

УДК 629.5.083:004.85

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ РЕМОНТНАЯ ВЕДОМОСТЬ: ПРОГНОЗИРОВАНИЕ
РЕСУРСА СУДОВЫХ ДИЗЕЛЕЙ НА БАЗЕ LSTM-НЕЙРОСЕТЕЙ****Гречушников Василий Вадимович¹**, преподавательe-mail: mr.samsung1@mail.ru**Матвеев Юрий Иванович²**, д.т.н., профессор кафедры «Эксплуатация судовых энергетических установок»e-mail: matveeveseu@mail.ru¹ Нижегородское ордена «Знак Почёта» речное училище имени И.П. Кулибина, Нижний Новгород, Россия² Волжский государственный университет водного транспорта», Нижний Новгород, Россия

Аннотация. В статье рассматривается проблема низкой эффективности классических Единых ремонтных ведомостей (ЕРВ) при планировании ремонта судовых дизелей. Анализируются причины, по которым ремонт фактически выполняется по текущему состоянию, а не по предварительному плану. Предлагается концепция интеллектуальной ремонтной ведомости, формируемой на основе прогноза остаточного ресурса узлов с использованием LSTM-нейросетей.

Ключевые слова: судоремонт, единая ремонтная ведомость, судовой дизель, остаточный ресурс, прогнозирование, LSTM, искусственный интеллект, планово-предупредительный ремонт.

**INTELLIGENT REPAIR LIST: FORECASTING THE LIFESPAN OF MARINE
DIESEL ENGINES BASED ON LSTM NEURAL NETWORKS****Vasiliy V. Grechushnikov¹**, Lecturere-mail: mr.samsung1@mail.ru**Yury I. Matveev²**, Doctor of Technical Sciences, Professor of the Department "Operation of Marine Power Plants"e-mail: matveeveseu@mail.ru¹ Nizhny Novgorod Order of the Badge of Honor I.P. Kulibin River College, Nizhny Novgorod, Russia² Volga State University of Water Transport, Nizhny Novgorod, Russia

Abstract. This article examines the low efficiency of traditional Unified Repair Lists (URLs) when planning repairs for marine diesel engines. The reasons why repairs are actually performed based on the current condition rather than the preliminary plan are analyzed. A concept for an intelligent repair

list, generated based on the prediction of the remaining lifespan of components using LSTM neural networks, is proposed.

Keywords: ship repair, unified repair list, marine diesel engine, remaining life, forecasting, LSTM, artificial intelligence, scheduled preventive maintenance.

Введение

Современное состояние судоремонтной отрасли характеризуется разрывом между нормативной базой и реальной практикой. Классические Единые ремонтные ведомости (ЕРВ), разработанные на основе Методических указаний Минречфлота РСФСР от 09.10.1978, сегодня практически не применяются. Ремонт судов выполняется «по текущему состоянию» — план формируется уже после вскрытия механизмов и выявления дефектов, что ведёт к росту непредвиденных затрат и простоев.

Методические указания по применению единых ремонтных ведомостей заложили основы планово-предупредительного ремонта: агрегатно-узловой метод, «нулевой этап» изготовления запчастей, статистические нормативы износа. Для новых серийных судов система работала эффективно.

Однако сегодня возникли факторы, которые классическая ЕРВ не учитывает:

1. Старение флота. Фактический износ узлов часто превышает нормативный на 25–50%.
2. Модернизация. Замена оригинального оборудования делает исходную ЕРВ нерелевантной.
3. Скрытые дефекты. Значительная часть повреждений выявляется только при разборке.
4. Отсутствие единой системы сбора данных. Каждый ремонт начинается «с нуля».

Фадевин Г.А. и Душко В.Р. (2026) отмечают, что в судоремонтной отрасли России «ремонт выполняется не по ЕРВ, а по текущему состоянию двигателя». Итог: ЕРВ перестала быть инструментом прогнозирования.

Технологическое решение: прогноз остаточного ресурса

В международной практике прогностическое обслуживание рассматривается как оптимальный подход к управлению ремонтом. Его ключевой элемент — предсказание остаточного ресурса на основе данных датчиков.

1. LSTM-сети для прогнозирования

Одним из наиболее эффективных инструментов для прогнозирования временных рядов являются LSTM-сети (Long Short-Term Memory) — тип рекуррентных нейросетей, способный сохранять долговременные зависимости в данных. Nan P. с соавторами (2021) исследовали применимость LSTM для прогнозирования отказов судовых дизелей. На реальных данных двух типов неисправностей было показано, что LSTM-модели обеспечивают высокоточное предсказание RUL (средняя абсолютная ошибка составила менее 5% от общего ресурса) и хорошо обобщаются на новые данные.

2. Автоматический сбор данных

Ключевое условие работы ИИ — автоматическая телеметрия, а не ручной ввод механика. Датчики вибрации, температуры, давления, состава масла подключаются к программируемым логическим контроллерам (PLC), которые агрегируют данные в реальном времени. Далее данные передаются на бортовой сервер, а через спутниковую связь — в облачные платформы для анализа.

Процесс описывается формулой прогнозирования остаточного ресурса:

$$RUL = f(X_1, X_2, \dots, X_n) \quad (1)$$

где f — LSTM-модель;

$X_1 \dots X_n$ — временные ряды параметров (вибрация, металлы в масле, температура выхлопа).

Система сравнивает полученный прогноз с плановой наработкой до следующего ремонта и автоматически включает узел в ремонтную ведомость при выполнении условия:

$$RUL < T_{plan} \quad (2)$$

где T_{plan} — плановая наработка до следующего ремонта, часов.

На основе проведённого анализа предлагается концепция интеллектуальной ремонтной ведомости.

Алгоритм формирования:

1) С датчиков (вибрация, температура, металлы в масле) непрерывно собираются данные.

2) LSTM-нейросеть анализирует временные ряды и прогнозирует остаточный ресурс каждого узла.

3) Система сравнивает прогноз с плановой наработкой до следующего ремонта.

4) Формируется перечень работ: замене подлежат узлы, у которых прогнозируемый ресурс меньше плановой наработки: $RUL < T_{plan}$.

Нормативная база для внедрения уже формируется: с 1 июля 2025 года вступил в силу ГОСТ Р 72025-2025 «Ведомости заказа изделий судостроения», ориентированный на цифровое описание заказа и гармонизированный с международными стандартами IACS.

Заключение

Классические ЕРВ, эффективные для своего времени, сегодня не позволяют планировать судоремонт. Решение — переход к «предиктивной ЕРВ», формируемой LSTM-нейросетями на основе прогноза остаточного ресурса.

Данный подход:

1. снижает затраты на запасные части за счёт исключения преждевременных замен;
2. уменьшает риск внезапных отказов;
3. соответствует требованиям нового ГОСТ Р 72025-2025 и международным стандартам.

Дальнейшие исследования должны быть направлены на накопление обучающих выборок по отказам судовых дизелей и интеграцию прогнозных моделей в промышленное ПО для автоматического формирования ремонтных ведомостей.

Список литературы:

1. Методические указания по применению единых ремонтных ведомостей в судоремонте: утв. Минречфлотом РСФСР 09.10.1978. — М.: Транспорт, 1979. — 47 с.
2. 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
3. Velasco-Gallego C., Lazakis I. Mar-RUL: A remaining useful life prediction approach for fault prognostics of marine machinery // Applied Ocean Research. — 2023. — Vol. 140. — P. 103735.
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. Wialon. Отслеживание судов в реальном времени и контроль расхода топлива. Кейс Dewayles International Group. – 2024. – URL: <https://wialon.com/ru/case-studies/> (дата обращения: 26.03.2026)

6. ГОСТ Р 72025-2025. Ведомости заказа изделий судостроения. Требования к разработке и содержанию. — Введ. 2025–07–01. — М. : ФГБУ «Институт стандартизации», 2025. — 28 с.

