилей с различными идентификационными номерами (VIN) и интеграция в телематические платформы составляют направления дальнейших исследований.

Заключение

В работе предложен метод оптимизации скоростного режима седельного тягача на основе гибридной модели расхода топлива с автоматической калибровкой по данным CAN-шины и разработано реализующее его программное обеспечение на языке Python – от декодирования лог-файлов до расчёта оптимального профиля скорости. Основные результаты состоят в следующем.

Показано, что автоматическая калибровка физической модели исключительно по данным CAN-шины без стендовых испытаний обеспечивает погрешность прогноза накопленного расхода топлива 3,6% относительно эталона, полученного по счётчику High_Resolution_Engine_Total_Fuel_Used. Установлено, что включение сигнала текущей передачи в число признаков гибридной модели (LightGBM) снижает среднеквадратическую ошибку прогноза с 13,7 до 11,5 л/100 км (на 16%). Экспериментально подтверждено, что оптимизация скоростного профиля методом динамического программирования на маршруте Москва – Санкт-Петербург (672,5 км) обеспечивает экономию топлива 9,3% при увеличении времени движения менее чем на 0,6%. Численным моделированием на маршруте Москва – Казань показано, что метод сохраняет работоспособность без повторной калибровки и дообучения при расчётной экономии 10,4%.

Практическая значимость работы в том, что метод не требует установки дополнительного оборудования и стендовых испытаний: калибровка выполняется по штатным данным CAN-шины, что делает его пригодным для внедрения в существующие телематические системы транспортных компаний. Дальнейшие исследования включают расширение валидации на парк автомобилей с различными VIN и интеграцию метода в модель прогноза транспортного потока в реальном времени.

Список литературы / References

1. Vahidi A., Sciarretta A. Energy saving potentials of connected and automated vehicles. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2018;95:822–843. https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.09.001

2. Гаевский В.В., Иванов А.М., Тарраф М., Дьяков Ф.К., Одинокова И.В., Шадрин С.С. Проблемы определения энергоэффективности наземных транспортных средств. *Труды НАМИ*. 2025;(4):36–45. Режим доступа: https://nami.elpub.ru/jour/article/view/420 (дата обращения: 13.07.2026).
Gaevskiy V.V., Ivanov A.M., Tarraf M., D'yakov F.K., Odinokova I.V., Shadrin S.S. Problems of determining energy efficiency of land vehicles. *Trudy NAMI*. 2025;(4):36–45. (In Russ.) Available at: https://nami.elpub.ru/jour/article/view/420 (accessed: 13.07.2026).

3. Кудрин А.Б., Никифорова П.А., Садовский Д.А., Шадрин С.С. Адаптация измерения расхода топлива автомобиля Renault Fluence, учитывающая давление в шинах. *Автомобиль. Дорога. Инфраструктура*. 2021;(1):1. Режим доступа: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/979 (дата обращения: 13.07.2026).
Kudrin A.B., Nikiforova P.A., Sadovsky D.A., Shadrin S.S. Adaptation of the vehicle fuel rate measurement Renault Fluence vehicle, taking into account the tire pressure. *Avtomobil'. Doroga. Infrastruktura*. 2021;(1):1. (In Russ.) Available at: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/979 (accessed: 13.07.2026).

4. Гечекбаев Ш.Д., Дадилов А.С., Абакаров А.А., Игитов Ш.М. Оценка финансовых потерь, обусловленных отклонениями давления в шинах от нормативных значений. *Автомобиль. Дорога. Инфраструктура*. 2026;(2):16. Режим доступа: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1565 (дата обращения: 13.07.2026).
Gechekbayev S.D., Dadilov A.S., Abakarov A.A., Igitov S.M. Estimation of financial losses caused by tire pressure deviations from regulated values. *Avtomobil'. Doroga. Infrastruktura*. 2026;(2):16. (In Russ.) Available at: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1565 (accessed: 13.07.2026).

5. Hooker J.N., Rose A.B., Roberts G.F. Optimal control of automobiles for fuel economy. *Transportation Science*. 1983;17(2):146–167. https://doi.org/10.1287/trsc.17.2.146

6. Hellström E., Åslund J., Nielsen L. Design of an efficient algorithm for fuel-optimal look-ahead control. *Control Engineering Practice*. 2010;18(11):1318–1327. https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2009.12.008

7. Ломов Д.А., Илюшин Д.Н., Салыкин Е.А. Оценка точности измерения расхода топлива по информации из бортовой CAN-шины автомобиля. *Автомобиль. Дорога. Инфраструктура*. 2024;(2):5. Режим доступа: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1352 (дата обращения: 13.07.2026).
Lomov D.A., Ilyushin D.N., Salykin E.A. Evaluation of the accuracy of measuring fuel consumption based on information from the on-board CAN bus of the car. *Avtomobil'. Doroga. Infrastruktura*. 2024;(2):5. (In Russ.) Available at: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1352 (accessed: 13.07.2026).

8. Wang L., Gonder J., Wood E., Ragatz A. The accuracy and correction of fuel consumption from controller area network broadcast. *SAE Technical Paper* 2017-01-7005. https://doi.org/10.4271/2017-01-7005

9. Pavlovic J., Fontaras G., Broekaert S., Ciuffo B., Ktistakis M.A., Grigoratos T. How accurately can we measure vehicle fuel consumption in real world operation? *Transportation Research Part D: Transport and Environment*. 2021;90:102666. https://doi.org/10.1016/j.trd.2020.102666

10. Савенков Н.В., Золотарев О.О. Метод определения характеристик двигателей автомобильной гибридной силовой установки в процессе дорожных испытаний. *Автомобиль. Дорога. Инфраструктура*. 2024;(2):2. Режим доступа: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1353 (дата обращения: 13.07.2026).
Savenkov N.V., Zolotarev O.O. Method for determining the characteristics of engines of a car equipped with a hybrid power unit control system during road tests. *Avtomobil'. Doroga. Infrastruktura*. 2024;(2):2. (In Russ.) Available at: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1353 (accessed: 13.07.2026).

11. Дубровский А.С., Шадрин С.С., Келлер А.В., Макарова Д.А., Фурлетов Ю.М. Определение повышенного расхода топлива автотранспортной техники с использованием методов глубокого обучения при анализе данных телеметрии. *Тракторы и сельхозмашины*. 2026;93(1):81–88. https://doi.org/10.17816/0321-4443-692985
Dubrovskii A.S., Shadrin S.S., Keller A.V., Makarova D.A., Furletov Y.M. Detection of increased fuel consumption in vehicles using deep learning in telematics data analysis. *Tractors and Agricultural Machinery*. 2026;93(1):81–88. (In Russ.) https://doi.org/10.17816/0321-4443-692985

12. Ke G., Meng Q., Finley T., Wang T., Chen W., Ma W. et al. LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. In: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, December 2017, pp. 3149–3157. Available at: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/6449f44a102fde848669bdd9eb6b76fa-Paper.pdf (accessed: 13.07.2026).

13. Химченко А.В., Мищенко Н.И., Колесникова Т.Н. Оптимизация режимов работы механизма отключения цилиндров двигателя. *Автомобиль. Дорога. Инфраструктура*. 2025;(1):4. Режим доступа: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1461 (дата обращения: 13.07.2026).
Khimchenko A.V., Mishchenko N.I., Kolesnikova T.N. Optimization of operating modes of the engine cylinder deactivation mechanism. *Avtomobil'. Doroga. Infrastruktura*. 2025;(1):4. (In Russ.) Available at: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1461 (accessed: 13.07.2026).

14. Савенков Н.В., Золотарев О.О. Рациональный выбор режимных параметров автомобильной гибридной силовой установки. *Автомобиль. Дорога. Инфраструктура*. 2023;(1):18. Режим доступа: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1197 (дата обращения: 13.07.2026).
Savenkov N.V., Zolotarev O.O. Rational choice of operating parameters of an automobile hybrid power plant. *Avtomobil'. Doroga. Infrastruktura*. 2023;(1):18. (In Russ.) Available at: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1197 (accessed: 13.07.2026).

15. Левин Д.Ю. Оптимизация скорости движения поездов. *Мир транспорта*. 2021;19(6):73–90. https://doi.org/10.30932/1992-3252-2021-19-6-10
Levin D.Yu. Optimising train speed. *World of Transport and Transportation*. 2021;19(6):73–90. https://doi.org/10.30932/1992-3252-2021-19-6-10

16. Шадрин С.С. Автономное транспортное средство команды BaseTracK в финале технологического конкурса «Зимний город». *Труды НАМИ*. 2020;(3):46–59. Режим доступа: https://nami.elpub.ru/jour/article/view/154 (дата обращения: 13.07.2026).
Shadrin S.S. The BaseTracK team autonomous vehicle, a finalist of the "Zimniy gorod" technological competition. *Trudy NAMI*. 2020;(3):46–59. (In Russ.) Available at: https://nami.elpub.ru/jour/article/view/154 (accessed: 13.07.2026).

17. Шадрин С.С., Макарова Д.А. Тенденции формирования требований к отчетности об эксплуатации автономных транспортных средств на дорогах общего пользования России. *Вестник Московского автомобильно-дорожного государственного технического университета (МАДИ)*. 2023;(1):35–41.
Shadrin S.S., Makarova D.A. Trends in the formation of requirements for reporting on the operation of autonomous vehicles on public roads in Russia. *Bulletin of the Moscow Automobile and Road Construction State Technical University (MADI)*. 2023;(1):35–41. (In Russ.)

18. Тыняный А.Г., Кристальный С.Р., Красавин П.А., Топорков М.А., Андреев А.Н. Актуальные вопросы совершенствования технического зрения при использовании на автомобилях. *Автомобиль. Дорога. Инфраструктура*. 2026;(1):6. Режим доступа: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1547 (дата обращения: 13.07.2026).
Tynyanyy A.G., Kristalniy S.R., Krasavin P.A., Toporkov M.A., Andreev A.N. Current issues in improving technical vision for use in vehicles. *Avtomobil'. Doroga. Infrastruktura*. 2026;(1):6. (In Russ.) Available at: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1547 (accessed: 13.07.2026).

19. Аземша С.А. Интеллектуальная система мультимаршрутного планирования работы пассажирских транспортных средств. *Автомобиль. Дорога. Инфраструктура*. 2026;(1):13. Режим доступа: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1552 (дата обращения: 13.07.2026).
Azemsha S.A. Public transport intelligent multi-route planning system. *Avtomobil'. Doroga. Infrastruktura*. 2026;(1):13. (In Russ.) Available at: https://www.adi-madi.ru/madi/article/view/1552 (accessed: 13.07.2026).

20. Щербин А.В. Повышение энергоэффективности и безопасности движения электромобилей путём использования мехатронных приводов в системах рулевого и тормозного управления. *Труды НАМИ*. 2026;(1):138–148. Режим доступа: https://nami.elpub.ru/jour/article/view/448 (дата обращения: 13.07.2026).
Shcherbin A.M. Improving energy efficiency and safety of driving of electric vehicles by using mechatronic drives in steering and brake systems. *Trudy NAMI*. 2026;(1):138–148. (In Russ.) Available at: https://nami.elpub.ru/jour/article/view/448 (accessed: 13.07.2026).

Информация об авторах
Дубровский Артём Семёнович – преподаватель Передовой инженерной школы технологического лидерства FDR, Московский политехнический университет, г. Москва, Российская Федерация; https://orcid.org/0009-0001-1685-7039; e-mail: a.s.dubrovskii@mospolytech.ru
Шадрин Сергей Сергеевич – доктор технических наук, профессор Передовой инженерной школы технологического лидерства FDR, Московский политехнический университет, г. Москва, Российская Федерация; https://orcid.org/0000-0002-2606-9984; e-mail: shadrin@madi.ru
Макарова Дарья Алексеевна – кандидат технических наук, старший преподаватель Передовой инженерной школы технологического лидерства FDR, Московский политехнический университет, г. Москва, Российская Федерация; https://orcid.org/0000-0002-0752-5075; e-mail: makarovadaria224@gmail.com
Фурлетов Юрий Михайлович – кандидат технических наук, доцент Передовой инженерной школы технологического лидерства FDR, Московский политехнический университет, г. Москва, Российская Федерация; https://orcid.org/0000-0002-5180-4899; e-mail: yury.furletov@gmail.com

Информация о статье
Поступила в редакцию: 06.06.2026
Поступила после рецензирования: 15.07.2026
Принята к публикации: 17.07.2026

Information about the authors
Artem S. Dubrovskii – Lecturer, Advanced Engineering School of Technological Leadership FDR, Moscow Polytechnic University, Moscow, Russian Federation; https://orcid.org/0009-0001-1685-7039; e-mail: a.s.dubrovskii@mospolytech.ru
Sergey S. Shadrin – Dr. Sci. (Eng.), Professor, Advanced Engineering School of Technological Leadership FDR, Moscow Polytechnic University, Moscow, Russian Federation; https://orcid.org/0000-0002-2606-9984; e-mail: shadrin@madi.ru
Daria A. Makarova – Cand. Sci. (Eng.), Senior Lecturer, Advanced Engineering School of Technological Leadership FDR, Moscow Polytechnic University, Moscow, Russian Federation; https://orcid.org/0000-0002-0752-5075; e-mail: makarovadaria224@gmail.com
Yury M. Furletov – Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Advanced Engineering School of Technological Leadership FDR, Moscow Polytechnic University, Moscow, Russian Federation; https://orcid.org/0000-0002-5180-4899; e-mail: yury.furletov@gmail.com

Article info
Received: 06.06.2026
Revised: 15.07.2026
Accepted: 17.07.2026