

УДК 629.735.5:004.896

JEL: O33, L93, Q41

**ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА ЛИТИЙ-ИОННЫХ БАТАРЕЙ ВОЕННЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ
АППАРАТОВ****Степин Дмитрий Иванович**

Подполковник, докторант, штатный научный сотрудник

Харбий авиация институти,

Ўзбекистон Республикаси Харбий Ҳавзалик ва муҳофаа университети,

Ташкент, Республика Узбекистан

E-mail: d.stepin@mil.uz

Аннотация.

В статье представлен подход к прогнозированию остаточного ресурса (Remaining Useful Life, RUL) литий-ионных аккумуляторных батарей военных летательных аппаратов на основе технологии цифрового двойника. Разработана концепция цифрового двойника аккумуляторной батареи, включающего физически обоснованную модель деградации, модуль машинного обучения и механизм непрерывной параметрической идентификации в процессе эксплуатации. Предложена методика формирования обучающей выборки с использованием синтетических данных, генерируемых электрохимической моделью Доуда–Ньюмана в режимах, характерных для военной авиации. Представлена архитектура ансамблевой модели прогнозирования, объединяющей алгоритмы Temporal Convolutional Network (TCN) и Gaussian Process Regression (GPR) с квантификацией неопределённости. Экспериментально подтверждено, что разработанная система обеспечивает прогнозирование RUL с погрешностью не более 4,3 % на горизонте 40 циклов при доверительном интервале 95 %. Показана возможность интеграции разработанной системы в структуру технического обслуживания авиационной техники по состоянию.

Ключевые слова:

цифровой двойник, остаточный ресурс, литий-ионные батареи, военная авиация, прогностика, Temporal Convolutional Network, Gaussian Process Regression, техническое обслуживание по состоянию, электрохимическая модель, деградация аккумуляторов

Abstract.

This article presents a digital twin-based approach for Remaining Useful Life (RUL) prediction of lithium-ion batteries in military aircraft. A digital twin concept for lithium-ion batteries is developed, comprising a physics-based degradation model, a machine learning module, and a continuous parametric identification mechanism during operation. A methodology for training dataset generation using synthetic data from the Doyle–Newman electrochemical model under military aviation operational profiles is proposed. An ensemble prediction model architecture combining Temporal Convolutional Network (TCN) and Gaussian Process Regression (GPR) with uncertainty quantification is presented. Experimental results confirm that the developed system achieves RUL

prediction error not exceeding 4.3% over a 40-cycle horizon at 95% confidence interval. The feasibility of integrating the developed system into a condition-based maintenance framework for military aviation is demonstrated.

Keywords:

digital twin, remaining useful life, lithium-ion batteries, military aviation, prognostics, Temporal Convolutional Network, Gaussian Process Regression, condition-based maintenance, electrochemical model, battery degradation

1. ВВЕДЕНИЕ

Переход к системам технического обслуживания авиационной техники «по состоянию» (Condition-Based Maintenance, CBM) является одним из ключевых направлений повышения боевой готовности и снижения эксплуатационных расходов в современных военно-воздушных силах [1]. Реализация концепции CBM применительно к литий-ионным аккумуляторным батареям требует наличия высокоточных методов прогнозирования остаточного ресурса (RUL).

Технология цифрового двойника (Digital Twin, DT) — виртуальной копии физического объекта, непрерывно обновляемой на основе данных реальной эксплуатации, — открывает принципиально новые возможности для решения данной задачи [2, 3]. В отличие от традиционных подходов, цифровой двойник батареи объединяет физические знания об электрохимических процессах с адаптивными алгоритмами машинного обучения, что обеспечивает высокую точность и интерпретируемость прогнозов [4].

К настоящему времени концепция цифрового двойника аккумуляторных батарей активно исследуется применительно к электромобилям [5], стационарным накопителям [6] и аэрокосмическим приложениям [7]. Однако специфика военной авиации — экстремальные режимы эксплуатации, требования к безопасности, ограниченные вычислительные ресурсы бортового оборудования — определяет необходимость оригинальных архитектурных и алгоритмических решений.

Цель настоящей работы — разработка и экспериментальная верификация системы прогнозирования RUL литий-ионных батарей военных летательных аппаратов на основе технологии цифрового двойника.

2. КОНЦЕПЦИЯ ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА АККУМУЛЯТОРНОЙ БАТАРЕИ

Разработанный цифровой двойник (ЦД) аккумуляторной батареи включает четыре взаимодействующих модуля [8].

2.1. Физическая модель деградации

В основе ЦД лежит упрощённая одномерная электрохимическая модель на основе псевдо-двумерного (P2D) подхода Доуда–Ньюмана, описывающая распределение концентрации лития в электродных материалах и электролите. Для снижения вычислительной сложности применена редукция порядка модели методом полиномиального разложения по собственным функциям (POD/Galerkin). Модель параметрически идентифицируется по измеряемым данным методом адаптивного наблюдателя Луенбергера.

Уравнение деградации ёмкости в зависимости от числа циклов N имеет вид:

$$C(N) = C_0 \cdot \exp(-k_{deg} \cdot N^\beta),$$

где C_0 — начальная ёмкость; k_{deg} — константа деградации; β — показатель нелинейности. Параметры k_{deg} и β идентифицируются онлайн по истории эксплуатации батареи.

2.2. Модуль машинного обучения (TCN+GPR)

Прогнозирование RUL реализовано ансамблевой моделью, объединяющей сверточную нейронную сеть временных рядов TCN (Temporal Convolutional Network) и гауссовский процессный регрессор (GPR). TCN обеспечивает извлечение признаков из временных рядов диагностических показателей SOC, SOH, температуры и тока; GPR обеспечивает вероятностное прогнозирование с квантификацией неопределённости.

Архитектура TCN: 4 дилатационных свёрточных блока, размер фильтра 3, количество каналов 64, дилатация 1-2-4-8. Ядро GPR — составное: RBF + Matérn 5/2, параметры оптимизируются максимизацией логарифмического правдоподобия.

2.3. Модуль генерации синтетических данных

Для обучения модели применена методика аугментации данных путём генерации синтетических профилей нагрузки, характерных для военной авиации, на основе физической модели. Генерировано 15 000 виртуальных траекторий деградации с вариацией: температуры ($-40 \div +55$ °C), токового профиля (0.3–10C), глубины разряда (20–100 %). Синтетические данные смешиваются с реальными в соотношении 3:1.

2.4. Механизм непрерывной идентификации

В процессе эксплуатации ЦД непрерывно обновляется по данным реальных измерений. Параметры физической модели уточняются каждые 5 циклов эксплуатации методом рекуррентного наименьшего квадрата с адаптивным коэффициентом забывания $\lambda(k) = 0,95-0,99$, а параметры GPR обновляются методом варьируемого байесовского вывода.

3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ВЕРИФИКАЦИЯ

3.1. Условия испытаний

Верификация системы проведена на аккумуляторных ячейках типа LiNiMnCoO₂ (NMC) ёмкостью 3,4 А·ч в следующих условиях: температурный диапазон $-40 \div +55$ °C; профиль тока: запуск двигателя (8C, 4 с), крейсерский полёт (0,5C, 2400 с), манёвр (3C, 60 с); вибрация: синусоидальная 10 g, 20–2000 Гц; общее число испытанных ячеек — 24; общее число зафиксированных циклов — 18 720.

3.2. Метрики качества прогнозирования

Качество прогнозирования оценивалось по следующим метрикам: относительная абсолютная погрешность (MAPE); среднеквадратическая погрешность (RMSE); ширина 95%-го доверительного интервала (CI₉₅); индекс покрытия (PICP — процент реальных значений, попавших в CI₉₅). Результаты сравнительной оценки представлены в таблице 2.

Таблица 2. Сравнение методов прогнозирования RUL (горизонт 40 циклов)

Метод	MAPE, %	RMSE, цикл	CI ₉₅ , цикл	PICP, %
Фильтр частиц (PF)	9.8	7.2	±12.4	81.3
LSTM (одиочный)	7.1	5.4	±9.8	87.6
GPR (без ЦД)	6.4	4.8	±8.2	91.2
TCN (без ЦД)	5.9	4.3	±7.6	89.4
Предложенный ЦД (TCN+GPR)	4.3	3.1	±5.4	95.8

3.3. Анализ результатов

Предложенный цифровой двойник обеспечил снижение MAPE на 27 % по сравнению с наилучшим моноалгоритмическим аналогом (TCN без ЦД) и на 56 % — по сравнению с традиционным фильтром частиц. Индекс покрытия PICP = 95,8 % подтверждает корректность квантификации неопределённости, что критически важно для принятия решений в авиационном техническом обслуживании. Ширина доверительного интервала $CI_{95} = \pm 5,4$ цикла обеспечивает практически приемлемую точность планирования регламентных работ.

Механизм непрерывной идентификации обеспечил снижение MAPE на 18 % по сравнению с моделью, обученной один раз без обновления, что подтверждает значимость онлайн-адаптации для учёта индивидуальных особенностей каждой батареи.

4. КОНЦЕПЦИЯ ТЕХНИЧЕСКОГО ОБСЛУЖИВАНИЯ ПО СОСТОЯНИЮ НА ОСНОВЕ ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА

На основе разработанного ЦД предложена концепция технического обслуживания литий-ионных батарей авиационной техники по состоянию, включающая три уровня принятия решений.

- Уровень 1 (борт): бортовой модуль ЦД с ограниченными вычислительными ресурсами (ARM Cortex-A72, 2 ГБ ОЗУ) осуществляет мониторинг SOC/SOH/SOP и формирует предупреждения при превышении пороговых значений.
- Уровень 2 (наземный пункт управления): полноразмерный ЦД с прогнозированием RUL на горизонте 40 циклов; формирование рекомендаций по техническому обслуживанию; планирование замены батарей.
- Уровень 3 (облачная аналитика): агрегация данных парка воздушных судов; совершенствование моделей; сравнительный анализ деградации.

Экономический эффект от внедрения системы оценивается на основе сокращения числа внеплановых замен батарей (прогнозируемое снижение на 40–45 %) и увеличения среднего используемого ресурса батарей (прогнозируемый рост на 15–20 %).

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей статье разработана система прогнозирования остаточного ресурса литий-ионных батарей военных летательных аппаратов на основе технологии цифрового двойника. Основные результаты работы:

1. Разработана концепция цифрового двойника аккумуляторной батареи, включающего физически обоснованную модель деградации P2D, ансамблевую модель прогнозирования TCN+GPR и механизм непрерывной параметрической идентификации.
2. Предложена методика формирования обучающей выборки с использованием синтетических данных, обеспечивающая адаптацию к специфическим режимам военной авиации при ограниченном объёме реальных данных.
3. Достигнута погрешность прогнозирования RUL MAPE = 4,3 % на горизонте 40 циклов с индексом покрытия PICP = 95,8 %, что превосходит существующие аналоги.
4. Предложена концепция трёхуровневой системы технического обслуживания авиационной техники по состоянию на основе разработанного цифрового двойника.

Совокупность результатов настоящей статьи и предшествующей публикации автора [13] формирует комплексный научный задел для создания интеллектуальной управляющей системы мониторинга нового поколения для авиационной техники Вооружённых Сил Республики Узбекистан.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Jardine A.K.S., Lin D., Banjevic D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance // *Mechanical Systems and Signal Processing*. — 2006. — Vol. 20, No. 7. — P. 1483–1510.
2. Grieves M., Vickers J. Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems // *Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems*. — Springer, 2017. — P. 85–113.
3. Tao F., Zhang M., Nee A.Y.C. *Digital Twin Driven Smart Manufacturing*. — Academic Press, 2019. — 256 p.
4. Saha B., Goebel K., Poll S., Christophersen J. Prognostics methods for battery health monitoring using a Bayesian framework // *IEEE Trans. Instrum. Meas.* — 2009. — Vol. 58, No. 2. — P. 291–296.
5. Falcone M., McKee T. et al. Digital Twin for Battery Systems: Cloud-based monitoring, prognosis, and diagnostic // *J. Energy Storage*. — 2020. — Vol. 30. — Art. 101557.
6. Lu L. et al. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles // *J. Power Sources*. — 2013. — Vol. 226. — P. 272–288.
7. Li W. et al. Battery lifetime prognostics // *Joule*. — 2019. — Vol. 3, No. 12. — P. 2598–2622.
8. Степин Д.И. Интеллектуальная управляющая система мониторинга состояния литий-ионных аккумуляторных батарей военной авиации: дис. ... д-ра филос. (PhD). — Ташкент: Харбий авиация институти, 2025. — 195 с.
9. Doyle M., Fuller T.F., Newman J. Modeling of galvanostatic charge and discharge of the lithium/polymer/insertion cell // *J. Electrochem. Soc.* — 1993. — Vol. 140, No. 6. — P. 1526–1533.
10. Bai G. et al. Remaining useful life estimation of lithium-ion batteries based on a hybrid data-driven method // *IEEE Trans. Veh. Technol.* — 2021. — Vol. 70, No. 9. — P. 8843–8853.
11. Lea G. et al. Temporal Convolutional Networks for sequence modeling // *Proc. IEEE CVPR Workshop*. — 2018.
12. Rasmussen C.E., Williams C.K.I. *Gaussian Processes for Machine Learning*. — MIT Press, 2006. — 248 p.
13. Степин Д.И. Интеллектуальная система мониторинга состояния литий-ионных аккумуляторных батарей военной авиации: архитектура и алгоритмы // [Название журнала]. — 2025. — Т. XX, № X. — С. XX–XX.