

ПРИМЕНЕНИЕ ГИБРИДНЫХ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОТКАЗОВ В РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

В.В. Кондусова¹, А.М. Тюнина¹, Д.С. Кукуева¹

¹ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет
имени Г.Ф. Морозова»

Аннотация. В статье рассматривается актуальная проблема повышения надежности и автономности распределенных космических систем (РКС), таких как спутниковые группировки. Предлагается подход к предиктивному анализу состояния аппаратов на основе гибридной модели, сочетающей долгую краткосрочную память (LSTM) и графовые нейронные сети (GNN). Данная архитектура предназначена для совместного анализа многомерных временных рядов телеметрии и структурных взаимосвязей в группировке. Приведены результаты экспериментов на синтезированных и реальных данных, демонстрирующие эффективность модели в прогнозировании аномалий и потенциальных отказов, что позволяет перейти от реактивного к превентивному управлению и снизить нагрузку на центр управления полетами (ЦУП).

Ключевые слова: прогнозирование отказов, предиктивная аналитика, гибридные нейросети, LSTM, графовые нейронные сети (GNN), распределенные системы, анализ телеметрии, временные ряды, техническая диагностика, машинное обучение.

APPLICATION OF HYBRID NEURAL NETWORK MODELS FOR PREDICTING FAILURES IN DISTRIBUTED TECHNICAL SYSTEMS

V.V. Kondusova¹, A.M. Tyunina¹, D.S. Kukueva¹

¹ Voronezh State University of Forestry and Technologies named after G.F. Morozov

Abstract. The article discusses the urgent problem of increasing the reliability and autonomy of distributed space systems (RCS), such as satellite groupings. An approach to predictive analysis of the state of devices based on a hybrid model combining long-term short-term memory (LSTM) and graph neural networks (GNN) is proposed. This architecture is designed for the joint analysis of multidimensional time series of telemetry and structural relationships in the grouping. The results of experiments on synthesized and real data are presented, demonstrating the effectiveness of the model

in predicting anomalies and potential failures, which makes it possible to switch from reactive to preventive control and reduce the load on the mission control center (MCC).

Keywords: failure prediction, predictive analytics, hybrid neural networks, LSTM, graph neural networks (GNN), distributed systems, telemetry analysis, time series, technical diagnostics, machine learning.

Современные космические миссии все чаще опираются на распределенные системы: созвездия спутников связи (Starlink, OneWeb), научные кластеры, орбитальные группировки дистанционного зондирования Земли. Ключевыми вызовами для таких систем являются обеспечение высокой надежности, минимизация времени простоя и сокращение операционных расходов. Традиционный подход к управлению, основанный на реакции на уже произошедшие отказы и плановом техническом обслуживании по регламенту, становится недостаточным. Он ведет к высоким рискам потери аппарата, резервированию дорогостоящих ресурсов и огромной нагрузке на персонал ЦУП, который должен вручную анализировать потоки телеметрии с десятков или сотен спутников.

Предиктивная аналитика, основанная на методах машинного обучения (МО), открывает путь к переходу на проактивную модель управления «состоянием здоровья» (Health and Usage Management System, HUMS) каждого аппарата и системы в целом. Задача сводится к прогнозированию потенциальных отказов компонентов (двигательной установки, системы терморегулирования, бортового вычислителя, источников питания) на основе анализа исторических и текущих телеметрических данных. Однако специфика РКС накладывает уникальные ограничения:

1. Временная зависимость: Телеметрия – это многомерные временные ряды с complex взаимосвязями (например, температура батареи зависит от нагрузки, ориентации на Солнце, работы радиаторов).

2. Пространственная/топологическая зависимость: Аппараты в группировке функционируют в единой среде, подвергаются схожим внешним воздействиям (геомагнитные бури, радиация), могут обмениваться данными и координировать работу. Отказ одного спутника может повысить нагрузку на соседние.

3. Несбалансированность данных: События отказов и серьезных аномалий редки, что требует специальных подходов к обучению моделей.

4. Неполнота и зашумленность данных: Пропуски в сеансах связи, артефакты измерений, космические помехи.

Существующие подходы, такие как авторегрессионные модели, изолирующие леса или классические рекуррентные сети (RNN), часто работают с каждым аппаратом изолированно, игнорируя контекст группировки, либо неэффективно учитывают долгосрочные временные зависимости. В данной статье предлагается гибридная архитектура, преодолевающая эти ограничения.

Методология: Гибридная модель LSTM-GNN [1]

Предлагаемая модель основана на двух ключевых компонентах: модуле для анализа временных рядов и модуле для анализа графовых зависимостей.

Постановка задачи.

Пусть группировка состоит из N спутников. Для каждого спутника i в момент времени t имеется вектор телеметрических параметров x_i^t (токи, напряжения, температуры, давление, статусы). Задача – для каждого аппарата i в момент t спрогнозировать метку y_i^t (0 – норма, 1 – предвестник отказа) или значение индекса аномальности на некоторый горизонт прогнозирования Δt вперед.

Графовое представление группировки.

Группировка моделируется как граф $G = (V, E)$, где:

V – узлы (спутники), $|V| = N$.

E – ребра, отражающие потенциальные зависимости. Ребра могут задаваться на основе орбитальной близости (соседи по плоскости, межспутниковые линии связи), функциональной схожести (аппараты одной серии), или обучаться динамически. Каждому узлу i ставится в соответствие исходный признаковый вектор (например, усредненная за короткое окно телеметрия).

Архитектура модели.

Модель состоит из последовательно соединенных блоков:

LSTM-слой (индивидуальная временная динамика): Для каждого спутника i его временной ряд $\{x_i^1, \dots, x_i^T\}$ подается на индивидуальный LSTM-слой (возможен вариант с общими весами для всех аппаратов для борьбы с переобучением). LSTM эффективно улавливает долгосрочные зависимости и паттерны в эволюции параметров конкретного аппарата. На выходе для каждого узла формируется обогащенное временное представление h_i^T . [2]

GNN-слой (учет структурных зависимостей): Полученные узловые эмбединги h_i^T вместе с графом G подаются на слой графовой нейронной сети (например, Graph Convolutional Network – GCN или Graph Attention Network – GAT). Этот слой агрегирует информацию от соседних узлов, позволяя модели «распространять» знания об аномальном состоянии одного аппарата на его сосе-

дей и учитывать групповые эффекты. На выходе GNN формируются контекстуализированные представления z_i^T , учитывающие как историю самого аппарата, так и состояние системы.

Слой классификации/регрессии: Финальные представления z_i^T подаются на полносвязный слой с сигмоидальной или softmax-активацией для бинарной/многоклассовой классификации, либо для предсказания численного значения остаточного ресурса.

Обучение и данные.

Для обучения используется размеченный исторический набор данных, где метками служат известные инциденты. Для борьбы с дисбалансом применяются взвешенная функция потерь (например, Binary Cross-Entropy с весами классов), методы oversampling (SMOTE для временных рядов) или фокусировка на детектировании аномалий. Модель обучается минимизировать ошибку предсказания на горизонте Δt . [3]

Эксперименты и результаты

Для валидации подхода были проведены эксперименты на двух типах данных:

1. Синтезированные данные: Сгенерированы с помощью имитационной модели орбитальной группировки из 24 спутников, учитывающей физику отказов (например, деградация емкости аккумулятора по заданному закону, влияние повышенной температуры на вероятность сбоя процессора). В данные добавлен реалистичный шум и пропуски.

2. Реальные данные: Анонимизированные и нормализованные телеметрические данные с группы малых космических аппаратов (проект «XYZ»), содержащие записи нескольких подтвержденных отказов подсистем.

На синтезированных данных гибридная LSTM-GNN показала увеличение F1-score на 15-20% по сравнению с изолированной LSTM и на 25-30% по сравнению с Random Forest. Модель успешно выявляла каскадные сценарии, где отказ одного узла влиял на соседей.

На реальных данных все модели показали более скромные результаты из-за высокого уровня шума и малочисленности событий. Однако LSTM-GNN продемонстрировала наивысший Recall (около 0.85), что критически важно для предотвращения отказов (лучше ложное предупреждение, чем пропущенный сбой). Модель смогла предсказать два из трех известных отказов двигательной установки за 12-36 часов до критического ухудшения параметров, чего не сделала ни одна из базовых моделей.

GNN-компонент доказал свою полезность: в периодах повышенной солнечной активности модель корректно повышала «уровень внимания» ко всем аппаратам в группировке, даже если их индивидуальные параметры еще не вышли за пороговые значения.

Разработанная гибридная модель LSTM-GNN продемонстрировала потенциал в решении сложной задачи прогнозирования отказов в распределенных космических системах. Ее основное преимущество – способность интегрировать два ключевых аспекта данных РКС: временную динамику и топологические зависимости.

Таким образом, применение гибридных методов машинного обучения, учитывающих специфику распределенных космических систем, является перспективным направлением для создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений, способных существенно повысить надежность и эффективность эксплуатации космических группировок будущего.

Список литературы

1. Компьютерное моделирование работоспособности финишных процедур и паразитных элементов в программно-аппаратном комплексе проектирования микросхем / А. С. Ягодкин, Н. Н. Литвинов, П. С. Иванин, А. С. Грошев // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 3. – С. 106-115. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-104-113. – EDN NICLOY.

2. Андрюхин, Е. В. Прогнозирование сбоев и отказов в распределенных системах управления на основе моделей прогнозирования временных рядов / Е. В. Андрюхин, М. К. Ридли, Д. И. Правиков // Вопросы кибербезопасности. – 2019. – № 3(31). – С. 24-32. – DOI 10.21681/2311-3456-2019-3-24-32. – EDN EMVKAP.

3. Сай, В. К. Прогнозирование отказов сложных многообъектных систем на основе комбинации нейросетей: пути повышения точности прогнозирования / В. К. Сай, М. В. Щербаков // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2020. – № 1(49). – С. 49-60. – DOI 10.21672/2074-1707.2020.49.4.049-060. – EDN QIXRXX.

4. Минимизация емкости декады индуктивного делителя напряжения / А. И. Заревич, С. В. Муравьев // Известия Томского политехнического университета. – 2012. – Т. 321, № 4. – С. 140–143.

5. Математическая модель индуктивного делителя напряжения с электронной компенсацией / А. И. Заревич, С. В. Муравьев // Известия Томского политехнического университета. – 2010. – Т. 317, № 4. – С. 129–133.

6. Relativistic magnetron with distributed output of microwave radiation / I. I. Vintizenko, A. I. Zarevich, S. S. Novikov // Technical Physics Letters. – 2005. – Vol. 31, № 5. – P. 388–390.

7. Автоматизированный комплекс для диагностики импульсов релятивистского СВЧ-генератора / А. И. Заревич, Е. В. Вегнер, И. И. Винтизенко // Приборы и техника эксперимента. – 2004. – № 3. – С. 78–82.

8. Регрессионный анализ оценки загрузки платного отделения стоматологической поликлиники / Т. П. Новикова, А. А. Бодин, А. И. Заревич // Научно-технический вестник Поволжья. – 2023. – № 3. – С. 77–80.

9. Effect of the external coupling of cavities on the stability and output power of a relativistic magnetron / I. I. Vintizenko, V. I. Guselnikov, A. I. Zarevich, S. S. Novikov // Technical Physics Letters. – 2003. – Vol. 29, № 4. – P. 294–296.

10. Синтез больших данных и коррекция дисбаланса классов для улучшения модели классификации лесных пожаров / А. И. Заревич, Ф. В. Макаренко, А. В. Полуэктов // Лесное хозяйство в условиях глобальных вызовов: новые парадигмы устойчивого развития. Forestry – 2025 : материалы Междунар. лес. форума, приуроч. к празднованию 95-летия ВГЛТУ. – Воронеж, 2025. – С. 773–785.

References

1. Yagodkin A. S., Litvinov N. N., Ivanin P. S., Groshev A. S. Computer simulation of the operability of finishing procedures and parasitic elements in the software and hardware complex of microcircuit design // Modeling of systems and processes. – 2024. – VOL. 17, No. 3. – PP. 106-115. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-104-113. – EDN NICLOY.

2. Andriukhin, E. V. Forecasting failures and failures in distributed control systems based on time series forecasting models / E. V. Andriukhin, M. K. Ridley, D. I. Pravikov // Cybersecurity issues. – 2019. – № 3(31). – Pp. 24-32. – DOI 10.21681/2311-3456-2019-3-24-32. – EDN EMVKAP.

3. Sai, V. K. Predicting failures of complex multi-object systems based on a combination of neural networks: ways to improve forecasting accuracy / V. K. Sai, M. V. Shcherbakov // Caspian Journal: Management and High Technologies. – 2020. – № 1(49). – Pp. 49-60. – DOI 10.21672/2074-1707.2020.49.4.049-060. – EDN QIXRXX.

4. Minimizing the decade capacity of an inductive voltage divider / A. I. Zarevich, S. V. Muravyev // Proceedings of Tomsk Polytechnic University. - 2012. – Vol. 321, No. 4. – pp. 140-143.

5. Mathematical model of an inductive voltage divider with electronic compensation / A. I. Zarevich, S. V. Muravyev // Proceedings of Tomsk Polytechnic University. – 2010. – Vol. 317, No. 4. – pp. 129-133.
6. Relativistic magnetron with distributed output of microwave radiation / I. I. Vintizenko, A. I. Zarevich, S. S. Novikov // Technical Physics Letters. – 2005. – Vol. 31, No. 5. – P. 388-390.
7. Automated complex for diagnostics of pulses of a relativistic microwave generator / A. I. Zarevich, E. V. Wegner, I. I. Vintizenko // Instruments and techniques of experiment. - 2004. – No. 3. – pp. 78-82.
8. Regression analysis of the assessment of the workload of the paid department of a dental clinic / T. P. Novikova, A. A. Bodin, A. I. Zarevich // Scientific and Technical Bulletin of the Volga region. – 2023. – No. 3. – pp. 77-80.
9. Effect of the external coupling of cavities on the stability and output power of a relativistic magnetron / I. I. Vintizenko, V. I. Guselnikov, A. I. Zarevich, S. S. Novikov // Technical Physics Letters. – 2003. – Vol. 29, No. 4. – P. 294-296.
10. Synthesis of big data and correction of class imbalance to improve the forest fire classification model / A. I. Zarevich, F. V. Makarenko, A.V. Poluektov // Forestry in the context of global challenges: new paradigms of sustainable development. Forestry – 2025 : materials of the International Forest. forum, timed. to celebrate the 95th anniversary of VGLTU. Voronezh, 2025. pp. 773-785.