

УДК 629.5.083:004.85

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА СУДОВЫХ ДИЗЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ LSTM-НЕЙРОСЕТЕЙ

Гречушников Василий Вадимович¹, преподаватель

e-mail: mr.samsung1@mail.ru

Матвеев Юрий Иванович¹, д.т.н., профессор кафедры «Эксплуатация судовых энергетических установок»

e-mail: matveeveseu@mail.ru

¹ Нижегородское речное училище им. И.П. Кулибина, Нижний Новгород, Россия.

² Волжский государственный университет водного транспорта, Нижний Новгород, Россия

Аннотация. В статье рассматривается использование LSTM-нейросетей для прогнозирования остаточного ресурса судового дизеля, что позволяет планировать ремонт в момент, когда снижение эффективности становится экономически невыгодным. Приводится архитектура сбора данных и алгоритм формирования интеллектуальной ремонтной ведомости, ориентированной не только на предотвращение отказов, но и на поддержание оптимальной топливной экономичности.

Ключевые слова: энергоэффективность, интеллектуальная ремонтная ведомость, судовый дизель, остаточный ресурс, прогнозирование, LSTM, искусственный интеллект.

PREDICTION OF REMAINING USEFUL LIFE OF MARINE DIESEL ENGINES USING LSTM NETWORKS

Vasiliy V. Grechushnikov¹, Lecturer

e-mail: mr.samsung1@mail.ru

Yury I. Matveev², Professor of the Department «Operation of Marine Power Plants»

e-mail: matveeveseu@mail.ru

¹ I.P. Kulibin Nizhny Novgorod River College, Nizhny Novgorod, Russia

² Volga State University of Water Transport, Nizhny Novgorod, Russia

Abstract. This article discusses the use of LSTM neural networks to predict the remaining life of a marine diesel engine, enabling repair planning at the point where reducing efficiency becomes economically unviable. It presents a data collection architecture and an algorithm for generating an intelligent repair schedule, focused not only on preventing failures but also on maintaining optimal fuel efficiency.

Keywords: energy efficiency, intelligent repair sheet, marine diesel engine, remaining useful life, forecasting, LSTM, artificial intelligence.

Введение

Энергоэффективность морского транспорта становится критическим фактором как с экономической, так и с экологической точки зрения. Международная морская организация (ИМО) ужесточает требования к энергоэффективности судов [1].

Одним из ключевых факторов, влияющих на расход топлива, является техническое состояние судового дизеля. По мере износа деталей двигателя: падает компрессия в цилиндрах; ухудшается качество распыла топлива; растут механические потери на трение.

Всё это ведёт к росту удельного расхода топлива и выбросов [2]. При этом классические единые ремонтные ведомости ориентированы на предотвращение отказов, а не на поддержание оптимальной эффективности.

Это приводит к тому, что судно эксплуатируется с двигателем, имеющим повышенный расход топлива. Задача прогностического обслуживания — предсказать момент, когда снижение эффективности превышает стоимость ремонта [3].

LSTM-нейросети для прогноза ресурса

Для прогнозирования остаточного ресурса механизмов, влияющих на энергоэффективность, предлагается использовать LSTM-сети — тип рекуррентных нейросетей, способных анализировать долговременные зависимости во временных рядах, что делает их особенно эффективными для анализа медленно развивающихся процессов износа, характерных для судовых двигателей [4].

Первичными источниками информации служат датчики, установленные на критических узлах дизеля. Они подключены к программируемым логическим контроллерам (PLC), которые, по промышленным сетям, передают временные ряды на бортовой сервер. Далее данные транслируются на берег - либо в реальном времени через спутниковые каналы связи, либо автоматически при заходе судна в порт. На рисунке 1 представлена обобщённая архитектура сбора и передачи данных от первичных датчиков до LSTM-нейросети.



Рисунок 1 – Архитектура сбора и передачи данных для прогнозирования остаточного ресурса судового дизеля

На береговой облачной платформе выполняется основная вычислительная работа: предобработка данных, формирование обучающих выборок и непосредственно работа LSTM-модели.

После того как данные с датчиков собраны и переданы в облачную платформу, начинается этап обработки с использованием LSTM-нейросети. Процесс организован следующим образом. Входной временной ряд, содержащий значения вибрации, температуры, давления и параметров масла за последние 6–12 месяцев, разбивается на перекрывающиеся окна фиксированной длины (обычно 100–200 временных шагов). Каждое такое окно подаётся на вход LSTM-сети. Внутри сети данные проходят через три

специализированных вентиля: входной вентиль решает, какая информация из текущего окна является значимой и должна быть сохранена в долговременной памяти; вентиль забывания определяет, какая устаревшая информация более не нужна для прогноза; выходной вентиль формирует результат на основе всей накопленной памяти. Благодаря этой архитектуре LSTM способна отличать случайные кратковременные флуктуации параметров (например, разовый скачок вибрации из-за прохождения волны) от устойчивых трендов, свидетельствующих о прогрессирующем износе [5].

Единая интеллектуальная ремонтная ведомость, как способ повышения энергоэффективности

Классические ремонтные ведомости ориентированы на предотвращение внезапных отказов. Предлагаемый подход к формированию интеллектуальной единой ремонтной ведомости смещает акцент с технической критичности на экономическую целесообразность: элемент двигателя рекомендуется к замене не тогда, когда он вот-вот сломается, а когда дополнительные затраты на топливо, вызванные его изношенным состоянием, начинают превышать стоимость самого ремонта.

Работа системы строится на основе прогнозов, получаемых от LSTM-модели. После того как нейросеть для каждого контролируемого узла двигателя выдаёт два значения — прогнозируемый остаточный ресурс в часах и ожидаемый рост удельного расхода топлива как функцию времени — система переходит к расчёту экономического порога. На рисунке 2 представлен пример прогнозируемого роста удельного расхода топлива при износе цилиндропоршневой группы, рассчитанный LSTM-моделью.

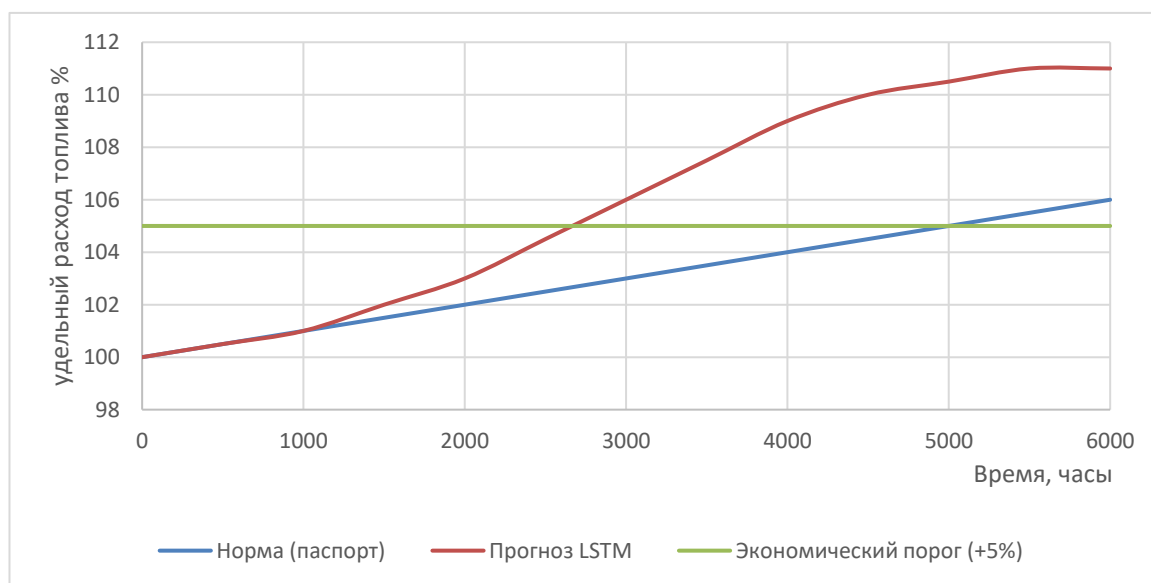


Рисунок 2 – Прогнозируемый рост удельного расхода топлива при износе деталей цилиндропоршневой группы

Как видно из графика, до наработки ~2000 часов прогноз LSTM практически совпадает с паспортной кривой. Однако после 2500 часов модель фиксирует ускоренный рост расхода, связанный с прогрессирующим износом поршневых колец и падением компрессии. Пересечение прогнозируемой кривой с экономическим порогом происходит в интервале между 2600 и 2800 часов наработки. Это означает, что уже при наработке ~2700 часов дополнительные затраты на топливо, вызванные износом механизма, начинают превышать стоимость его восстановления, и система рекомендует включить данный машинный механизм в интеллектуальную ремонтную ведомость. При этом критический отказ

наступает значительно позже — на 5000 часах, что подтверждает: экономически оптимальный момент ремонта наступает задолго до технического отказа.

LSTM-нейросеть сравнивает две величины: дополнительные топливные затраты при эксплуатации с изношенным узлом и стоимость его восстановления или замены. Если топливные потери превышают стоимость ремонта, объект диагностики автоматически включается в интеллектуальную единую ремонтную ведомость с обоснованием экономического эффекта от его замены. Если же затраты на топливо меньше стоимости ремонта, система предлагает отложить ремонт до следующего обслуживания, фиксируя в ведомости рекомендацию по усиленному контролю за данным узлом.

В обоих случаях финальное решение остаётся за главным механиком, который проверяет расчёты, учитывает эксплуатационные ограничения и утверждает окончательный план ремонтных работ.

В российских исследованиях, например в работе Тындыкарь (2026), также подтверждается эффективность применения методов машинного обучения для диагностики судовых технических средств, включая анализ вибрационных сигналов и параметров масла [6].

Интеллектуальная ремонтная ведомость, формируемая на основе прогнозов LSTM-нейросети, полностью соответствует актуальной нормативной базе судостроения. С 1 июля 2025 года вступил в силу национальный стандарт ГОСТ Р 72025-2025 «Ведомости заказа изделий судостроения. Требования к разработке и содержанию». Документ устанавливает требования к ведомостям заказа комплектующего оборудования и изделий, распространяясь в том числе на ремонтируемые суда [7]. С помощью нейросети обеспечивается цифровое обоснование каждой позиции ремонтной ведомости и переход от бумажного документооборота к интеллектуальным системам поддержки принятия решений. Таким образом, методология прогнозирования остаточного ресурса деталей судового дизеля не только повышает энергоэффективность флота, но и отвечает современным требованиям нормативной документации, что упрощает её внедрение в практику судоремонтных предприятий.

Заключение

Техническое состояние судового дизеля напрямую влияет на его энергоэффективность. Классические единые ремонтные ведомости, ориентированные на предотвращение отказов, не учитывают экономическую потерю от эксплуатации изношенного, но ещё работающего двигателя.

Рассматривается подход на основе LSTM-нейросетей, прогнозирующий не только остаточный ресурс, но и ожидаемый рост расхода топлива. Алгоритм интеллектуальной единой ремонтной ведомости принимает решение о ремонте, когда дополнительные затраты на топливо превышают стоимость ремонта.

Таким образом, единая ремонтная ведомость становится не просто перечнем работ, а экономическим инструментом, позволяющим балансировать между затратами на ремонт и потерями от снижения энергоэффективности. Такой подход особенно актуален для действующего флота, где износ машинного механизма достигает значительных величин [8].

Список литературы:

1. IMO. Resolution MEPC.346(78) – 2022 Guidelines on the Method of Calculation of the Attained Energy Efficiency Existing Ship Index (EEXI). – London: IMO, 2022.
2. MAN Energy Solutions. Condition Monitoring for Two-Stroke Engines. – Copenhagen: MAN ES, 2020.



3. Wärtsilä. Fuel efficiency and maintenance: White paper. – Helsinki: Wärtsilä Corporation, 2021.
4. Han P., Ellefsen A.L., Li G., Aesoy V., Zhang H. Fault Prognostics Using LSTM Networks: Application to Marine Diesel Engine // IEEE Sensors Journal. – 2021. – Vol. 21. – P. 1–10.
5. Velasco-Gallego C., Lazakis I. Mar-RUL: A remaining useful life prediction approach for fault prognostics of marine machinery // Applied Ocean Research. – 2023
6. Тындыкаръ Л.Н. Интеллектуальная система диагностики судовых технических средств с использованием методов модовой декомпозиции и машинного обучения // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2026. – Т. 18. – № 1. – С. 40–52. – DOI: 10.21821/2309-5180-2026-18-1-40-52
7. ГОСТ Р 72025-2025. Ведомости заказа изделий судостроения. Требования к разработке и содержанию : национальный стандарт Российской Федерации : утвержден и введен в действие Приказом Росстандарта от 16.04.2025 № 307-ст. – Введ. 2025–07–01. – М. : ФГБУ «Институт стандартизации», 2025. – 40 с.
8. Фадевнин Г.А., Душко В.Р. Состояние подготовки производства в судоремонтной отрасли России: анализ возможности применения инструментов на базе машинного обучения для оптимизации подготовки производства // Вестник Инженерной школы ДВФУ. – 2026. – № 1(66). – С. 60–67. – DOI: 10.24866/2227-6858/2026-1/60-67

