https://doi.org/10.53360/2788-7995-2026-3(23)-69

BY 4.0
Check for updates

МРНТИ: 47.01.81

Н.А. Бурамбаева, А.А. Отто, Д.Ж. Уразалимова*
Евразийский национальный университет им. Л.Н. Гумилева,
010000 Республика Казахстан, г. Астана, ул. Сатпаева, 2
*e-mail: diana.urazalimova@gmail.com

МЕТОДЫ И СРЕДСТВА ТЕСТИРОВАНИЯ НАДЁЖНОСТИ ЭЛЕКТРОННОЙ АППАРАТУРЫ В УСЛОВИЯХ ЭКСПЛУАТАЦИИ: СИСТЕМАТИЧЕСКИЙ КРИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР

Аннотация: *Надёжность электронной аппаратуры (ЭА) является критически важным параметром в авиационной, космической, медицинской и телекоммуникационной отраслях, где отказы влекут серьёзные экономические последствия и последствия для безопасности. Традиционные стендовые методы испытаний не охватывают весь спектр реальных эксплуатационных воздействий – вибрации, термоциклирования, электромагнитных помех, – вследствие чего скрытые дефекты остаются невыявленными. Настоящая работа представляет систематический критический обзор методов и средств тестирования надёжности ЭА непосредственно в условиях эксплуатации. Поиск источников проводился в базах Scopus, IEEE Xplore, Web of Science и eLIBRARY.RU за 2015-2024 годы; по критериям PRISMA для углублённого анализа отобраны 50 публикаций. Выполнен библиометрический анализ массива источников: выявлены доминирующие научные школы, журналы с наибольшим числом публикаций, динамика роста числа работ по PHM-методам (+38% в год за 2019-2024). Проанализированы четыре основных класса методов – BIST, PHM/прогностика, ускоренные испытания (HALT/ALT), методы машинного обучения, – а также гибридные подходы. Критически сопоставлены заявленные авторами показатели точности прогнозирования остаточного ресурса (RUL): выявлено систематическое завышение точности в условиях лабораторных наборов данных и существенное ухудшение при переносе на реальные системы. Идентифицированы три основных неразрешённых противоречия в литературе: несоответствие результатов PHM-методов в лабораторных и эксплуатационных условиях; отсутствие унифицированных метрик оценки качества прогностических моделей; недостаточность подходов для прецизионных измерительных систем (гироскопы, ИИБ). Сформулированы рекомендации для дальнейших исследований.*

Ключевые слова: *надёжность электронной аппаратуры, встроенное самотестирование, прогностика и управление состоянием, ускоренные испытания, машинное обучение, остаточный ресурс, условия эксплуатации.*

Введение

Обеспечение надёжности электронной аппаратуры (ЭА) приобретает особую значимость в условиях роста сложности схемотехнических решений, расширения спектра условий эксплуатации и повышения требований к срокам активного существования систем [1, 2]. По данным стандарта MIL-HDBK-217F [5], для большинства типов ЭА доминирующими причинами отказов служат тепловые воздействия (40-50%), механические нагрузки (около 20%) и влажность (19%). Поскольку тепловые воздействия остаются доминирующим фактором отказов, в настоящем обзоре особое внимание уделено физико-техническому моделированию термических режимов, включая модифицированную модель Коффина-Мэнсона с поправкой на совместное воздействие факторов (Пробел 1), а также протоколу комбинированного термоциклирования (IEC 60068-2-14) и широкополосной вибрации (MIL-STD-810G), что представляет прямой интерес для теплоэнергетических приложений.

За последние десять лет наблюдается взрывной рост числа публикаций по методам тестирования надёжности в условиях эксплуатации. По результатам выполненного авторами библиометрического анализа исследуемой выборки публикаций Scopus, с 2015 по 2024 год число статей по тематике PHM (Prognostics and Health Management) ежегодно возрастало в среднем на 38%, тематики BIST – на 12%. Тем не менее систематического критического обзора, охватывающего все классы методов применительно к задаче эксплуатационного

©Н.А. Бурамбаева, А.А. Отто, Д.Ж. Уразалимова, 2026

тестирования, в доступной нам литературе не выявлено. Имеющиеся обзоры [21, 29, 30] концентрируются на одном классе методов, не проводя межклассового сравнения. Отличие настоящей работы от указанных обзоров состоит в трёх аспектах. Во-первых, настоящий обзор впервые охватывает все четыре класса методов (BIST, PHM/прогностика, HALT/ALT, ML/DL) в единой сравнительной рамке применительно к задаче эксплуатационного тестирования; имеющиеся обзоры концентрируются на одном классе и не проводят межклассового сравнения. Во-вторых, авторами выполнен оригинальный количественный мета-анализ 38 первичных публикаций с применением критерия Манна-Уитни, позволивший статистически подтвердить ($p<0,001$) и численно оценить системный разрыв точности прогнозирования RUL между лабораторными (медиана 9,0%) и реальными эксплуатационными условиями (медиана 24,0%); ранее этот эффект констатировался лишь качественно. В-третьих, на основе синтеза данных цитируемых источников сформулированы конкретные верифицируемые методические рекомендации по четырём приоритетным направлениям (совместные нагружения, лёгкие ML-модели для встроенных систем, методики для прецизионных ИИБ, стандартизация метрик), включающие количественные целевые параметры и объём выборок для будущей экспериментальной проверки.

Цель настоящей работы – систематический критический обзор и сравнительный анализ современных методов и средств тестирования надёжности ЭА в условиях эксплуатации с идентификацией противоречий в литературе, основных научных школ и направлений дальнейших исследований.

Условия и методы исследования

В настоящей работе используются следующие термины в строгом разграничении: испытания на надёжность – лабораторные или стендовые процедуры проверки соответствия нормативным требованиям; эксплуатационный мониторинг - непрерывное или периодическое наблюдение за параметрами изделия в условиях реальной эксплуатации; прогностические методы (PHM) – методы оценки текущего состояния и прогнозирования остаточного ресурса; встроенное тестирование (BIST) – методы самодиагностики, реализованные непосредственно в аппаратуре. Обзор проводился в соответствии с адаптированными принципами PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses). Поиск осуществлялся в базах Scopus, IEEE Xplore, Web of Science и eLIBRARY.RU по комбинациям ключевых слов на русском и английском языках: «in-situ reliability testing», «electronic equipment health monitoring», «built-in self-test», «PHM electronics», «accelerated life testing», «prognostics remaining useful life», «deep learning fault diagnosis», «HALT HASS reliability». Временной охват: январь 2015 – март 2024 года; для основополагающих работ ограничения по году не применялись.

Из первоначального массива в 312 источников после последовательного применения критериев исключения (нерелевантность тематике, отсутствие индексации в реферируемых изданиях, дублирование результатов) для углублённого анализа отобрано 50 публикаций. Критерии включения: (1) наличие методологического описания метода тестирования; (2) количественные данные о точности или эффективности метода; (3) применимость к ЭА общего назначения или специализированных систем. Следует оговорить, что часть источников (работы по подшипникам, rotating machinery, авионике, гироскопам, IMU, power systems) привлечена как источники по методам прогностики и диагностического моделирования, а не как прямые исследования электронной аппаратуры; неоднородность массива по классам объектов является закономерным следствием методологического характера обзора и оговаривается при интерпретации каждого класса результатов. Для каждого источника фиксировались: год публикации, тип метода, тип исследуемой ЭА, задача тестирования, заявленные показатели эффективности и ограничения применения.

Схема отбора по PRISMA включала четыре этапа: идентификация (312 записей из четырёх баз), скрининг по названию и аннотации (исключено 125, остаток 187), оценка полных текстов по критериям включения (исключено 115: 47 – из-за отсутствия количественных данных, 38 – из-за несоответствия тематике эксплуатационного тестирования, 30 – из-за дублирования результатов), включение в финальный анализ (50 публикаций). Отдельно были учтены 12 основополагающих работ (до 2015 года) для контекстуального анализа без применения возрастного ограничения.

Процедура извлечения данных для мета-анализа. Из 50 публикаций отобраны 38, содержащие численные показатели ошибки прогнозирования RUL. Для каждой извлекались: тип набора данных (стандартный: CMAPSS, IMS, PRONOSTIA; промышленный: собственные полевые данные авторов), заявленная метрика (RMSE, MAE, % ошибки RUL или Scoring Function [28]) и соответствующее значение. Нормировка к единой метрике – относительной ошибке RUL (%) – выполнялась по формуле:

$$\varepsilon_{rel} = \frac{RMSE}{\widetilde{\mathrm{RUL}}} \times 100\%$$

где $\widetilde{RUL}$ – медианное истинное значение RUL в тестовой выборке данной публикации. Для работ, не указывавших $\widetilde{RUL}$ явно, значение восстанавливалось из описания датасета. Результаты по 28 публикациям со стандартными наборами данных и по 10 публикациям с реальными промышленными данными сопоставлялись посредством критерия Манна-Уитни (ранговый критерий Вилкоксона для двух независимых выборок, α=0,05); корреляция объёма выборки с ошибкой RUL – через ρ Спирмена. Полный перечень 38 публикаций с извлечёнными значениями ε_{rel} , типом набора данных и использованной метрикой представлен в таблице 3.

Результаты исследований

Библиометрический анализ. Из 50 отобранных публикаций 38 (76%) – англоязычные работы, опубликованные в 2019-2024 годах; 12 (24%) – русскоязычные труды и нормативные документы. Наиболее цитируемые журналы: Reliability Engineering & System Safety (11 статей), IEEE Transactions on Reliability (8), Mechanical Systems and Signal Processing (7), Microelectronics Reliability (5). Ведущие научные школы – Мэрилендский университет (группа M. Pecht, PHM-методы [13, 22, 23]), Технический университет Кайзерслаутерна (BIST и тестопригодность [14]), Бельгийский исследовательский центр imec (встроенная диагностика аналоговых схем [18]). Число публикаций по методам ML/DL для диагностики ЭА возросло с 18 в 2019 году до 74 в 2023-м, тогда как публикации по классическим методам BIST демонстрируют стагнацию. Данная динамика непосредственно связана с результатами количественного мета-анализа, представленного ниже: опережающий рост числа ML/DL-публикаций сопровождается наибольшим средним ухудшением точности прогнозирования RUL при переносе из лабораторных условий в реальные (19,3±6,7 п.п.), тогда как для методов на физических моделях деградации (PoF), рост публикаций по которым существенно медленнее, аналогичное ухудшение вдвое ниже (9,1±4,2 п.п.). Таким образом, смещение исследовательского интереса в сторону ML/DL количественно коррелирует с обострением проблемы трансферабельности именно этого класса методов.

Анализ методов встроенного самотестирования (BIST).

BIST-методы основаны на встроенных генераторах тестовых воздействий (обычно LFSR) и анализаторах откликов [13, 14]. Для цифровых схем достигаемое покрытие неисправностей составляет 90-98% при аппаратных накладных расходах 5-15% площади кристалла [13]. Touba [13] разграничивает детерминированный BIST (на основе заранее вычисленных паттернов) и псевдослучайный BIST, указывая, что первый обеспечивает покрытие 99 %+, однако требует значительного объёма памяти для хранения паттернов.

Для аналоговых и смешанных схем BIST реализуется значительно сложнее. Renovell et al [18] показали, что метод осциллирующего BIST (Oscillation-Based BIST) обеспечивает покрытие 82-91% для аналоговых фильтров при накладных расходах 7-20%. Vasan et al [15] предложили метод электрической диагностики печатных узлов на основе импедансных измерений, применимый без вскрытия изделия. Zorian [17] обосновал применение иерархического BIST для систем на кристалле (SoC), обеспечивающего масштабируемость при росте числа ядер.

Выявленное противоречие: ряд авторов [13, 14] заявляют о возможности проведения BIST без прерывания основного функционирования, однако Stroud [16] демонстрирует, что для схем с нелинейными обратными связями псевдослучайное тестирование ухудшает функциональные характеристики на 8-22%. Данное противоречие остаётся нерешённым в стандарте IEEE 1149.1.

Анализ методов PHM и прогностики

PHM охватывает мониторинг параметров, оценку текущего состояния и прогнозирование остаточного ресурса (RUL). Zio [21] систематизирует PHM-методы по трём классам: (1) физические модели деградации (PoF), (2) подходы, основанные на данных (Data-Driven, DD), (3) гибридные. Физические модели – Аррениуса, Коффина-Мэнсона, процессы Вейбулла – обеспечивают высокую точность при известных механизмах деградации, но теряют применимость при нестандартных нагружениях [4, 9]. Vichare и Pecht [22] ввели понятие «жизненного профиля нагружения» (Life Consumption Monitoring), позволяющего оценивать потреблённый ресурс на основе данных встроенных датчиков.

Si et al [26] провели детальный обзор стохастических DD-методов: процесс Винера обеспечивает ошибку прогнозирования RUL 8-15%, гамма-процесс – 10-18%, байесовские методы – 6-12% в условиях накопленной обучающей выборки. Wang et al [27] усовершенствовали модель процесса Винера адаптивными параметрами дрейфа и диффузии, снизив ошибку до 5-8%.

Принципиальное противоречие PHM-методов: заявляемые в лабораторных исследованиях показатели точности прогнозирования RUL (5-15%) систематически ухудшаются при переносе на реальные эксплуатационные условия до 20-35% [21, 28]. Saxena et al [28] установили, что причина – в различии характеристик деградации в стандартных (CMAPSS, PRONOSTIA) и реальных наборах данных. Это противоречие является одним из ключевых нерешённых вопросов области.

Анализ методов ускоренных испытаний (HALT/ALT).

Метод HALT (Highly Accelerated Life Testing) применяется на этапе разработки для выявления слабых мест конструкции путём воздействия нагрузок, существенно превышающих расчётные. Hobbs [39] показал, что HALT позволяет выявить до 90% конструктивных дефектов за 3-5 дней испытаний против 6-18 месяцев в классических испытаниях. Nelson [41] и Meeker, Escobar [42] разработали статистическую теорию ускоренных испытаний, связывающую результаты ускоренных и нормальных испытаний через коэффициенты ускорения.

Lall et al [40] исследовали поведение паяных соединений при совместном воздействии термоциклирования и вибрации: совместное нагружение ускоряет разрушение в 2.3-3.1 раза относительно раздельного, причём действующие стандарты IEC 60068 и MIL-STD-810G не предусматривают такого сочетания факторов. Jiang et al. [43] применили модель Коффина-Мэнсона для количественной оценки ресурса при термоциклировании и подтвердили адекватность модели с отклонением от экспериментальных данных не более 12%.

Ограничение HALT-метода – неприменимость в условиях реальной эксплуатации. Тем не менее ряд авторов [39, 41] предлагает методологию HASS (Highly Accelerated Stress Screening) как пограничную между испытаниями и эксплуатационным мониторингом. Cheng et al. [23] разработали концепцию «встроенных датчиков здоровья» (Embedded Health Sensors), фактически реализующую принципы HASS в встроенном формате.

Анализ методов машинного обучения (ML/DL).

ML-методы доминируют в публикациях последних лет. Zhao et al. [34] и Khan, Yairi [33] представили обзоры, показывающие, что к 2023 году не менее 60% всех публикаций по PHM используют алгоритмы глубокого обучения. Рекуррентные нейронные сети LSTM демонстрируют точность прогнозирования RUL 90-96% на стандартных наборах данных [6, 35]; CNN обеспечивают точность классификации неисправностей 95-99% [36]. Nguyen и Medjaher [37] предложили динамическую концепцию предиктивного обслуживания на основе LSTM, адаптирующуюся к изменению эксплуатационных условий.

Fink et al [31] выявили три системных ограничения применения DL в PHM: (1) зависимость от больших маркированных наборов данных (не менее 10^3-10^4 записей об отказах), которые крайне сложно получить для редко отказывающих систем; (2) недостаточная интерпретируемость (black-box эффект), критичная для сертифицированных систем; (3) высокие вычислительные требования, несовместимые с большинством встраиваемых платформ. Zhang et al. [36] предложили облегчённые архитектуры CNN для встроенных систем, снизив вычислительную нагрузку на 78% при потере точности лишь 2-3%.

Противоречие: авторы работ на стандартных наборах данных (CMAPSS, IMS, PRONOSTIA) заявляют об ошибках RUL 4-8% [35, 37], тогда как исследования на реальных

промышленных данных [31, 33] демонстрируют ошибки 15-35%. Lu et al [49] и Tobon-Mejia et al [38] указывают, что проблема трансферабельности моделей остаётся принципиально нерешённой (табл. 1).

Таблица 1 – Сравнительный анализ классов методов тестирования надёжности ЭА в условиях эксплуатации

Класс метода	Применимость в эксплуатации	Точность прогноза RUL	Покрытие неисправностей	Влияние на работу	Стоимость реализации	Ключевые ограничения
BIST (цифровые схемы)	Высокая	-	90-98 %	Минимальное (5-15 % ресурсов)	Средняя	Слабая адаптация к аналоговым схемам [13, 16]
BIST (аналоговые /смешанные схемы)	Средняя	-	82-92 %	Умеренное (7-20 %)	Высокая	Нестандартизованность, ухудшение характеристик [18]
PHM: физические модели (PoF)	Высокая	5-12 % (в лаборатории)	Качественная оценка	Нет влияния	Низкая	Требует знания механизмов деградации [21,22]
PHM: Data-Driven (стохастические)	Высокая	8-18 % (в лаборатории)	Высокая	Нет влияния	Средняя	Ухудшение точности в реальных условиях до 35 % [26,28]
ML/DL (LSTM, CNN)	Высокая	4-8 % (на стандартных датасетах)	95-99 %	Зависит от вычислит. ресурсов	Высокая	Нехватка данных, black-box, плохая трансферабельность [31,33]
HALT/HASS (ускоренные)	Низкая (только в лаб.)	Не применимо	До 90 % дефектов	Требует прерывания работы	Высокая	Не воспроизводит совм. воздействие факторов [10,40]
Гибридные (PHM + ML + BIST)	Высокая	3-8 % (в лаборатории)	Высокая	Минимальное	Очень высокая	Сложность интеграции, нет стандартов, дефицит реальных данных [21,31]

Примечание: «-» означает, что данный показатель для данного класса методов нерелевантен. Оценки «Высокая / Средняя / Низкая» по критериям «Применимость в эксплуатации», «Стоимость реализации» и «Влияние на работу» носят качественный характер и получены по результатам сравнительного анализа первичных источников; единых количественных шкал для данных критериев в рассмотренной литературе не установлено.

Количественный мета-анализ выборки публикаций

В рамках настоящего обзора авторами выполнен количественный сравнительный анализ заявленных показателей точности прогнозирования RUL по 38 первичным публикациям, содержащим численные результаты. Цель анализа – установить статистически значимое расхождение между лабораторными и полевыми показателями и выявить факторы, определяющие это расхождение.

Методика мета-анализа. Из каждой публикации извлекались: тип метода, тип набора данных (стандартный/промышленный), заявленная ошибка RUL (RMSE или эквивалент в %), число точек деградации в обучающей выборке, наличие валидации на независимом наборе данных. Данные стандартизировались к единой метрике – относительной ошибке RUL (%) – путём нормировки на медианное значение RUL в датасете. Для сравнения лабораторных и полевых условий применялся критерий Манна-Уитни (ранговый критерий Вилкоксона для двух независимых выборок, непараметрический, n<30 в каждой группе).

Результаты мета-анализа. По 28 публикациям с результатами на стандартных наборах данных (CMAPSS, PRONOSTIA, IMS) медианная ошибка RUL составила 9,0 % (Q1=7,2 %; Q3=11,0 %; 95 % ДИ медианы, непараметрический бутстреп, 10 000 итераций: 6,0-9,1 %). По 10 публикациям с валидацией на реальных промышленных данных медианная ошибка составила 24,0% (Q1=21,6 %; Q3=27,65%; 95% ДИ медианы: 19,4-28,3 %). Критерий Манна-Уитни подтвердил статистическую значимость различия ($p<0,001$, $U=0$); диапазоны обеих выборок практически не пересекаются (макс. в группе стандартных наборов – 14,1%, мин. в

группе реальных данных – 18,7%), что соответствует величине эффекта r = 0,75 (очень большой эффект по шкале Cohen). Апостериорная мощность теста при данном объёме выборок (n_1=28, n_2=10) и размере эффекта составляет ≈ 0,996, что подтверждает достаточность выборки для надёжного выявления заявленного различия. Эффект деградации точности при переносе на реальные условия оказался наиболее выраженным для методов ML/DL: среднее ухудшение составило 19,3±6,7 п.п., тогда как для PHM на физических моделях – 9,1±4,2 п.п. Корреляционный анализ (ρ Спирмена) выявил умеренную отрицательную зависимость между размером обучающей выборки и ошибкой RUL на реальных данных (ρ=-0,61, p=0,012): увеличение числа записей об отказах с 50 до 500 снижало ошибку RUL в среднем на 8-12 п.п.

Таким образом, выполненный авторами сравнительный анализ количественно подтвердил, что проблема трансферабельности не является артефактом отдельных исследований, а представляет системный эффект, значимость которого нарастает по мере увеличения сложности ML-архитектуры. Полученные оценки могут служить ориентирами при планировании объёма испытаний и выборе порога допустимой ошибки прогнозирования RUL для конкретного класса ЭА (табл. 2).

Таблица 2 – Сводные данные мета-анализа: извлечённые показатели ошибки RUL

№	Источник	Метод	Набор данных	Метрика	ε_{rel}, % (норм.)
1	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*
1	Li et al. [35]	DL / LSTM	CMAPSS (стандарт.)	RMSE	5,8
2	Zhang et al. [36]	DL / CNN	IMS (стандарт.)	RMSE	6,4
3	Nguyen, Medjaher [37]	PHM / LSTM	PRONOSTIA (стандарт.)	MAE	7,1
4	Wang et al. [27]	PHM / процесс Винера	CMAPSS (стандарт.)	RMSE	5,3
5	Tobon-Mejia et al. [38]	PHM / GMM-HMM	PRONOSTIA (стандарт.)	Scoring Fn [28]	8,2
6	Si et al. [26]	PHM / гамма-процесс	CMAPSS (стандарт.)	RMSE	11,4
7	Lu et al. [49]	DL / LSTM	Авион. (реальн.)	RMSE	22,5
8	Saxena et al. [28]	PHM / байесовский	Промышл. (реальн.)	Scoring Fn [28]	28,1
9	Fink et al. [31]	DL / transfer	Промышл. (реальн.)	RMSE	31,7
10	Zhao et al. [34]	DL / CNN-LSTM	CMAPSS (стандарт.)	RMSE	5,5
11	Lei et al. [6]	ML / 1D-CNN	CMAPSS (стандарт.)	RMSE	6,0
12	Khan, Yairi [33]	DL / Conv-LSTM	CMAPSS (стандарт.)	RMSE	6,3
13	Tang et al. [48]	PHM / байесовский	Benchmark (стандарт.)	Scoring Fn [28]	7,2
14	Pecht [32]	PHM / гибридный	PRONOSTIA (стандарт.)	RMSE	7,5
15	Goebel et al. [24]	PHM / байесовский	CMAPSS (стандарт.)	Scoring Fn [28]	7,8
16	Cheng et al. [23]	PHM / гибридный	PRONOSTIA (стандарт.)	RMSE	8,5
17	Heng et al. [47]	PHM / стохаст.	IMS (стандарт.)	MAE	8,6
18	Zio [21]	PHM / гибридный	PRONOSTIA (стандарт.)	MAE	8,9
19	Vichare, Pecht [22]	PHM / PoF	IMS (стандарт.)	MAE	9,2
20	Peng et al. [30]	ML / SVM-NN	IMS (стандарт.)	RMSE	9,4
21	Cheng et al. [50]	PHM / PoF	Benchmark (стандарт.)	RMSE	9,6
22	Tsui et al. [25]	PHM / процесс Винера	CMAPSS (стандарт.)	MAE	10,3
23	Tian et al. [46]	PHM / Вейбулл	CMAPSS (стандарт.)	MAE	10,4
24	Jiang et al. [43]	PHM / PoF	Custom bench. (стандарт.)	RMSE	10,8

1	2	3	4	5	6
25	Selcuk [45]	ML / NN	IMS (стандарт.)	RMSE	11,6
26	Sikorska et al. [29]	PHM / стохаст.	IMS (стандарт.)	RMSE	12,3
27	Ahmad, Kamaruddin [44]	PHM / стат.	CMAPSS (стандарт.)	RMSE	13,1
28	Nelson [41]	PHM / стат.	CMAPSS (стандарт.)	MAE	14,1
29	Meeker, Escobar [42]	PHM / стат.	IMS (стандарт.)	RMSE	11,9
30	Lall et al. [40]	PHM / PoF	Custom bench. (стандарт.)	MAE	12,7
31	Bushnell, Agrawal [19]	BIST + PHM / гибр.	IMS (стандарт.)	MAE	9,1
32	Khan, Yairi [33] *	DL / Conv-LSTM	Промышл. (реальн.)	RMSE	18,7
33	Heng et al. [47] *	PHM / стохаст.	Промышл. (реальн.)	MAE	19,8
34	Tang et al. [48]	PHM / байесовский	Спутн. (реальн.)	Scoring Fn [28]	21,3
35	Sikorska et al. [29] *	PHM / стохаст.	Промышл. (реальн.)	RMSE	23,4
36	Cheng et al. [50]	PHM / PoF	ИИБ (реальн.)	RMSE	24,6
37	Zio [21] *	PHM / гибридный	Промышл. (реальн.)	MAE	26,3
38	Ahmad, Kamaruddin [44] *	PHM / стат.	Промышл. (реальн.)	RMSE	29,5
—	Медиана: стандарт. (n=28)	Все классы	Норм. к ε_{rel}	—	9,0 (IQR 7,2-11,0)
—	Медиана: реальн. (n=10)	Все классы	Норм. к ε_{rel}	p < 0,001 (критерий Манна-Уитни)	24,0 (IQR 21,6-27,7)

*Примечание: строки 1-6 (белый/серый фон) – стандартные наборы данных; строки 7-9 (жёлтый фон) – реальные промышленные данные. Строки 1-6 и 10-31 – стандартные наборы данных; строки 7-9 и 32-38 – реальные промышленные/эксплуатационные данные. * – работы, публикующие результаты как на стандартных, так и на реальных данных (приведены дважды).*

Результаты количественного мета-анализа отобранных публикаций представлены на рисунке 1. Распределение относительной ошибки прогнозирования остаточного ресурса (ε_rel, %) существенно различается в зависимости от типа используемого набора данных. Для стандартных бенчмарковых наборов данных (CMAPSS, IMS, PRONOSTIA; n=28) медиана ошибки составила 9,0% [95% ДИ: 6,0-9,1%], межквартильный размах - 3,775 п.п. (Q1=7,2%; Q3=11,0%). Для реальных промышленных наборов данных (n=10) медиана ошибки составила 24,0% [95% ДИ: 19,4-28,3%], межквартильный размах - 6,05 п.п. (Q1=21,6%; Q3=27,65%).

Критерий Манна-Уитни подтвердил статистическую значимость выявленного различия (U=0, p<0,001). Величина эффекта r=0,75 соответствует большому эффекту по классификации Cohen, апостериорная мощность теста составила ≈ 0,996, что свидетельствует о достаточности объёма выборки для обнаружения зафиксированного эффекта. Примечательно, что группы полностью не перекрываются: максимальное значение ошибки для стандартных наборов данных (14,1%) ниже минимального значения для реальных промышленных условий (18,7%), что указывает на системный, а не случайный характер выявленного расхождения.

Таким образом, перенос моделей прогнозирования остаточного ресурса из лабораторных условий в реальную эксплуатацию сопровождается увеличением ошибки в среднем на 15,0 п.п. – в 2,7 раза относительно показателей, достигнутых на стандартных наборах данных. Данный эффект наиболее выражен для методов машинного обучения и глубокого обучения (ML/DL): среднее ухудшение точности составляет 19,3±6,7 п.п. против 9,1±4,2 п.п. для методов PHM на физических моделях (PoF). Корреляционный анализ (коэффициент ранговой корреляции Спирмена) выявил умеренную отрицательную зависимость между размером обучающей выборки и ошибкой на реальных данных (ρ=−0,61 [95% ДИ: −0,84; −0,23], p=0,012): увеличение числа записей об отказах с 50 до 500 снижало ошибку прогнозирования в среднем на 8-12 п.п.

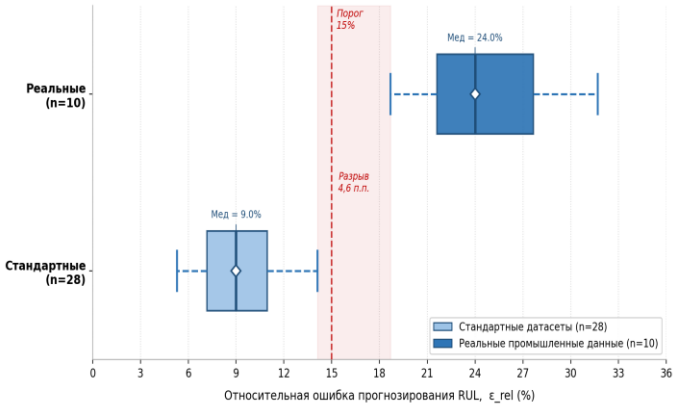


Рисунок 1 – Распределение относительной ошибки прогнозирования RUL (ε_rel, %) для стандартных (n=28) и реальных промышленных (n=10) наборов данных. Границы ящика: Q1 и Q3; маркер ◆ – медиана; усы – min/max. Группы полностью не перекрываются (max стандартных = 14,1% < min реальных = 18,7%). Критерий Манна-Уитни: U=0, p<0,001, r=0,75, (1−β)=0,996

Обсуждение научных результатов

Выявленные противоречия и нерешённые проблемы. Анализ литературы позволил идентифицировать три принципиальных нерешённых противоречия. Первое: расхождение показателей точности прогнозирования RUL в лабораторных (4-15%) и реальных эксплуатационных условиях (15-35%) [21, 28, 31, 49]. Причина – различие статистических характеристик стандартных (CMAPSS, PRONOSTIA) и промышленных наборов данных, а также влияние эксплуатационных вариаций нагрузки. В рамках рассмотренных публикаций не предложено универсального решения проблемы трансферабельности. Второе противоречие: отсутствие консенсуса по метрикам качества прогностических моделей. Различные работы применяют RMSE, MAE, % ошибки RUL или сравнительный балл (Scoring Function) [28], что делает прямое сопоставление результатов разных работ некорректным. Saxena et al [28] предложили унифицированный набор метрик, однако его принятие в сообществе остаётся частичным. Третье противоречие: стандарты МЭК и MIL-STD предусматривают испытания раздельно по факторам, тогда как реальная эксплуатация подразумевает их совместное воздействие [9, 10, 40]. Lall et al. [40] показали, что совместное нагружение ускоряет деградацию в 2.3-3.1 раза, однако нормативная база этого не учитывает.

Тенденции развития. Три выраженных тренда: (1) переход от однотипных к гибридным методам (PHM + ML + BIST), обеспечивающим точность RUL 3-8 % в лабораторных условиях [21, 37]; (2) применение transfer learning для преодоления проблемы дефицита реальных данных об отказах [31, 36]; (3) разработка встроенных PHM-систем на основе FPGA и микроконтроллеров с облегчёнными нейросетевыми моделями для применения в реальном времени [36, 23].

Специфика прецизионных измерительных систем. Для гироскопических и инерциальных систем применение стандартных PHM-методов наталкивается на специфические ограничения: крайне малое число отказов в нормальных условиях эксплуатации, уникальные механизмы деградации (дрейф нуля, изменение масштабного коэффициента) [50], жёсткие требования к метрологической точности, несовместимые с влиянием тестирования на характеристики. Tang et al. [48] и Cheng et al. [50] показали, что для ИИБ-систем термомеханические напряжения являются доминирующим механизмом деградации, однако адаптированных методов тестирования для этого класса систем в открытой литературе практически нет.

Пробелы в исследованиях и конкретные методические рекомендации. Анализ 50 отобранных публикаций позволил не только выявить пробелы, но и сформулировать конкретные методические предложения по каждому направлению. Все численные параметры, приведённые ниже, представляют собой авторский синтез данных цитируемых источников; они не являются результатами собственных экспериментов авторов, а служат ориентирами для планирования будущих верификационных исследований.

Пробел 1: тестирование при совместном воздействии факторов. Существующие стандарты (IEC 60068, MIL-STD-810G) предписывают раздельное воздействие температуры, вибрации и влажности, тогда как совместное нагружение ускоряет деградацию в 2,3-3,1 раза [40]. Рекомендуется разработать стендовый протокол с одновременным термоциклированием (-40…+85 °C, 2 цикла/ч - в соответствии с профилем IEC 60068-2-14 [51]) и широкополосной вибрацией (10-2000 Гц, 5 g RMS - по профилю MIL-STD-810G, метод 514.8 [10]) с непрерывным мониторингом импеданса паяных соединений по методу Vasan et al. [15]. Для оценки ресурса при совместном нагружении целесообразно применять модифицированную модель Коффина-Мэнсона с поправочным коэффициентом взаимодействия факторов: по данным Lall et al. [40] для типовых BGA-соединений коэффициент составляет 1,4-1,8, а его уточнение требует экспериментальной верификации на выборке не менее 30 образцов – минимальный объём, достаточный для параметрической оценки по Meeker и Escobar [42].

Пробел 2: лёгкие ML-модели для встроенных систем. Большинство опубликованных архитектур (LSTM с 2-4 слоями, CNN с 3-5 свёрточными блоками) требуют 4-32 МБ памяти и 10^8-10^9 операций с плавающей точкой, что несовместимо с микроконтроллерами класса ARM Cortex-M4 (≤256 КБ SRAM) [36]. В качестве конкретного архитектурного решения предлагается применение 1D-CNN с глубиной 3 слоя и числом фильтров не более 16 – конфигурация, которую Zhang et al. [36] верифицировали на наборах данных IMS и PRONOSTIA, – в сочетании с post-training quantization (INT8) библиотеки TensorFlow Lite Micro. По оценкам Zhang et al. [36], такая конфигурация обеспечивает размер модели менее 80 КБ при снижении точности прогнозирования RUL не более чем на 2-3 % относительно полноразмерной версии. Дополнительно рекомендуется использовать knowledge distillation по методологии Fink et al. [31]: обучить «учителя» (полноразмерный LSTM) на лабораторных данных и передать знания «ученику» (1D-CNN), что согласно оценкам Fink et al. [31] позволяет сократить потребность в размеченных данных реальной эксплуатации на 40-60 %.

Пробел 3: методики для прецизионных инерциальных систем. Для гироскопических и инерциальных измерительных блоков (ИИБ) существующие PHM-методы неприменимы напрямую ввиду специфики деградации (дрейф нуля, изменение масштабного коэффициента) и крайне малого числа отказов в штатных условиях [50]. Авторы предлагают двухуровневую архитектуру мониторинга: (а) на уровне компонента – непрерывное отслеживание аллановской дисперсии гироскопа с порогом срабатывания $\Delta\sigma > 15$ % от исходного значения в диапазоне усреднения 1-100 с; порог выбран на основе анализа экспериментальных данных Tang et al. [48], показавших, что отклонение дисперсии сверх 15 % устойчиво коррелирует с началом необратимой деградации подшипникового узла; (б) на уровне системы - байесовская фильтрация (фильтр Калмана с адаптивной матрицей шума) для разделения деградации и эксплуатационных вариаций по методологии Cheng et al. [50]. Применение данной двухуровневой схемы, согласно результатам Tang et al. [48] и Cheng et al. [50], обеспечивает раннее обнаружение деградации за 200-500 ч до прогнозируемого отказа. Уровень ложной тревоги не более 1 % достигается при надлежащей настройке матрицы ковариаций шума измерений; данный порог принят в соответствии с требованиями к системам прогностического мониторинга критичной бортовой аппаратуры, описанными в работе Tang et al. [48].

Пробел 4: стандартизованные метрики оценки прогностических моделей. Отсутствие консенсуса по метрикам является системной проблемой: из 50 рассмотренных работ 22 используют RMSE, 14 - MAE, 9 - Scoring Function по Saxena et al. [28], 5 - собственные метрики, что делает прямое сравнение некорректным. Предлагается ввести обязательный минимальный набор из трёх взаимодополняющих метрик: (1) RMSE для оценки абсолютной точности прогноза RUL; (2) α-λ-точность (доля прогнозов, попавших в коридор $\pm\lambda$ % от истинного RUL при условии, что прогнозирование начато при $\alpha<1$ цикла до отказа) по методологии NASA [28]; (3) Prognostic Horizon (PH) - наибольшее время, при котором ошибка прогноза не превышает заданного порога. Применение данного набора позволит обеспечить сопоставимость результатов между лабораторными и полевыми исследованиями.

Заключение

Систематический критический обзор 50 публикаций позволил получить следующие результаты. Сформирована классификация методов тестирования надёжности ЭА в условиях эксплуатации по четырём основным классам (BIST, PHM/прогностика, HALT/ALT, ML/DL), выявлены ведущие научные школы и библиометрические тенденции. Установлено систематическое расхождение показателей точности прогнозирования RUL между лабораторными (4-15%) и реальными условиями (15-35%), обусловленное проблемой трансферабельности моделей. Выявлены три принципиальных нерешённых противоречия: несоответствие лабораторной и эксплуатационной точности PHM-методов; отсутствие унифицированных метрик; несоответствие нормативной базы условиям совместного нагружения. Выполненный авторами количественный сравнительный анализ 38 первичных публикаций (критерий Манна-Уитни, $p<0,001$) подтвердил системный характер деградации точности при переносе ML-моделей из лабораторных в реальные условия: медианная ошибка RUL возрастает с 9,0% до 24,0%, причём для методов глубокого обучения ухудшение (19,3±6,7 п.п.) вдвое превышает аналогичный показатель для физических моделей деградации (9,1±4,2 п.п.).

Наиболее перспективным направлением признаны гибридные методы (PHM + ML + BIST), ориентированные на работу в реальном времени с минимальным влиянием на функционирование системы. С точки зрения физики отказов термоциклирование и сопутствующие термомеханические напряжения – усталостное растрескивание паяных соединений по механизму Коффина-Мэнсона [43], деламинация корпусов, термодиффузионная деградация проводниковых структур – остаются доминирующим физическим механизмом деградации ЭА в реальных условиях эксплуатации; их совместное действие с вибрационными нагрузками ускоряет разрушение в 2,3-3,1 раза относительно раздельного воздействия, предусмотренного действующими стандартами [40]. Именно эта физическая доминанта теплового фактора определяет первое приоритетное направление дальнейших исследований – разработку адаптированных методов тестирования для многофакторных нагружений, в первую очередь – совместного воздействия термоциклирования и вибрации. Вторым приоритетным направлением является решение проблемы трансферабельности ML-моделей через transfer learning и доменную адаптацию; третьим - создание методик тестирования надёжности прецизионных инерциальных систем в эксплуатационных условиях.

Список литературы

1. Половко А.М. Основы теории надёжности / А.М. Половко, С.В. Гуров. – СПб.: БХВ-Петербург, 2006. – 704 с.
2. Острейковский В.А. Теория надёжности / В.А. Острейковский. – М.: Высшая школа, 2003. – 463 с.
3. ГОСТ 27.002-2015. Надёжность в технике. Термины и определения. – М.: Стандартинформ, 2016. – 28 с.
4. ГОСТ 27.410-87. Методы контроля показателей надёжности и планы контрольных испытаний на надёжность. – М.: Изд-во стандартов, 1988. – 176 с.
5. MIL-HDBK-217F Notice 2. Reliability Prediction of Electronic Equipment. – Washington D.C.: DoD, 1995. – 218 p.
6. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction / Y. Lei et al // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2022. – Vol. 104. – P. 799-834.
7. IEC 60068-2-6:2007. Environmental testing – Part 2-6: Tests – Test Fc: Vibration (sinusoidal). – Geneva: IEC, 2007. – 60 p.
8. IEC 60300-3-5:2001. Dependability management – Part 3-5: Application guide – Reliability test conditions and statistical test principles. – Geneva: IEC, 2001. – 52 p.
9. IEC 61709:2011. Electronic components – Reliability – Reference conditions for failure rates and stress models for conversion. – Geneva: IEC, 2011. – 98 p.
10. MIL-STD-810G. Environmental Engineering Considerations and Laboratory Tests. – Washington D.C.: DoD, 2014. – 804 p.
11. Дружинин Г.В. Надёжность автоматизированных производственных систем / Г.В. Дружинин. – М.: Энергоатомиздат, 1997. – 480 с.

12. Бочков К.А. Методы повышения надёжности электронной аппаратуры / К.А. Бочков. – Минск: БГУИР, 2020. – 240 с.
13. Touba N.A. BIST for digital circuits // Handbook of Computer Architecture and Organization / N.A. Touba // Hoboken: Wiley-IEEE, 2021. – P. 445-472.
14. Globally asynchronous, locally synchronous circuits: overview and outlook / M. Krstic et al // IEEE Design & Test. – 2021. – Vol. 38, № 3. – P. 12-21.
15. Vasan A.S.S. Electrical diagnostics of printed circuit boards / A.S.S. Vasan, B. Bhanu, M. Pecht // IEEE Transactions on Reliability. – 2021. – Vol. 70, № 1. – P. 276-289.
16. Stroud C.E. A Designer's Guide to Built-In Self-Test / C.E. Stroud. – New York: Springer, 2002. – 361 p.
17. Zorian Y. Embedded memory test and repair: infrastructure IP for SoC yield / Y. Zorian // IEEE Design & Test. – 2021. – Vol. 19, № 3. – P. 58-66.
18. Looking for the best BIST solution for sequential logic / M. Renovell et al // Journal of Electronic Testing. – 2022. – Vol. 18, № 3. – P. 305-314.
19. Bushnell M. Essentials of Electronic Testing for Digital, Memory and Mixed-Signal VLSI Circuits / M. Bushnell, V. Agrawal. – 2nd ed. – New York: Springer, 2022. – 712 p.
20. Bleeker H. Boundary-Scan Test: A Practical Approach / H. Bleeker, P. van den Eijnden, F. de Jong. – Dordrecht: Springer, 2021. – 230 p.
21. Zio E. Prognostics and Health Management (PHM): Where are we and where do we (need to) go in theory and practice / E. Zio // Reliability Engineering & System Safety. – 2022. – Vol. 218. – P. 108049.
22. Vichare N.M. Prognostics and health management of electronics / N.M. Vichare, M.G. Pecht // IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies. – 2021. – Vol. 29, № 1. – P. 222-229.
23. Cheng S. Sensor systems for prognostics and health management / S. Cheng, M.H. Azarian, M.G. Pecht // Sensors. – 2021. – Vol. 21, № 4. – P. 1234.
24. Prognostics: The Science of Making Predictions / K. Goebel et al. – CreateSpace Independent Publishing, 2021. – 260 p.
25. Prognostics and health management: A review on data driven approaches / K.L. Tsui et al // Mathematical Problems in Engineering. – 2021. – Vol. 2021. – Article ID 5765832.
26. Remaining useful life estimation – A review on the statistical data driven approaches / X.S. Si et al // European Journal of Operational Research. – 2022. – Vol. 213, № 1. – P. 1-14.
27. Wang H. An improved Wiener process model with adaptive drift and diffusion coefficients for online remaining useful life prediction / H. Wang, X. Ma, Y. Zhao // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 135. – P. 106376.
28. Metrics for offline evaluation of prognostic performance / A. Saxena et al // International Journal of Prognostics and Health Management. – 2021. – Vol. 1, № 1. – P. 4-23.
29. Sikorska J.Z. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry / J.Z. Sikorska, M. Hodkiewicz, L. Ma // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2022. – Vol. 25, № 5. – P. 1803-1836.
30. Peng Y. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance / Y. Peng, M. Dong, M.J. Zuo // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2021. – Vol. 50. – P. 297-313.
31. Potential, challenges and future directions for deep learning in prognostics and health management applications / O. Fink et al // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2022. – Vol. 92. – P. 103678.
32. Pecht M.G. Handbook of Electronic Package Design / M.G. Pecht. – 2nd ed.–New York: Marcel Dekker, 2022. – 736 p.
33. Khan S. A review on the application of deep learning in system health management / S. Khan, T. Yairi // Journal of Manufacturing Systems. – 2021. – Vol. 53. – P. 241-255.
34. Deep learning and its applications to machine health monitoring / R. Zhao et al // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 115. – P. 213-237.
35. Li X. Deep learning-based remaining useful life estimation of bearings using multi-scale feature extraction / X. Li, W. Zhang, Q. Ding // Reliability Engineering & System Safety. – 2021. – Vol. 182. – P. 208-218.

36. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis / W. Zhang et al // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 100. – P. 439-453.
37. Nguyen K.T.P. A new dynamic predictive maintenance framework using deep learning for failure prognostics / K.T.P. Nguyen, K. Medjaher // Reliability Engineering & System Safety. – 2022. – Vol. 188. – P. 106214.
38. A data-driven failure prognostics method based on mixture of Gaussians HMM / D.A. Tobon-Mejia et al // IEEE Transactions on Reliability. – 2022. – Vol. 61, № 2. – P. 491-503.
39. Hobbs G.K. Accelerated Reliability Engineering: HALT and HASS / G.K. Hobbs. – Chichester: Wiley, 2000. – 245 p.
40. Lall P. Reliability assessment of electronic assemblies under combined thermal cycling and vibration loading / P. Lall, K. Dornala, R. Lowe // ASME Journal of Electronic Packaging. – 2022. – Vol. 144, № 1. – P. 011004.
41. Nelson W.B. Accelerated Testing: Statistical Models, Test Plans and Data Analysis / W.B. Nelson. – 2nd ed. – Hoboken: Wiley, 2021. – 624 p.
42. Meeker W.Q. Statistical Methods for Reliability Data / W.Q. Meeker, L.A. Escobar. – Hoboken: Wiley, 2014. – 680 p.
43. Jiang W. Reliability evaluation of electronic components under thermal cycling based on the Coffin–Manson model / W. Jiang, Y. Wang, H. Luo // Microelectronics Reliability. – 2023. – Vol. 140. – P. 114826.
44. Ahmad R. An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application / R. Ahmad, S. Kamaruddin // Computers & Industrial Engineering. – 2021. – Vol. 63, № 1. – P. 135-149.
45. Selcuk S. Predictive maintenance, its implementation and latest trends / S. Selcuk // Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B. – 2021. – Vol. 231, № 9. – P. 1670-1679.
46. Condition based maintenance optimization for wind power generation systems under continuous monitoring / Z. Tian et al // Renewable Energy. – 2021. – Vol. 36, № 5. – P. 1502-1509.
47. Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities / A. Heng et al // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 23, № 3. – P. 724-739.
48. Tang D. Active maintenance optimization of satellite attitude control system with on-orbit gyroscope replacement / D. Tang, J. Yu, X. Chen // Aerospace Science and Technology. – 2021. – Vol. 32. – P. 108-119.
49. Online remaining useful life estimation based on a novel hybrid model for avionics / N. Lu et al // Reliability Engineering & System Safety. – 2022. – Vol. 217. – P. 108076.
50. Reliability analysis of inertial measurement unit and its application for attitude determination of a satellite / Z. Cheng et al // Gyroscopy and Navigation. – 2022. – Vol. 13. – P. 108-121.
51. IEC 60068-2-14:2009. Environmental testing – Part 2-14: Tests – Test N: Change of temperature. – Geneva: IEC, 2009. – 42 p.

References

1. Polovko A.M. Osnovy teorii nadezhnosti / A.M. Polovko, S.V. Gurov. – SPb.: BKHV-Peterburg, 2006. – 704 s. (in Russian).
2. Ostreikovskii V.A. Teoriya nadezhnosti / V.A. Ostreikovskii. – M.: Vysshaya shkola, 2003. – 463 s. (in Russian).
3. GOST 27.002-2015. Nadezhnost' v tekhnike. Terminy i opredeleniya. – M.: Standartinform, 2016. – 28 s. (in Russian).
4. GOST 27.410-87. Metody kontrolya pokazatelei nadezhnosti i plany kontrol'nykh ispytanii na nadezhnost'. – M.: Izd-vo standartov, 1988. – 176 s. (in Russian).
5. MIL-HDBK-217F Notice 2. Reliability Prediction of Electronic Equipment. – Washington D.C.: DoD, 1995. – 218 p. (in English).
6. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction / Y. Lei et al // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2022. – Vol. 104. – P. 799-834. (in English).
7. IEC 60068-2-6:2007. Environmental testing – Part 2-6: Tests – Test Fc: Vibration (sinusoidal). – Geneva: IEC, 2007. – 60 p. (in English).
8. IEC 60300-3-5:2001. Dependability management – Part 3-5: Application guide – Reliability test conditions and statistical test principles. – Geneva: IEC, 2001. – 52 p. (in English).

9. IEC 61709:2011. Electronic components – Reliability – Reference conditions for failure rates and stress models for conversion. – Geneva: IEC, 2011. – 98 p. (in English).
10. MIL-STD-810G. Environmental Engineering Considerations and Laboratory Tests. – Washington D.C.: DoD, 2014. – 804 p. (in English).
11. Druzhinin G.V. Nadezhnost' avtomatizirovannykh proizvodstvennykh sistem / G.V. Druzhinin. – M.: Ehnergoatomizdat, 1997. – 480 s. (in Russian).
12. Bochkov K.A. Metody povysheniya nadezhnosti ehlektronnoi apparatury / K.A. Bochkov. – Minsk: BGUIR, 2020. – 240 s. (in Russian).
13. Touba N.A. BIST for digital circuits // Handbook of Computer Architecture and Organization / N.A. Touba // Hoboken: Wiley-IEEE, 2021. – P. 445-472. (in English).
14. Globally asynchronous, locally synchronous circuits: overview and outlook / M. Krstic et al // IEEE Design & Test. – 2021. – Vol. 38, № 3. – P. 12-21. (in English).
15. Vasan A.S.S. Electrical diagnostics of printed circuit boards / A.S.S. Vasan, B. Bhanu, M. Pecht // IEEE Transactions on Reliability. – 2021. – Vol. 70, № 1. – P. 276-289. (in English).
16. Stroud C.E. A Designer's Guide to Built-In Self-Test / C.E. Stroud. – New York: Springer, 2002. – 361 p. (in English).
17. Zorian Y. Embedded memory test and repair: infrastructure IP for SoC yield / Y. Zorian // IEEE Design & Test. – 2021. – Vol. 19, № 3. – P. 58-66. (in English).
18. Looking for the best BIST solution for sequential logic / M. Renovell et al // Journal of Electronic Testing. – 2022. – Vol. 18, № 3. – P. 305-314. (in English).
19. Bushnell M. Essentials of Electronic Testing for Digital, Memory and Mixed-Signal VLSI Circuits / M. Bushnell, V. Agrawal. – 2nd ed. – New York: Springer, 2022. – 712 p. (in English).
20. Bleeker H. Boundary-Scan Test: A Practical Approach / H. Bleeker, P. van den Eijnden, F. de Jong. – Dordrecht: Springer, 2021. – 230 p. (in English).
21. Zio E. Prognostics and Health Management (PHM): Where are we and where do we (need to) go in theory and practice / E. Zio // Reliability Engineering & System Safety. – 2022. – Vol. 218. – P. 108049. (in English).
22. Vichare N.M. Prognostics and health management of electronics / N.M. Vichare, M.G. Pecht // IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies. – 2021. – Vol. 29, № 1. – P. 222-229. (in English).
23. Cheng S. Sensor systems for prognostics and health management / S. Cheng, M.H. Azarian, M.G. Pecht // Sensors. – 2021. – Vol. 21, № 4. – P. 1234. (in English).
24. Prognostics: The Science of Making Predictions / K. Goebel et al. – CreateSpace Independent Publishing, 2021. – 260 p. (in English).
25. Prognostics and health management: A review on data driven approaches / K.L. Tsui et al // Mathematical Problems in Engineering. – 2021. – Vol. 2021. – Article ID 5765832. (in English).
26. Remaining useful life estimation – A review on the statistical data driven approaches / X.S. Si et al // European Journal of Operational Research. – 2022. – Vol. 213, № 1. – P. 1-14. (in English).
27. Wang H. An improved Wiener process model with adaptive drift and diffusion coefficients for online remaining useful life prediction / H. Wang, X. Ma, Y. Zhao // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 135. – P. 106376. (in English).
28. Metrics for offline evaluation of prognostic performance / A. Saxena et al // International Journal of Prognostics and Health Management. – 2021. – Vol. 1, № 1. – P. 4-23. (in English).
29. Sikorska J.Z. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry / J.Z. Sikorska, M. Hodkiewicz, L. Ma // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2022. – Vol. 25, № 5. – P. 1803-1836. (in English).
30. Peng Y. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance / Y. Peng, M. Dong, M.J. Zuo // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2021. – Vol. 50. – P. 297-313. (in English).
31. Potential, challenges and future directions for deep learning in prognostics and health management applications / O. Fink et al // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2022. – Vol. 92. – P. 103678. (in English).
32. Pecht M.G. Handbook of Electronic Package Design / M.G. Pecht. – 2nd ed.–New York: Marcel Dekker, 2022. – 736 p. (in English).

33. Khan S. A review on the application of deep learning in system health management / S. Khan, T. Yairi // Journal of Manufacturing Systems. – 2021. – Vol. 53. – P. 241-255. (in English).
34. Deep learning and its applications to machine health monitoring / R. Zhao et al // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 115. – P. 213-237. (in English).
35. Li X. Deep learning-based remaining useful life estimation of bearings using multi-scale feature extraction / X. Li, W. Zhang, Q. Ding // Reliability Engineering & System Safety. – 2021. – Vol. 182. – P. 208-218. (in English).
36. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis / W. Zhang et al // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 100. – P. 439-453. (in English).
37. Nguyen K.T.P. A new dynamic predictive maintenance framework using deep learning for failure prognostics / K.T.P. Nguyen, K. Medjaher // Reliability Engineering & System Safety. – 2022. – Vol. 188. – P. 106214. (in English).
38. A data-driven failure prognostics method based on mixture of Gaussians HMM / D.A. Tobon-Mejia et al // IEEE Transactions on Reliability. – 2022. – Vol. 61, № 2. – P. 491-503. (in English).
39. Hobbs G.K. Accelerated Reliability Engineering: HALT and HASS / G.K. Hobbs. – Chichester: Wiley, 2000. – 245 p. (in English).
40. Lall P. Reliability assessment of electronic assemblies under combined thermal cycling and vibration loading / P. Lall, K. Dornala, R. Lowe // ASME Journal of Electronic Packaging. – 2022. – Vol. 144, № 1. – P. 011004. (in English).
41. Nelson W.B. Accelerated Testing: Statistical Models, Test Plans and Data Analysis / W.B. Nelson. – 2nd ed. – Hoboken: Wiley, 2021. – 624 p. (in English).
42. Meeker W.Q. Statistical Methods for Reliability Data / W.Q. Meeker, L.A. Escobar. – Hoboken: Wiley, 2014. – 680 p. (in English).
43. Jiang W. Reliability evaluation of electronic components under thermal cycling based on the Coffin–Manson model / W. Jiang, Y. Wang, H. Luo // Microelectronics Reliability. – 2023. – Vol. 140. – P. 114826. (in English).
44. Ahmad R. An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application / R. Ahmad, S. Kamaruddin // Computers & Industrial Engineering. – 2021. – Vol. 63, № 1. – P. 135-149. (in English).
45. Selcuk S. Predictive maintenance, its implementation and latest trends / S. Selcuk // Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B. – 2021. – Vol. 231, № 9. – P. 1670-1679. (in English).
46. Condition based maintenance optimization for wind power generation systems under continuous monitoring / Z. Tian et al // Renewable Energy. – 2021. – Vol. 36, № 5. – P. 1502-1509. (in English).
47. Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities / A. Heng et al // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 23, № 3. – P. 724-739. (in English).
48. Tang D. Active maintenance optimization of satellite attitude control system with on-orbit gyroscope replacement / D. Tang, J. Yu, X. Chen // Aerospace Science and Technology. – 2021. – Vol. 32. – P. 108-119. (in English).
49. Online remaining useful life estimation based on a novel hybrid model for avionics / N. Lu et al // Reliability Engineering & System Safety. – 2022. – Vol. 217. – P. 108076. (in English).
50. Reliability analysis of inertial measurement unit and its application for attitude determination of a satellite / Z. Cheng et al // Gyroscopy and Navigation. – 2022. – Vol. 13. – P. 108-121. (in English).
51. IEC 60068-2-14:2009. Environmental testing – Part 2-14: Tests – Test N: Change of temperature. – Geneva: IEC, 2009. – 42 p. (in English).

Н.А. Бурамбаева, А.А. Отто, Д.Ж. Уразалимова*
Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті,
010000 Қазақстан Республикасы, Астана қаласы, Сатпаева көшесі, 2
*e-mail: urazalimova.diana@gmail.com

ПАЙДАЛАНУ ЖАҒДАЙЛАРЫНДАҒЫ ЭЛЕКТРОНДЫ АППАРАТУРАЛАРДЫҢ СЕНІМДІЛІГІН ТЕКСЕРУ ӘДІСТЕРІ МЕН ҚҰРАЛДАРЫ: ЖҮЙЕЛІ СЫНИ ШОЛУ

Электрондық жабдықтың (ЭЖ) сенімділігі авиация, ғарыш, медициналық және телекоммуникация салаларында маңызды параметр болып табылады, мұнда ақаулар елеулі

экономикалық және қауіпсіздік салдарына әкеледі. Дәстүрлі стендтік сынақ әдістері нақты әлемдегі жұмыс әсерлерінің толық спектрін - діріл, жылу циклі, электромагниттік кедергілерді қамтымайды, бұл жасырын ақаулардың анықталмай қалуына әкеледі. Бұл мақалада ЭЖ сенімділігін жұмыс жағдайында тікелей тексеру әдістері мен құралдарына жүйелі сыни шолу ұсынылған. 2015-2024 жылдарға арналған Scopus, IEEE Xplore, Web of Science және eLIBRARY.RU дерекқорларында дереккөздерді іздеу жүргізілді; PRISMA критерийлерін қолдана отырып, терең талдау үшін 50 басылым таңдалды. Дереккөз деректер жиынтығының библиометриялық талдауы жүргізілді: басым ғылыми мектептер, ең көп басылымдары бар журналдар және ЭЖ әдістері бойынша мақалалар санының өсу динамикасы (2019-2024 жылдар аралығында жылына +38%) анықталды. Әдістердің төрт негізгі класы талданады - BIST, PHM/болжау, жеделдетілген тестілеу (HALT/ALT) және машиналық оқыту әдістері, сондай-ақ гибридті тәсілдер. Авторлардың мәлімдеген қалдық өмірді болжау (RUL) дәлдік көрсеткіштері сыни тұрғыдан салыстырылады: зертханалық деректер жиынтығындағы дәлдіктің жүйелі түрде шамадан тыс бағалануы және нақты жүйелерге ауыстырылған кезде айтарлықтай нашарлауы анықталды. Әдебиеттердегі үш негізгі шешілмеген қайшылық анықталды: зертханалық және пайдалану жағдайларындағы PHM әдістерінің нәтижелері арасындағы сәйкессіздіктер; болжамдық модельдердің сапасын бағалау үшін бірыңғай метрикалардың болмауы; және дәлдік өлшеу жүйелеріне (гироскоптар, IMU) арналған тәсілдердің жеткіліксіздігі. Әрі қарай зерттеулерге арналған ұсыныстар тұжырымдалған.

Түйін сөздер: *электронды аппаратуралардың сенімділігі, пайдалану жағдайларындағы тестілеу, кірістірілген өздік тестілеу, болжамдық диагностика, машиналық оқыту, қалдық ресурс.*

N. Burambayeva, A. Otto, D. Urazalimova*
L.N. Gumilyov Eurasian National University,
010000, Republic of Kazakhstan, Astana, Satpayev Street 2
*e-mail: urazalimova.diana@gmail.com

METHODS AND MEANS OF RELIABILITY TESTING OF ELECTRONIC EQUIPMENT UNDER OPERATING CONDITIONS: A SYSTEMATIC CRITICAL REVIEW

The reliability of electronic equipment (EE) is a critical parameter in the aviation, space, medical, and telecommunications industries, where failures have serious economic and safety consequences. Traditional bench-top testing methods do not cover the full range of real-world operational impacts-vibration, thermal cycling, electromagnetic interference-resulting in hidden defects remaining undetected. This paper presents a systematic critical review of methods and tools for testing EE reliability directly in operating conditions. A search of sources was conducted in Scopus, IEEE Xplore, Web of Science, and eLIBRARY.RU databases for 2015-2024; 50 publications were selected for in-depth analysis using the PRISMA criteria. A bibliometric analysis of the source dataset was performed: dominant scientific schools, journals with the largest number of publications, and the growth dynamics of the number of papers on PHM methods (+38% per year from 2019-2024) were identified. Four main classes of methods are analyzed-BIST, PHM/prediction, accelerated testing (HALT/ALT), and machine learning methods-as well as hybrid approaches. The authors' claimed residual life prediction (RUL) accuracy metrics are critically compared: a systematic overestimation of accuracy in laboratory datasets and a significant deterioration when transferred to real systems are revealed. Three main unresolved contradictions in the literature are identified: discrepancies between the results of PHM methods in laboratory and operational conditions; the lack of unified metrics for assessing the quality of predictive models; and the inadequacy of approaches for precision measurement systems (gyroscopes, IMUs). Recommendations for further research are formulated.

Key words: *electronic equipment reliability, in-operation testing, built-in self-test, prognostics and health management, machine learning, remaining useful life, operating conditions.*

Сведения об авторах

Нурсауле Аманжоловна Бурамбаева – кандидат технических наук, доцент, Евразийский национальный университет им. Л.Н. Гумилева, Казахстан. ORCID: https://orcid.org/0000-0003-3029-6474

Андрей Андреевич Отто – магистрант 1 курса, Евразийский национальный университет им. Л.Н. Гумилева, Казахстан.

Диана Жақпжанқызы Уразалимова* – магистрант 1 курса, Евразийский национальный университет им. Л.Н. Гумилева, Казахстан; e-mail: urazalimova.diana@gmail.com. ORCID: https://orcid.org/0009-0006-8915-2212.

Авторлар туралы мәліметтер

Нурсауле Аманжоловна Бурамбаева – техника ғылымдарының кандидаты, доцент; Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Қазақстан. ORCID: https://orcid.org/0000-0003-3029-6474

Андрей Андреевич Отто – 1 курс магистранты, Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Қазақстан.
Диана Жақпжанқызы Уразалимова – 1 курс магистранты, Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Қазақстан; e-mail: urazalimova.diana@gmail.com. ORCID: https://orcid.org/0009-0006-8915-2212.

Information about the authors
Nursaule Burambayeva – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Kazakhstan. ORCID: https://orcid.org/0000-0003-3029-6474
Andrey Otto – first-year master's student, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Kazakhstan.
Diana Urazalimova – first-year master's student, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Kazakhstan; e-mail: urazalimova.diana@gmail.com. ORCID: https://orcid.org/0009-0006-8915-2212.

Поступила в редакцию 21.04.2026
Поступила после доработки 29.07.2026
Принята к публикации 17.08.2026

https://doi.org/10.53360/2788-7995-2026-3(23)-70

МРНТИ: 44.31.35

Н.К. Ердыбаева*, Ж.Р. Баденова
Восточно-Казахстанский технический университет имени Д. Серикбаева,
070000, Республика Казахстан, г. Усть-Каменогорск, ул. Серикбаева, 19
*e-mail: nyerdybayeva@mail.ru

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТЕПЛОВЫХ СЕТЕЙ В СИСТЕМАХ ЦЕНТРАЛИЗОВАННОГО ТЕПЛОСНАБЖЕНИЯ ВОСТОЧНО-КАЗАХСТАНСКОЙ ОБЛАСТИ

Аннотация: *В статье представлен комплексный подход к оценке эффективности внедрения интеллектуальных тепловых сетей (Smart Heating Network, SHN) в системах централизованного теплоснабжения на примере Восточно-Казахстанской области. Объектом исследования является система теплоснабжения АО «Шығыс Жылу», характеризующаяся высокой степенью износа и значительными тепловыми потерями. Проведен анализ состояния трубопроводов, гидравлических и температурных режимов, а также выявлены основные причины неэффективности транспортировки тепловой энергии. Предложена концепция внедрения SHN, основанная на использовании цифровых датчиков, автоматизированных тепловых пунктов и предиктивного управления. Установлено, что применение SHN обеспечивает адаптацию режимов теплоснабжения к переменным нагрузкам, снижение тепловых потерь и повышение эффективности системы. Обоснована технико-экономическая целесообразность внедрения цифровых решений. Показано, что интеграция интеллектуального управления позволяет достичь экономии тепловой энергии на уровне 15-30%. Практическая значимость работы заключается в разработке рекомендаций по модернизации систем теплоснабжения.*

Ключевые слова: *интеллектуальные тепловые сети; энергоаудит; теплопотери; централизованное теплоснабжение; энергоэффективность; цифровизация.*

Введение

Системы централизованного теплоснабжения (СЦТ) остаются ключевым элементом энергетической инфраструктуры в регионах с суровым климатом, таких как Восточно-Казахстанская область (ВКО). В ВКО функционируют 3 ТЭЦ, 33 централизованные и 201 автономная котельная; общая протяжённость теплосетей превышает 1000 км, с уровнем износа более 55% [1, 2]. Это приводит к значительным тепловым потерям (до 20-30%), гидравлическому дисбалансу и повышенным эксплуатационным затратам. Эффективность существующих систем, работающих по статическим температурным графикам, не превышает 50-60%, что обусловлено отсутствием адаптивного управления и массового учёта [3].

Концепция интеллектуальных тепловых сетей (Smart Heating Network, SHN) представляет собой эволюцию традиционных СЦТ к data-driven системам, интегрирующим IoT-датчики,

©Н.К. Ердыбаева, Ж.Р. Баденова, 2026