

Научная статья
УДК 62-529

Концепция управления техническим состоянием оборудования на основе нейросетевых технологий искусственного интеллекта

Евгений Маркович Батыршин, Роман Михайлович Вивчарь, Андрей Владимирович Пачин

Аннотация. На эффективность развития современного общества существенно влияют системы, созданные для функционирования в космосе и из космоса. Они позволяют решать самые различные задачи. При этом подобные средства являются крайне сложными техническими устройствами, и задача обеспечения их надежности имеет значительную актуальность. Одним из рациональных направлений достижения данной цели является внедрение технологий искусственного интеллекта. В работе описана концепция, основанная на использовании искусственных нейронных сетей для решения задач определения текущего и прогнозного технического состояния техники, оснащенной датчиками диагностических параметров.

Ключевые слова: надежность техники; искусственный интеллект; искусственные нейронные сети; компьютерное зрение; проактивное управление

Для цитирования: Батыршин Е.М., Вивчарь Р.М., Пачин А.В. Концепция управления техническим состоянием оборудования на основе нейросетевых технологий искусственного интеллекта // Вооружение и экономика. 2024. №1(67). С. 49-55.

Original article

The Concept of Equipment Technical Condition Management Based on AI Neural Network Technology

Evgenij M. Batyrshin, Roman M. Vivchar, Andrej V. Pachin

Abstract. The effectiveness of the modern society evolution is significantly influenced by systems designed to operate in- and from space. The systems allow to solve a variety of tasks. At the same time, such tools are the extremely complex technical devices, and the task of their reliability ensuring is of considerable actual. One of the rational ways to achieve this goal is the introduction of artificial intelligence technologies. The paper describes a concept based on the use of artificial neural networks to solve the problems of determination of the current and predictive technical condition of facilities equipped with diagnostic parameter sensors.

Keywords: equipment reliability; artificial intellect; artificial neural network; computer vision; proactive control

For citation: Batyrshin E.M., Vivchar R.M., Pachin A.V. The Concept of Equipment Technical Condition Management Based on AI Neural Network Technology // Armament and Economics. 2024. No.1(67). P. 49-55.

Введение

Космические системы оказывают существенное влияние на деятельность современного общества. Без систем, решающих задачи дистанционного зондирования Земли, навигации и связи невозможно обеспечение устойчивого динамичного развития современного государства и общества. Количество, масштабы и сложность космической техники постоянно увеличивается. Однако, этот рост обуславливает и увеличение требований к надежности таких систем. Многолетние и дорогостоящие исследования, направленные на совершенствование элементной базы, и конструкторские решения по повышению безотказности оборудования позволили существенно снизить количество негативных ситуаций, однако полностью исключить отказы элементов космических систем невозможно, а нахождение в неработоспособном состоянии влечет за собой значительные потери как финансовые, так и репутационные. Отказ систем, обеспечивающих безопасность и обороноспособность, может привести к самым негативным сценариям. Данные обстоятельства определяют значительную актуальность включения с целью обеспечения требуемой надёжности в состав космических систем средств управления техническим состоянием, в первую очередь, диагностирования отказов и прогнозирования предотказных состояний.

Современное состояние систем управления надежностью

Основу подсистемы технической диагностики современных сложных систем составляют сенсорные поля, предназначенные для сбора и обработки значений диагностических параметров оборудования. Размещаемые как на борту подвижных объектов, так и на объектах наземной инфраструктуры датчики токов, напряжений, магнитного и электрических полей, ионизирующих излучений, ускорений, вибрации, температуры, давления, шума, освещенности, газоанализаторы и другие позволяют практически в режиме реального времени формировать массивы данных, обработка которых позволяет сделать заключение о техническом состоянии системы.

Существенные объемы данных, поступающих от сенсорных полей, а также высокие требования к оперативности принятия решений по оценке технического состояния объекта определяют однозначную необходимость автоматического выполнения этих задач. В настоящее время разработаны и представлены на рынке системы класса SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition).

Программные пакеты SCADA решают следующие основные задачи:

- хранение данных, поступающих от сенсоров, в базе;
- отображение информации в виде, удобном для оператора;
- анализ данных в соответствии с заложенной в алгоритмы логикой;
- формирование аварийных сигналов и сообщений;
- обобщение статистики, формирование отчетности.

Применение таких программ позволят сократить время выявления факта отказа оборудования, диагностирования и восстановления работоспособности. На основе статистических данных подготавливаются решения по повышению надежности объекта, совершенствованию системы технического обслуживания и ремонта. Несмотря на высокую стоимость приобретения и поддержки, внедрение SCADA позволяет существенно сократить издержки, вызываемые неработоспособностью оборудования.

Несмотря на все преимущества, которые позволяет получить применение программ SCADA, они не всегда обладают достаточной гибкостью и точностью. Определение отказов и иных негативных ситуаций формируется только в соответствии с алгоритмами, описывающими известные негативные ситуации. В случаях, не предусмотренных логикой, данные сенсоров могут быть интерпретированы неверно, что повлечет неверное решение по факту отказа либо по локализации отказавших элементов [1].

Кроме того, в существующих программных пакетах не всегда применяются компоненты, позволяющие на основе имеющихся больших наборов данных получать прогнозы по изменению технического состояния оборудования [2]. А наличие таких прогнозов является основой для применения проактивного управления, существенно повышающего эффективность эксплуатации техники.

Одним из перспективных рациональных направлений по совершенствованию систем диагностирования технического состояния сложных объектов является включение в их состав модулей предиктивной аналитики и проактивного управления, построенных на основе технологий искусственного интеллекта (ИИ) [3].

Согласно принятой в 2019 году Национальной стратегии развития технологий в области искусственного интеллекта, искусственный интеллект – комплекс технологических решений, позволяющих имитировать когнитивные функции человека, получая результаты, сопоставимые с результатами интеллектуальной деятельности человека¹. На современном этапе развития методология разработки систем ИИ опирается на использование ряда различных технологий, наиболее развитыми из которых являются семантические системы, описывающие подходы к получению, представлению, преобразованию и использованию вычислительными машинами знаний, и искусственные нейронные сети.

¹ Указ Президента РФ от 10 октября 2019 г. №490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации».

Искусственные нейронные сети (ИНС) – одна из наиболее стремительно развивающихся технологий искусственного интеллекта, посвященная алгоритмизации и реализации в виде программ для ЭВМ структур, состоящих из искусственных нейронов (элементов, выполняющих преобразование суммы входных сигналов в выходной в соответствии с заданной активационной функцией) и связывающих их синапсов, имеющих взвешенные значения. В формальном виде функционирование полносвязной ИНС с тремя слоями может быть описано следующим образом:

$$f(X) = F \left(\sum_i^I w_i^{(2)} * F \left(\sum_j^J w_{ij}^{(1)} x_j \right) \right), \quad (1)$$

где F – активационная функция, X – вектор входных значений (аргументов функции), $W^{(1)}$ и $W^{(2)}$ весовые коэффициенты между слоями сети.

Главными преимуществами ИНС являются способности к обучению и обобщению [4]. Первое определяет возможность сети давать правильные ответы после многократного просмотра входных данных из обучающего набора, а второе позволяет получать с достаточной вероятностью правильные ответы при применении с обученной ИНС входных данных не из обучающего набора.

С применением сенсорных полей, средств хранения и обработки данных, а также аппаратно-программных реализаций ИНС может быть решена задача определения факта наступления негативной ситуации и прогнозирования изменения во времени ряда диагностических признаков оборудования для определения приближения негативной ситуации.

Для решения данной задачи используются методы, объединенные в концепции управления техническим состоянием оборудования на основе нейросетевых технологий искусственного интеллекта. Основными составляющими данной концепции являются: технология формирования цифровых диагностических сигнатур оборудования, метод определения негативных ситуаций на основе компьютерного зрения и метод прогнозирования изменения технического состояния с применением ИНС.

Цифровые диагностические сигнатуры оборудования

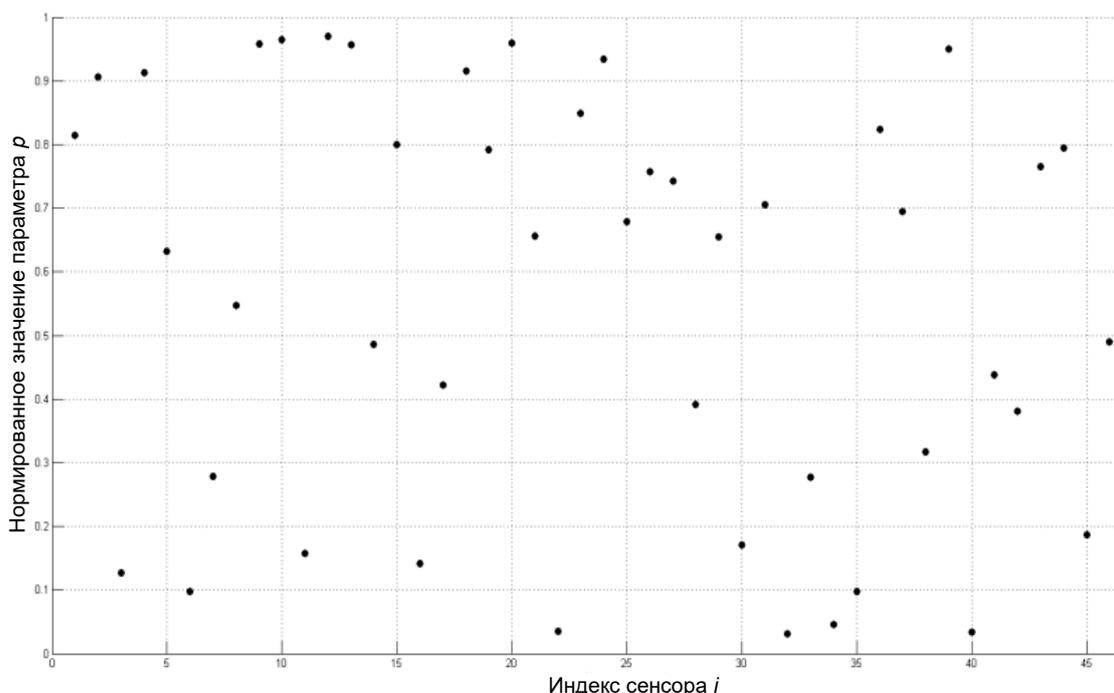


Рисунок 1 – Вариант диагностической сигнатуры, отображающей нормированные данные 50 сенсоров

В первом методе под диагностической сигнатурой оборудования понимается бинарное цифровое изображение (кадр), содержащее данные. На рисунке 1 представлен кадр, полученный авторами статьи с сенсорного поля объекта эксплуатации. В минимальном представлении сигнатура включает значения диагностических параметров, полученных с датчиков. Точки с координатами, соответствующими индексу сенсора $i, i = \overline{1, I}$ и значению параметра $p_i, p \in [0; 1]$, имеют уровень яркости, отличный от общего фона. В заданный дискретный момент времени t сигнатуре соответствует вектор $S_t = (p_{1t}, p_{2t}, \dots, p_{it}, \dots, p_{It})$. Временные последовательности значений параметров хранятся в базе данных и являются исходными данными для выполнения дальнейших вычислений.

Определение негативных ситуаций на основе компьютерного зрения

В основе метода определения негативных ситуаций на основе компьютерного зрения лежат алгоритмы интеллектуального анализа данных с применением ИНС. Использование ИНС в качестве классификаторов обеспечивает достаточную интерпретируемость результатов в сочетании с высокой оперативностью, определяемой простотой реализации².

При классификации состояния оборудования на основе диагностических сигнатур могут быть применены как алгоритмы бинарной классификации (нормальная работа или ненормальная ситуация), так и более сложные классификаторы, позволяющие различать исправное, работоспособное, частично работоспособное, неисправное и неработоспособное состояния.

ИНС-классификаторы используют архитектуру многослойных перцептронов прямого распространения. В таком случае на вход первого слоя сети подается диагностическая сигнатура в виде вектора значений параметров. После обработки на последующих скрытых слоях сети на выходных нейронах формируется вывод об отнесении текущей ситуации к одному из классов.

Для обеспечения достаточной точности классификации необходимо выполнение на этапе разработки ИНС ряда условий, таких как подбор соответствующей архитектуры сети, наличие достаточного набора обучающих данных и правильная реализация алгоритма обучения. Кроме того, в ходе обучения и испытаний разработанного модуля оценивается необходимость введения специальной предварительной обработки исходных данных и результатов работы ИНС.

При этом для решения задач бинарной классификации возможно применение самообучающихся ИНС, что позволит достигать результатов в определении негативных ситуаций при эксплуатации оборудования даже при отсутствии достаточных объемов статистических данных.

Прогнозирование изменения технического состояния с применением ИНС

Основой обеспечения заданной результативности проактивного управления техническими системами является прогнозирование изменения параметров физического объекта во времени. С использованием полученных достоверных прогнозов вырабатываются решения по целенаправленному воздействию на систему.

Многие классические методы прогнозирования временных рядов, такие как регрессия или методы машинного обучения, основаны на допущении об известном виде закона, описывающего изменение диагностических параметров. Однако, опыт реальной эксплуатации показывает, что такое допущение зачастую приводит к существенным погрешностям, особенно в сложных системах из множества взаимовлияющих элементов.

Способность ИНС к экстраполяции временного ряда значений диагностического параметра реализуется с применением алгоритма «скользящего окна». При этом набор обучающих данных для ИНС формируется из ранее полученных значений временного ряда. Под «окном» понимается временной интервал, содержащий обучающие значения. В ходе работы алгоритма «окно» смещается по временному ряду с заданным шагом и каждое

² Орешков В.И., Васильев Е.П. Интеллектуальные технологии в системах поддержки принятия решений: учеб. пособие. Рязань: Book Jet, 2020. 160 с.

положение окна формирует один обучающий пример для ИНС. На рисунке 2 приведена разработанная авторами иллюстрация работы данного метода.

Количество окон определяется объемом доступных статистических данных. Обучение ИНС сводится к последовательному выполнению прямого прохода по каждому из окон с последующим вычислением ошибки и корректировкой весов связей.

При прогнозировании изменения диагностических параметров наиболее эффективным является алгоритм «открытой петли», при котором с поступлением обновленных данных от сенсорного поля проводится дообучение ИНС, что повышает точность прогнозирования относительно алгоритма «закрытой петли». На рисунке 3 представлена иллюстрация применения описанных алгоритмов, приведенная в справочной документации пакета MatLAB.

Однако простые ИНС не обеспечивают достаточной точности прогнозирования, это определяется накоплением ошибки. При прогнозировании изменений диагностических параметров технических систем наиболее целесообразным является применение рекуррентных ИНС. В подобных сетях выходные данные формируются не только на основе текущих входных значений, но также и учитывается предыдущее состояние ИНС. Подобные сети позволяют получать прогнозы для отдельных диагностических признаков с достаточно высокой точностью. Наиболее целесообразным инструментом являются рекуррентные сети с долговременной короткой памятью (англ. long short-time memory, LSTM), что подтверждено исследованиями, описанными в ряде трудов [5].



Рисунок 2 – Иллюстрация работы алгоритма скользящего окна

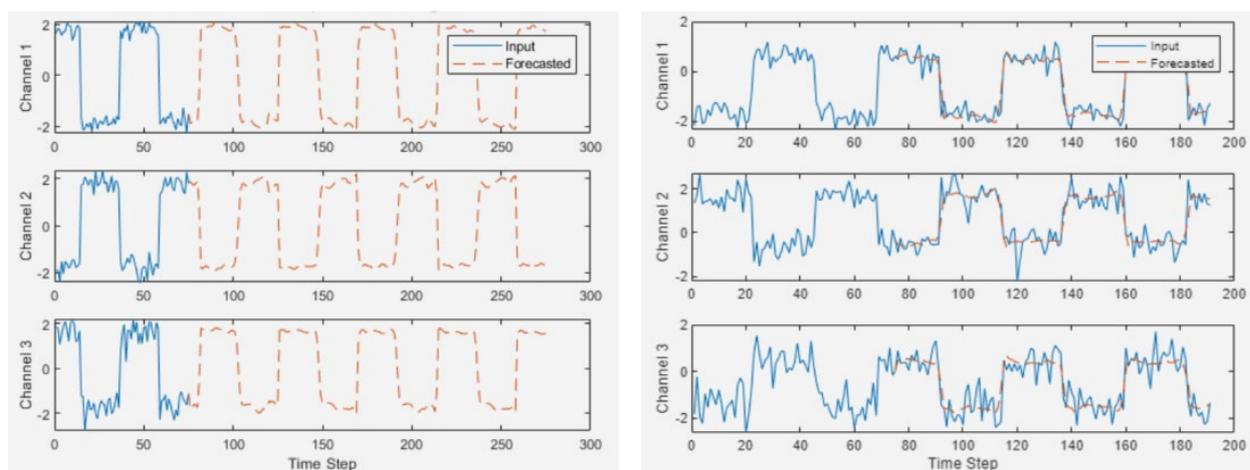


Рисунок 3 – Прогнозы изменения значений диагностических параметров, полученные с помощью алгоритмов «закрытой» и «открытой петли»

Метод прогнозирования изменения технического состояния предусматривает использование кластера LSTM ИНС, в котором для прогнозирования изменения каждого параметра системы на равную глубину используется свой нейросетевой модуль. Такой подход позволяет получить прогнозную диагностическую сигнатуру S_{Π} для технической системы, отражающую прогнозные значения ее параметров. На рисунке 4 представлены полученные авторами диагностические сигнатуры, соответствующие нормальной работе объекта, а также прогнозирующие отклонение ряда параметров от исправного состояния.

Одним из основных ограничений являются необходимые значительные вычислительные мощности, потребные для реализации подобного кластера, что, в свою очередь, сокращает возможность применения программ, реализующих данный метод, в составе бортовой аппаратуры космических систем. Одним из наиболее перспективных направлений преодоления данных ограничений является применение специализированных аппаратных решений, построенных на нейросетевых процессорах [6], и разработка специализированного оптимизированного программного обеспечения.

При каждом получении $S_{\Pi} = (p_{1\Pi}, p_{2\Pi}, \dots, p_{i\Pi}, \dots, p_{I\Pi})$ проводится ее сравнение с сигнатурой, соответствующей работоспособному состоянию, или текущей сигнатурой S_t . Разница Δ_t между сигнатурами определяется как расстояние между точками в I -мерном пространстве, где I равно количеству датчиков, данные которых отражены в сигнатуре.

$$\Delta_t = \sqrt{(p_{1\Pi} - p_{1t})^2 + (p_{2\Pi} - p_{2t})^2 + \dots + (p_{i\Pi} - p_{it})^2 + \dots + (p_{I\Pi} - p_{It})^2}. \quad (2)$$

На основе полученного значения Δ_t принимается решение об изменении технического состояния системы. При накоплении достаточных данных для конкретных образцов космических средств на основании диагностических сигнатур могут быть составлены прогнозы по переходу системы в неисправное, частично работоспособное или неработоспособное состояние. Данные прогнозы являются одним из инструментов механизмов проактивного управления техническими системами и основой для принятия решений по проведению технического обслуживания, ремонтов или иных операций, направленных на поддержание требуемой надежности.

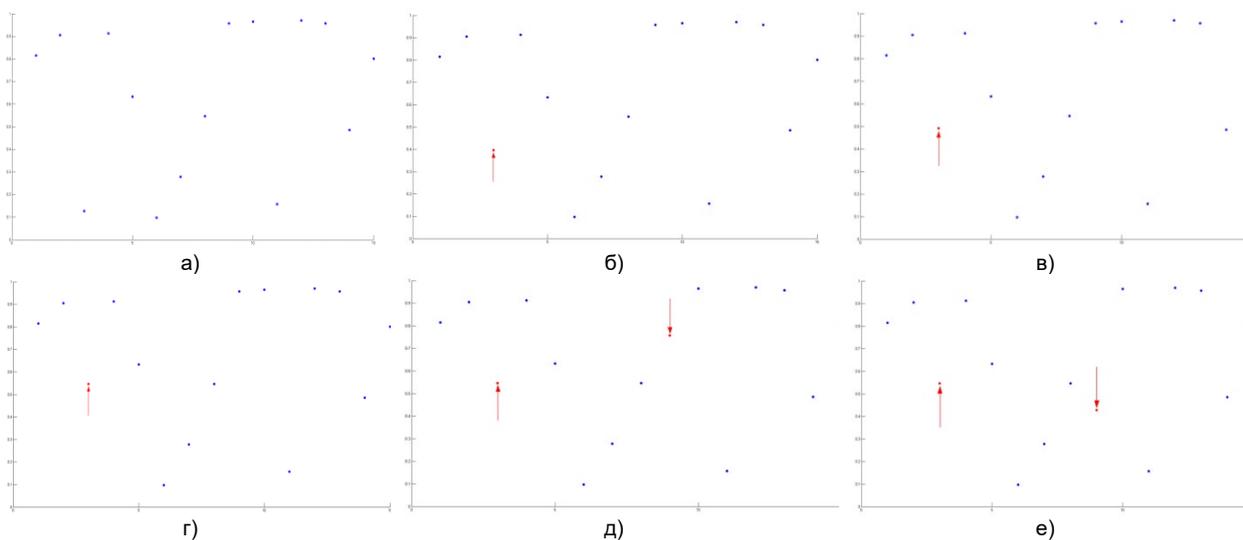


Рисунок 4 – диагностические сигнатуры системы:

- а) S_t , работоспособное состояние; б)-г) прогнозные сигнатуры, с отклонением параметра $i = 3$;
 д)-е) прогнозные сигнатуры с отклонением параметров $i = 3$ и $i = 9$

Заключение

Построение новых космических систем, а также модернизация существующих, с внедрением систем проактивного управления, является одним из рациональных путей обеспечения надежности оборудования. Вместе с тем при создании системы, включающей модули, разработанные на основе представленной концепции, необходимо учитывать и дополнительные требования, которые накладывает подобный подход.

Предлагаемый подход к управлению техническим состоянием будет наиболее эффективен при заблаговременном, еще на этапе определения требований к разрабатываемой системе, планировании глубокой интеграции аппаратных и программных компонент системы управления надежностью в состав оборудования.

Вместе с тем, при создании системы, включающей модули, разработанные на основе представленной концепции, необходимо учитывать и дополнительные ограничения, которые накладывает подобный подход.

В первую очередь, это касается создания и расширения существующих сенсорных полей. Разработка системы сбора, передачи, обработки и хранения диагностических параметров сложных технических объектов является сложной задачей, а развертывание данных систем на оборудовании потребует значительных ресурсов, особенно при модернизации существующих систем. Кроме того, для некоторых элементов космических систем, в первую очередь подвижных, установка дополнительного сенсорного оборудования может существенно влиять на допустимые масса-габаритные показатели.

Внедрение нейросетевых технологий влечет необходимость развертывания дополнительной вычислительной инфраструктуры, позволяющей выполнять объемные вычисления при решении задач компьютерного зрения и предиктивной аналитики.

При всех сложностях внедрение современных решений в перспективе позволит обеспечивать надежность оборудования на заданном уровне и в сочетании с комплексом других модулей, реализующих концепцию проактивного управления, повысить эффективность эксплуатации существующих и перспективных космических систем.

Список источников

1. Манькова Ю.В. Инновационные методы и технологии для автоматизации и оптимизации технологических процессов // Образование. Наука. Производство: сб. докладов XV Междунар. молодеж. форума (Белгород, 23-24 октября 2023 г.). Белгород: БелГТУ им. В.Г. Шухова, 2023. С. 111-113.
2. Слегина В.А. Обзор и сравнение SCADA-систем // Вестник науки. 2022. Т.3. №11(56). С. 183-187.
3. Балухто А.Н., Романов А.А. Искусственный интеллект в космической технике: состояние, перспективы развития // Ракетно-космическое приборостроение и информационные системы. 2019. Т.6. №1. С. 65-75.
4. Абрамов О.В. Мониторинг и прогнозирование технического состояния систем ответственного назначения // Информатика и системы управления. 2011. №2(28). С. 4-15.
5. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. 1997. Vol.9. Iss.8. P. 1735-1780.
6. Мамонова Т.Е., Матлахов Г.А. Системный анализ современных нейрочипов и нейропроцессоров // Молодежь и современные информационные технологии: сб. трудов XIX Междунар. науч.-практ. конф. (Томск, 21-25 марта 2022 г.). Томск: НИТПУ, 2022. С. 31-32.

Информация об авторах

Р.М. Вивчарь – кандидат технических наук;
А.В. Пачин – кандидат технических наук.