

УДК 629.5.062:004.8

КОНЦЕПЦИЯ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ПРЕДИКТИВНОГО ОБСЛУЖИВАНИЯ КОРПУСОВ СУДОВ

Трочук Антон Алексеевич¹, аспирант

e-mail: trochuk19@gmail.com

Рубан Анатолий Рашидович¹, кандидат технических наук, доцент, директор Института морских технологий, энергетики и транспорта

e-mail: a.ruban1974@mail.ru

¹ Астраханский государственный технический университет, Астрахань, Россия

Аннотация. Настоящая работа предлагает концепцию интеллектуальной системы оценки состояния корпуса, которая сама оценивает состояние корпуса на основе данных с датчиков. В основе три метода: гибридная модель коррозии (смесь физики и машинного обучения), нейросеть для расчёта усталости и автоэнкодер, который ловит микротрещины по акустической эмиссии. Финальный метод — это метод расчета остаточного ресурса корпуса судна (все методы собираются воедино, чтобы модель расчета рисков спрогнозировала, сколько ещё корпус прослужит без аварий).

Ключевые слова: предиктивное обслуживание, корпус судна, искусственный интеллект, мониторинг состояния, гибридные модели, остаточный ресурс.

CONCEPT OF APPLYING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS FOR PREDICTIVE MAINTENANCE OF SHIP HULLS

Anton A. Trochuk¹, Doctoral Student

e-mail: trochuk19@gmail.com

Anatoly R. Ruban¹, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Director of the Institute of Marine Technologies, Energy and Transport

e-mail: a.ruban1974@mail.ru

¹ Astrakhan State Technical University, Astrakhan, Russia

Abstract. This paper proposes a concept of an intelligent system for hull condition assessment that evaluates the hull state based on sensor data. It relies on three methods: a hybrid corrosion model (combining physics and machine learning), a neural network for fatigue assessment, and an auto-encoder that detects microcracks using acoustic emission. All these predictions are then integrated through a risk model — giving a realistic estimate of how much longer the hull will last.

Keywords: predictive maintenance, ship hull, artificial intelligence, condition monitoring, hybrid models, re-maining useful life.

Корпус судна устроен сложно, и условия его эксплуатации непростые. Морская вода, волны, вибрация от механизмов, удары при швартовке или во льдах — всё это создаёт тяжелые условия для корпуса судна при его эксплуатации. И здесь возникает важный эффект: разные факторы не просто действуют параллельно, а усиливают друг друга: где металл сильнее нагружен, там и ржавчина идёт быстрее, а сами трещины становятся новыми очагами коррозии. Те подходы мониторинга, которые в настоящий момент существуют, этот совместный эффект просто пропускают мимо, и в этом их слабость. А экономика сегодня диктует обратное: судоходным компаниям нужно максимально долго обходиться без ремонтов, но при этом не жертвовать безопасностью [7]. В связи с этим появляется потребность в системах, которые могли бы оценивать состояние корпуса судна без его постановки в док. Но когда речь заходит о внедрении подобных систем в каркасные сооружения, появляются проблемы. Особенно мешает большой поток данных - он ещё и неоднородный. Предсказать поведение громоздких конструкций сложно само по себе. Ещё сложнее собирать воедино данные разных типов без чёткого алгоритма. Данная работа направлена на преодоление перечисленных ограничений. В отличие от существующих разрозненных решений, посвящённых какому-либо одному механизму разрушения, здесь предлагается целостная архитектура, объединяющая мониторинг коррозии, усталости и трещинообразования в рамках единой аналитической платформы.

В технической эксплуатации морских судов исторически сложились две базовые стратегии. Планово-предупредительная предполагает проведение ремонтов по фиксированным интервалам времени независимо от реального состояния объекта. Аварийно-восстановительная — вмешательство только после возникновения отказа. Обе стратегии обладают фундаментальными ограничениями: плановая ведет к избыточным расходам на замену еще пригодных компонентов, аварийная — порождает недопустимые угрозы для жизни экипажа и экологии. Альтернативный подход, называемый предиктивным обслуживанием (Predictive Maintenance, PdM), ставит целью прогнозирование момента отказа конструкции из анализа непрерывного потока данных о ее состоянии [3]. Анализ существующих публикаций демонстрирует, что большинство работ посвящено либо исключительно коррозионным процессам, либо отдельно — усталостному поведению. В рамках исследований коррозионного мониторинга разрабатываются как физически осмысленные модели (например, модель Пайка для нелинейной кинетики), так и чисто эмпирические решения на базе регрессии или нейросетей [2]. Первые уступают в учёте реальных эксплуатационных пульсаций, вторые — в интерпретируемости и чувствительности к качеству обучающих выборок. Что касается усталостного повреждения, то здесь классически используется подход на основе циклического счёта нагружения (алгоритм «rainflow») с линейным суммированием повреждений по правилу Майнера. Более современные работы указывают, что рекуррентные нейросети (и особенно LSTM-архитектуры) способны моделировать историю нагружения точнее, улавливая эффекты последовательности и амплитуды циклов, которые игнорирует линейный подход [3]. Обнаружение зарождающихся трещин наиболее эффективно реализуется методами акустической эмиссии. Однако в условиях шумовой обстановки на судне выделение полезного сигнала — серьёзная задача. Перспективным направлением названо применение автоэнкодеров — нейросетевых архитектур, обученных на бездефектных данных и фиксирующих аномалию через резкий рост ошибки реконструкции. Из всего этого следует простой вывод: разрозненные методы по отдельности не работают. Нужна единая система, которая соберёт воедино данные и по коррозии, и по усталости, и по трещинам — и уже на их основе оценит реальный риск. В нашей модели эту роль выполняет модель Кокса — она связывает вероятность отказа с теми параметрами, которые система измеряет или предсказывает.



Система работает как единый конвейер (см. рисунок 1). Всё начинается с датчиков: они собирают информацию, как быстро «съедается» металл (это резистивные датчики), какие напряжения возникают в сварных швах и нагруженных местах (тензодатчики), не появились ли микротрещины (пьезодатчики акустической эмиссии), а также данные с датчиков режимных параметров — температура, солёность воды, скорость, крен, вибрация. После этого сырые цифры попадают в блоки анализа. Первый (модуль коррозии) рассчитывает коррозию: он берёт обычную формулу и добавляет к ней алгоритм машинного обучения (ML-алгоритм), который подгоняет скорость коррозии под реальные условия плавания. Это сохраняет физическую интерпретируемость и снижает требования к объёму обучающих данных. Второй оценивает усталость металла, анализируя напряжения в ключевых точках. Третий следит за сигналами акустической эмиссии и сигнализирует, если появляется что-то необычное — так ловятся микротрещины. А финальная модель объединяет все частные показатели — скорость коррозии, уровень усталости, наличие трещинной аномалии — и превращает их в вероятность отказа на заданном горизонте. На основе этого рассчитывается остаточный ресурс (время до достижения неприемлемого уровня риска) и формируется рекомендация: от спокойного «состояние в норме» до срочного требования ставить судно в док. Рекомендации подчиняются экономическому критерию — минимизации суммы затрат на осмотры, ремонты и взвешенной вероятности аварии. Все результаты — сырые данные, выходы моделей, прогнозы, рекомендации — планируется отображать на единой веб-панели управления. Этот интерфейс, доступный как на мостике судна, так и в береговом центре управления, обеспечивает интуитивную визуализацию состояния корпуса в реальном времени. На панели отображаются цветные карты коррозионного износа на 3D-модели корпуса, графики динамики индексов усталостного повреждения по ключевым точкам, карта расположения зафиксированных аномалий (трещин), диаграмма изменения интегрального индекса риска и прогнозируемого RUL, лента приоритетных оповещений и рекомендаций, а также исторические данные и отчёты для анализа тенденций.

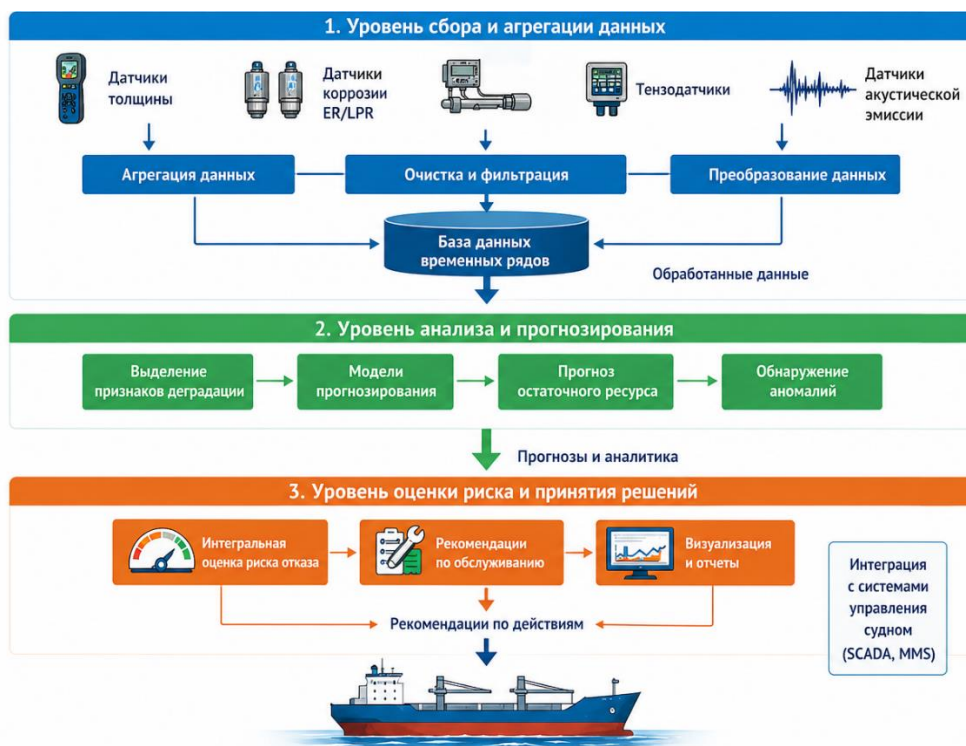


Рисунок 1 – Архитектура системы предиктивного обслуживания

Внедрение описанной системы предиктивного обслуживания позволит решить три задачи: экономические (снижение затрат на докование и ремонт), эксплуатационные (увеличение коэффициента технической готовности судна за счёт сокращения незапланированных простоев) и управленческие (создание объективной основы для принятия решений о продлении ресурса судна или списании). К ключевым научным результатам работы следует отнести: методологию гибридизации эмпирических зависимостей с алгоритмами машинного обучения применительно к морской коррозии; схему совместного использования автоэнкодерных сетей и модели пропорциональных рисков для прогнозирования ресурса крупногабаритных металлоконструкций; а также архитектурный шаблон системы распределённого мониторинга, допускающий поэтапное развёртывание от ограниченного набора датчиков до полномасштабного охвата всех критических зон корпуса. Дальнейшие исследования планируется направить на экспериментальную апробацию прототипа в условиях реальной эксплуатации.

Список литературы:

1. Джардин А.К.С., Лин Д., Баньевич Д. Обзор методов диагностики и прогнозирования для реализации концепции технического обслуживания по состоянию // Надёжность и безопасность технических систем. – 2008. – № 4. – С. 45–62.
 2. Пайк Дж.К. Практический нелинейный структурный анализ судов // Океаника. – 2008. – Т. 35. – № 5–6. – С. 12–28.
 3. Wang D., Tsui K.L., Miao Q. Prognostics and health management: A review on data driven approaches // Mathematical Problems in Engineering. – 2017. – Vol. 2017. – Article ID 7953017. – 17 p.
 4. Кириллова О.В. Методические рекомендации по подготовке и оформлению научных статей. – Москва: АНРИ, 2017. – 64 с.
 5. Кузнецов А.Ю., Бредихин С.В. Библиометрия и наукометрия: учебное пособие. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2015. – 120 с.
 6. International Maritime Organization (IMO). Guidelines for Maritime Cyber Risk Management. – London: IMO, 2017. – 32 p.
 7. ClassNK. Guidelines for Condition Based Maintenance. – Tokyo: ClassNK, 2020. – 48 p.
- Wang H., Osen O.L. Big data and artificial intelligence in the maritime industry // Journal of Marine Science and Technology. – 2021. – Vol. 26. – № 3. – P. 789–802.

