

МЕТОДЫ СБОРА И ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ АЛГОРИТМОВ РАННЕЙ ДИАГНОСТИКИ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМ ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА

Скрябин А.В.

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова Российской академии наук», 117997, Россия, Москва, Профсоюзная улица, 65, стр. 1, e-mail: skryabinalexey@gmail.com

Современные и перспективные летательные аппараты характеризуются повышением степени электрификации бортовых систем и использованием электромеханических систем для обеспечения критически важных функций системы управления полетом летательного аппарата. Широкое внедрение бортовых электромеханических систем требует их безопасной и эффективной эксплуатации для чего предполагается оснащение летательного аппарата системой ранней диагностики неисправностей. К электромеханическим системам летательного аппарата, замкнутый контур управления которых реализован по сигналам обратной связи скорости или перемещения выходного звена, предъявляются высокие требования к качеству регулирования, в том числе под действием механической нагрузки. Ухудшение характеристик электромеханической системы связано с процессами деградаций, которые развиваются в отдельных компонентах, и может быть определено на основе данных, полученных как в пассивном режиме при проведении типового полета, так и в активном режиме при отработке заданных управляющих сигналов между полетами в наземных условиях. Современные методы искусственного интеллекта позволяют эффективно использовать их при создании алгоритмов ранней диагностики электромеханических систем для классификации и прогнозирования технического состояния с использованием больших данных, содержащих ценную информацию о рабочих процессах, связанных с развитием неисправностей. Для получения таких данных в работе исследованы основные сценарии работы электромеханических систем, позволяющих получить репрезентативные выборки. Для обеспечения автоматизированного процесса сбора данных как с использованием сигналов, передаваемых по штатным интерфейсам информационного взаимодействия комплексной системы управления полетом с оконечными устройствами, так и с дополнительно применяемых датчиков были разработаны и исследованы методы накопления данных с использованием результатов моделирования, испытаний и эксплуатации. На основе полученных данных могут проводиться оценки деградаций статических и динамических характеристик электромеханических систем и определяться их значимость при классификации технического состояния для локализации неисправностей и проведения технического обслуживания по состоянию. Для этого были разработаны и исследованы методы обработки полученных данных и оценено практическое применение результатов для последующей бортовой интеграции системы диагностики.

Ключевые слова: ранняя диагностика, электромеханический привод, нейронная сеть, деградация, отказ.

METHODS OF DATA ACQUISITION AND PROCESSING FOR CONSTRUCTING EARLY DIAGNOSTICS ALGORITHMS OF AIRCRAFT ELECTROMECHANICAL SYSTEMS

Skryabin A.V.

«Institute of Control Sciences of Russian Academy of Science», 117997, 65 Profsoyuznaya street, building 1, Moscow, Russia, e-mail: skryabinalexey@gmail.com

Modern and future aircraft are characterized by an increased degree of electrification of onboard systems and the use of electromechanical systems to ensure critical functions of the aircraft flight control system. Widespread implementation of onboard electromechanical systems requires their safe and efficient operation, for which purpose it is assumed that the aircraft is equipped with an early diagnostics system for faults. Electromechanical systems of an aircraft, the closed control loop of which is implemented based on feedback signals for the speed or movement of the output link, are subject to high requirements for the quality of regulation, including under the

action of mechanical load. Deterioration of the characteristics of an electromechanical system is associated with degradation processes that develop in individual components and can be determined based on data obtained both in the passive mode during a typical flight and in the active mode when processing specified control signals between flights in ground conditions. Modern artificial intelligence methods allow their effective use in creating algorithms for early diagnostics of electromechanical systems for classification and forecasting of technical condition using big data containing valuable information about work processes associated with the development of faults. To obtain such data, the main scenarios of operation of electromechanical systems were studied in the work, allowing to obtain representative samples. To ensure an automated data collection process using signals transmitted via standard interfaces of information interaction of the integrated control system with end devices, as well as from additionally used sensors, data accumulation methods were developed and studied using the results of modeling, testing and operation. Based on the obtained data, it is possible to assess the degradation of static and dynamic characteristics of electromechanical systems and determine their significance in classifying the technical condition for localizing malfunctions and performing condition-based maintenance. For this purpose, methods for processing the obtained data were developed and studied and the practical application of the results for subsequent on-board integration of the diagnostic system was assessed.

Keywords: early diagnosis, electromechanical actuator, neural network, degradation, failure

Исследование выполнено частично за счёт гранта Российского научного фонда (проект № 23-19-00464)

Введение

Развитие авиатранспортной системы подразумевает повышение интенсивности полетов и роста роботизации бортовых систем и систем управления воздушным движением. В связи с этим повышается актуальность решения задачи автоматизированного сервисного обслуживания летательного аппарата (ЛА), безопасная эксплуатации которого является основным условием для допуска к полету. Традиционно бортовые системы и компоненты ЛА обслуживаются по наработанному ресурсу или сроку службы [1]. Для повышения эффективности сервисного обслуживания применяют мониторинг состояния отдельных систем и компонентов ЛА, что позволяет определить системы и компоненты в которых имеются неисправности, приводящие к отказу, и осуществить их замену или ремонт, а для систем и компонентов, сохранивших в ходе эксплуатации исправное состояние, продлить ресурс. Таким образом, внедрение сервисного обслуживания по состоянию повышает безопасность эксплуатации и позволяет снизить финансовые и временные затраты, связанные с техническим обслуживанием.

В настоящее время имеется тенденция повышения степени электрификации ЛА и перехода сначала к «более электрическому самолету», а в перспективе к «полностью электрическому самолету». Архитектура системы управления полетом такого самолета характеризуется широким применением электромеханических систем: рулевых приводов [2], приводов механизации, электродвигателей силовой установки [3,4]. В связи с использованием электромеханических систем вместо традиционно применяемых гидравлических имеют место проблемы сохранения и увеличения показателей безопасности полета, оптимизации сервисного обслуживания и снижения расходов на эксплуатацию [5]. Электромеханические системы ЛА имеют сложную структуру и состоят из взаимодействующих компонентов, функционирование которых основано на различных физических принципах (управляющая и силовая электроника, электродвигатели на постоянных магнитах, механические редукторы). В связи с этим поиск научно-технических решений для эффективной диагностики электромеханических систем является сложной научной проблемой. Схема работы системы диагностики сложной технической системы, которой является электромеханическая система, показана на рисунке 1 и схожа со схемой автоматического управления техническим объектом [6].

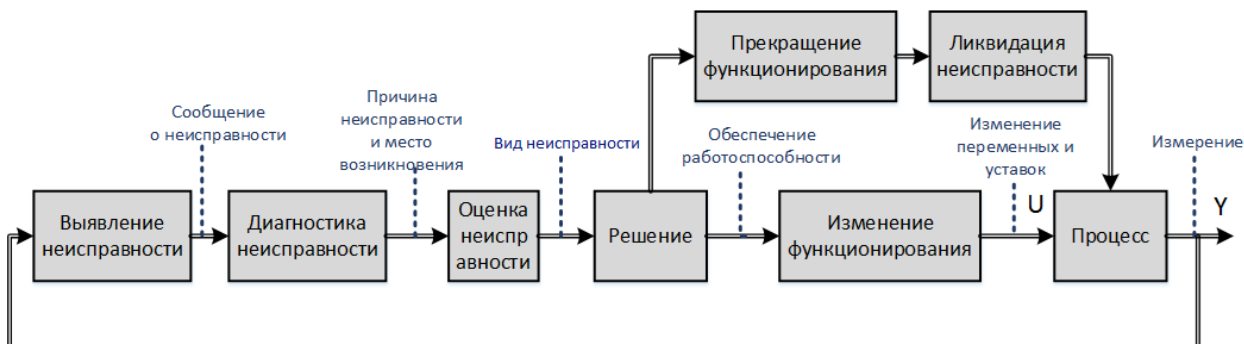


Рисунок 1 – Замкнутый контур контроля состояния сложной технической системы

Задача ранней диагностики сложной технической системы может быть представлена как классификационная задача. При известном конечном множестве описаний состояний диагностируемой системы $\{(\bar{x}_1, \bar{y}_1), \dots, (\bar{x}_k, \bar{y}_k)\}$, $\bar{x}_i \in X$, $\bar{y}_i \in Y$, $i=1..k$, необходимо создать алгоритм определяющие состояние диагностируемой системы $\Phi: X \rightarrow Y$, обеспечивающие поиск вектора $\bar{y} \in Y$ для любого вектора $\bar{x} \in X$, где Y – множество классов, определяемых специфическими метками, агрегированных технических состояний диагностируемой системы, к которым могут приниматься одни и те же решения, X – множество векторов измеренных диагностических сигналов.

Таким образом $X = R^{n \times q}$, $Y = R^m$, где n – количество измеряемых признаков диагностируемой системы; q – количество последовательных временных меток, в которых оцениваются значения измеряемых параметров диагностируемой системы; m – количество вещественных чисел, обеспечивающее представление меток классов.

Для мониторинга технического состояния сложных технических систем ЛА широко применяются методы сравнения сигналов отдельных систем и компонентов с пороговыми значениями или с эталонной математической моделью. Такие методы обеспечивают эффективное выявление систем и компонентов, в которых произошел отказ, для последующей реконфигурации отдельных трактов управления в ходе полета и наземного технического обслуживания. Развитие методов искусственного интеллекта [7], позволяет создать алгоритм ранней диагностики, способный определить деградации отдельных характеристик и спрогнозировать отказные ситуации. В результате создания подобного алгоритма возможно выявление отказов, отмеченных на распределении Вейбулла-Гнеденко (рисунок 2). При создании алгоритмов ранней диагностики, основанных на применении методов искусственного интеллекта, необходимо иметь данные, содержащие в себе информацию о функционировании системы в различных технических состояниях, определяемых сценариями работы системы при различных действующих внешних факторах и параметрах деградаций.

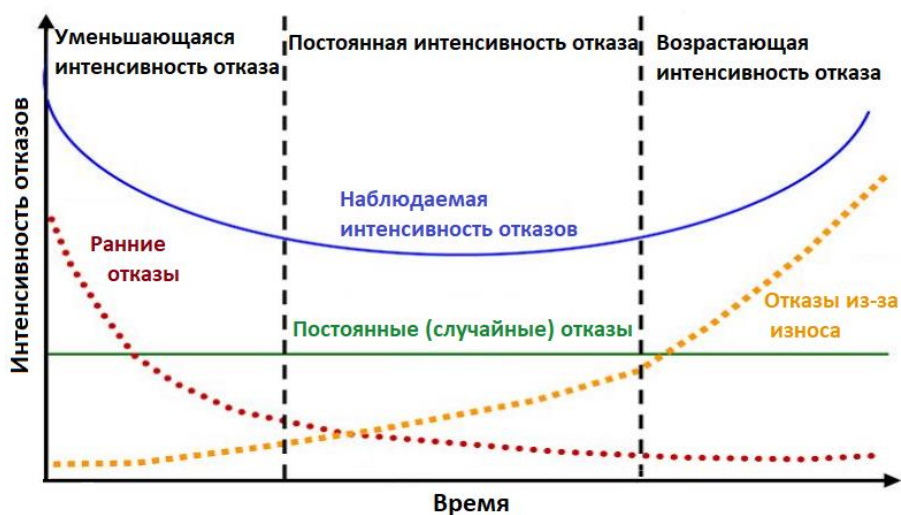


Рисунок 2 – Интенсивность отказов от наработанного ресурса

Сценарии работы

В качестве данных, содержащих информацию о техническом состоянии, могут использоваться стандартные сигналы, которыми оперирует блок управления электромеханической системой. К выходным сигналам (реализуемым физическим величинам), по которым может замыкаться контур управления электромеханической системой относятся: переменные токи в обмотках статора двигателя и постоянный ток, потребляемый инвертором от бортовой системы электроснабжения (энергетической надсистемы), частота вращения ротора электродвигателя, положение выходного звена электромеханической системы. Характер изменения этих сигналов связан со сценариями работы электромеханической системы, которые в первую очередь определяются формой и параметрами управляющего сигнала, поступающего от комплексной системы управления полетом (информационной надсистемы) для воспроизведения следящего режима по скорости (напр. для электродвигателя силовой установки или механизма перестановки стабилизатора) или по положению (напр. для привода рулевой поверхности). Сбор данных стандартных сигналов может осуществляться через штатные цифровые интерфейсы комплексной системы управления полетом ЛА с использованием сниффера-анализатора передаваемых пакетов, являющегося частью бортовой системы сбора данных диагностического комплекса. Кроме стандартных сигналов бортовая система сбора данных может осуществлять регистрацию сигналов датчиков, которые дополнительно

устанавливаются на борту для оценки состояния электромеханических систем. К таким датчикам могут относиться: тензорезисторные датчики силы и момента, датчики вибраций и акустической эмиссии [8], датчики температуры и тепловизионные камеры. Сценарии работы электромеханической системы определяются ее типом (следящий режим по скорости или положению выходного звена), режимом эксплуатации в составе ЛА и кроме воспроизведения последовательности заданных управляющих воздействий должны учитывать внешние факторы, оказывающие значимое влияние на реализуемые характеристики электромеханической системы. Основными значимыми факторами для электромеханической системы являются механическая нагрузка и температура функционирования.

Нормальная эксплуатация ЛА предполагает выполнение типовых полетов, связанных с перевозкой пассажиров или доставкой грузов и выполнение периодического наземного технического обслуживания между отдельными полетами или их наборами. Таким образом, формирование данных о работе электромеханической системы ЛА может выполняться либо при целевом применении в полете (пассивный сбор данных) или при обработке тестовых сигналов на земле (активный сбор данных).

При пассивном сборе данных в полете для последующей разметки полученных данных необходимо выделить отдельные типовые режимы для оценки функционирования электромеханической системы. Типовые режимы функционирования могут связываться с режимами полета и характеризуются механическими характеристиками, определяемыми воспроизводимой скоростью под действием нагрузки (силы или момента). На рисунке 3 показан пример циклограммы работы привода элерона современного магистрального самолета [9], которая демонстрирует, что наиболее нагруженными режимами являются изменение высоты полета и выполнение виражей при развороте, поэтому именно на этих режимах возможно получение данных, содержащих ценную информацию о техническом состоянии привода.

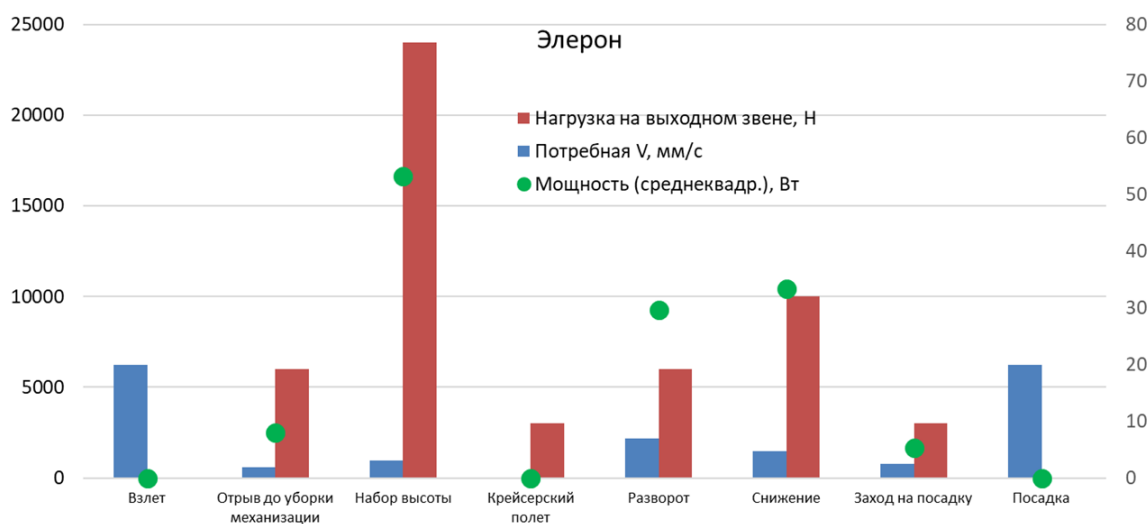


Рисунок 3 – Пример механической полетной циклограммы элерона современного магистрального самолета

Активный режим сбора данных предполагает обработку приводом заданных последовательностей управляющих сигналов, которые позволяли бы оценить изменение статических и динамических характеристик, связанное с деградациями и действием внешних факторов среды. Сбор данных в подобном режиме может выполняться между полетами при наземной обработке в составе борта. К основным специфическим режимам, позволяющим оценить статические характеристики можно отнести обработку сигналов, обеспечивающих постоянную скорость или положение выходного звена (напр. задание постоянной уставки или воспроизведение сигнала треугольной формы различной скорости и амплитуды). Таким образом, при отсутствии разгона и торможения выходного звена, статические характеристики могут использоваться для оценки стационарных рабочих процессов электромеханической системы. Для оценки динамических характеристик предлагается воспроизводить ступенчатые сигналы, реализующие работу системы на предельных режимах разгона и торможения, а также синусоидальные сигналы различной частоты и амплитуды. В результате обработки активного режима сбора данных может быть получен набор осциллограмм, которые могут использоваться как сами по себе в виде временных рядов, так и для построения отдельных частотных характеристик.

Методы накопления данных

С помощью опыта и интуиции высококвалифицированных специалистов-экспертов проводится

систематизация накапливаемых данных, которые используются в дальнейшем при создании системы ранней диагностики. Как было отмечено выше, основным и широко применяемым сегодня методом оценки состояния является сравнение сигналов системы с пороговыми значениями, поэтому для установления допустимых границ на отдельные сигналы, должен быть проведен инженерный расчет исходя из обеспечения сохранения функциональности электромеханической системы при длительном режиме работы и таким образом получены априорные оценки штатных технических состояний. Для этого могут использоваться механические характеристики электродвигателя, позволяющие в частности определить такие параметры, как: скорость холостого хода, номинальные момент и скорость, момент торможения; значения допустимых силы тока и напряжения, которые могут протекать через полупроводниковые компоненты электронного блока; а также предельные нагрузки, которым могут подвергаться узлы крепления, редуктор и другие механические компоненты электромеханической системы.

Расширение размерности диагностируемых технических состояний и отработка элементов технологии ранней диагностики возможны при проведении широкомасштабного моделирования, позволяющего в частности оценить влияние тех или иных деградаций и внешних факторов (напр. температура и механическая нагрузка) для различных сценариев работы электромеханической системы, а также отработать технологию накопления и анализа данных. В ходе моделирования решаются задачи выбора информативных признаков и оценки их значимости, а также разрабатываются и исследуются алгоритмы классификации и прогнозирования состояния электромеханической системы [10]. Тем не менее математическая модель не отражает всех аспектов реального физического объекта, поэтому данные, полученные при моделировании, должны дополняться эмпирическими данными, полученными из экспериментальных исследований и при эксплуатации. Использование эмпирических релевантных данных позволяет повысить эффективность работы алгоритмов ранней диагностики, а также обеспечивает уточнение применяемой математической модели для обеспечения полноты выполняемых тестов.

Среди экспериментальных данных, которые могут использоваться для разработки и исследования алгоритмов ранней диагностики, наиболее ценными являются результаты ресурсных испытаний, содержащие в себе информацию о характерных изменениях отдельных сигналов при функционировании электромеханической системы по заданному сценарию и прогрессирующей деградации. Наиболее важными являются данные, полученные при натурной эксплуатации электромеханической системы, а особо ценную информацию содержат прецеденты, полученные в нештатных ситуациях. Такие данные предлагается аккумулировать для парка ЛА, каждый из бортов которого комплектуется электромеханическими системами определенного типа, в наземных центрах хранения и обработки данных [11,12] в виде базы прецедентов (рисунок 4). Получаемые данные, как правило, содержат в себе много избыточной для диагностики информации и требуют значительных объемов памяти для ее хранения. Поэтому база прецедентов должна пополняться данными, обработанными алгоритмом, обеспечивающим компактное хранение и сохранение полезной информации об условиях работы и технических состояниях электромеханической системы. Пополнение базы прецедентов позволяет системе ранней диагностики обучаться на новых данных и повышать эффективность с течением времени эксплуатации электромеханической системы.



Рисунок 4 – Данные, необходимые для построения базы прецедентов

Методы обработки данных

Диагностика технического состояния с использованием методов искусственного интеллекта обеспечивает отнесение текущего ситуационного вектора к одному из классов, который связан с агрегированным техническим состоянием электромеханической системы. Множества классов объединяются в группы, определяемые локализацией развивающейся деградации и степенью износа или повреждения компонента электромеханической системы. Таким образом могут кодироваться классы технических состояний электромеханической системы, с присвоением метки, соответствующей штатному, опасному или аварийному состоянию определенного компонента. Классификация технического состояния электромеханической системы является сложной научно-технической задачей и требует наличия репрезентативных данных, содержащих информацию о работе системы во всех определяемых классах. Решение классификационной задачи возможно с применением нейронных сетей [13].

При отсутствии большого объема репрезентативных данных, позволяющих решить задачу классификации, может быть поставлена задача поиска аномалий в данных, решение которой позволяет определить отклонение работы электромеханической системы от штатного состояния без локализации и определения степени деградации. Выявление аномалий в эмпирических данных требует формирования базы прецедентов, для определенных сценариев характеризующих работу электромеханической системы. В этом случае база прецедентов может не содержать данных для большого количества классов технических состояний, связанных с развитием неисправности. Для решения задач поиска аномалий может использоваться метод опорных векторов для одного класса [14-16]. В алгоритмах ранней диагностики могут использоваться и другие методы (напр. деревья решений, метод k -ближайших соседей и пр.), выбор которых должен осуществляться с учетом требований компактности хранения базы прецедентов, которая может сильно увеличиваться с ростом наблюдаемого количества однотипных электромеханических систем, сценариев работы и классов технических состояний, определяемых параметрами деградации и действующими внешними факторами. Кроме того, алгоритм должен обеспечивать устойчивую работу с зашумленными сигналами, которые могут поступать от комплексной системы управления, системы электроснабжения или внешних дополнительных датчиков. В конечном счете выбранный алгоритм должен выполнять эффективное построение сложных моделей оценки и не требовать высокой производительности аппаратных средств хранения и обработки данных, что позволяет использоваться недорогие решения, имеющие сравнительно малые вес и энергопотребление. Широкий набор методов, которые возможно применить в алгоритмах ранней диагностики требует проведения оценки эффективности их применения [17].

Перечисленные методы могут использоваться совместно или дополнять друг друга как на этапе создания системы ранней диагностики, так и на этапе ее дальнейшей эксплуатации и совершенствования. На рисунке 5 представлена схема построения алгоритма ранней диагностики электромеханической системы с использованием полученных данных, включающих в себя экспертные данные, результаты моделирования, априорные знания, эмпирические данные и результаты моделирования.

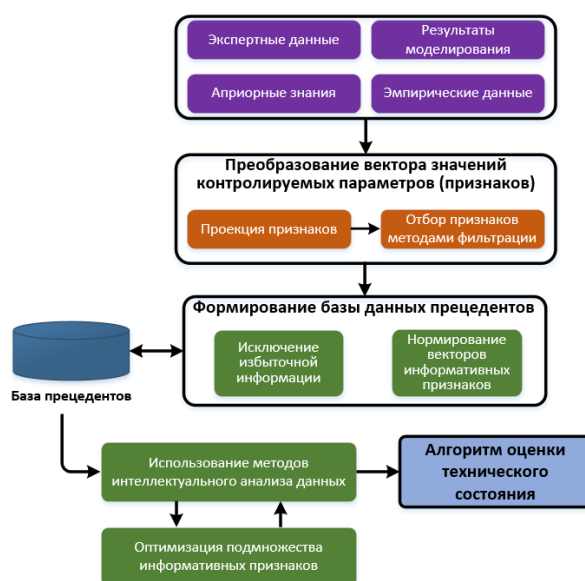


Рисунок 5 – Схема построения алгоритма ранней диагностики электромеханической системы с использованием полученных данных

После формирования прецедентов, состоящих из ситуационных векторов и качественной оценки технического состояния электромеханической системы, они поступают в блок выделения информативных признаков. В этом блоке производится спектральный и факторный анализ, выполняется расчет интегральных параметров с целью понижения размерности ситуационного вектора и улучшения качества диагностики технического состояния. Перед включением новых прецедентов в базу данных выполняется поиск и исключение ситуационных векторов, не несущих дополнительной полезной информации. Данная процедура особенно актуальна для данных, описывающих штатные режимы работы агрегатов и узлов ЛА. После того как база прецедентов сформирована применяются методы интеллектуального анализа для построения моделей идентификации и прогнозирования технического состояния электромеханической системы.

При дальнейшем использовании построенных моделей идентификации и прогнозирования технического состояния данные, измеренные при нормальной эксплуатации (в пассивном или активном режимах сбора данных) и предназначенные для формирования текущего результата ранней диагностики, проходят предобработку (осуществляется поиск связей в данных, восстанавливаются некомплектные ситуационные вектора и выявляются некорректные значения) и проводится выделение информативных признаков для определения классификации состояния. На основе анализа временных рядов может выполняться прогнозирование анализируемых параметров и формирование ожидаемого ситуационного вектора для определения ожидаемого остаточного ресурса или принятия решения о внеплановом техническом обслуживании электромеханической системы.

Заключение

Разработанные и исследованные методы сбора и обработки данных позволяют наполнять базу прецедентов структурированными репрезентативными данными о развивающихся неисправностях для последующего построения алгоритмов, обеспечивающих раннюю диагностику неисправностей электромеханических систем для организации сервисного обслуживания по состоянию ЛА. Исследованные сценарии работы могут использоваться при разработке методик и программ отработки электромеханических систем, выполняемых путем моделирования и проведения ресурсных испытаний при формировании данных для предварительного построения и исследования различных комбинаций алгоритмов классификации, прогнозирования и поиска аномалий. Разработанные методы формирования базы прецедентов предлагается использовать при создании прототипов бортовых систем сбора эксплуатационных данных электромеханических систем. Множество бортовых систем сбора данных, размещаемых на ЛА одного типа, предполагается объединить в диагностический комплекс, к которому так же относится наземный центр обработки и хранения данных, аккумулирующий и обобщающий информацию с бортовых систем сбора данных для всего парка объектов.

Необходимо отметить, что для диагностического комплекса крайне актуальным является эффективное использование вычислительных ресурсов. Даже для одного типа электромеханической системы количество данных может быть очень большим (количество наблюдаемых электромеханических систем определенного типа \times количество технических состояний \times количество сценариев отработки \times количество измеряемых признаков \times метки времени с начала эксплуатации), поэтому целесообразно сокращать размерность полученных данных для их компактного хранения и снижения вычислительных затрат на решение классификационных задач. Например, хранение данных может осуществляться не в виде временных рядов, а путем формирования вектора информативных признаков, содержащего обобщенные параметры, характеризующие техническое состояние электромеханической системы (напр. амплитудно-фазовые частотные характеристики, спектрограммы и пр.). Кроме того, необходимо определить диагностические сигналы, которые являются наиболее информативными в задаче ранней диагностики, что может быть выполнено с использованием предварительного моделирования и исследования натуральных данных, например, полученных при ресурсных испытаниях. Выделение информативных признаков в значительной мере определяет эффективность применения методов интеллектуального анализа данных и позволяет повысить точность и скорость работы алгоритмов ранней диагностики, упростить модели идентификации и сократить объем данных, необходимых для построения моделей.

Список литературы

1. Алексеева Т.В., Бабанская В.Д., Башта Т.М. [и др.] Техническая диагностика гидравлических приводов // М.: Машиностроение 1989.
2. Редько П.Г., Алексеенков А.С., Константинов С.В., Сувилова Е.А., Кузнецов В.Е., Ерофеев Е.В., Стеблинкин А.И. Перспективы развития систем рулевых приводов комплексов управления полетом самолетов //

Известия тульского государственного университета. Технические науки, № 7, 2023, с. 311-322.

3. Doll C., Jentink H., Iannelli P., Hoogreef M.F.M., Kierbel D. The distributed electric propulsion scaled flight demonstrator DEP-SFD as a flying test bench for electrical architectures // International Conference on More Electric Aircraft Towards greener aviation, Toulouse, France, February 7-8, 2024.

4. Варюхин А.Н., Захарченко В.С., Рахманкулов Д.Я., Сунцов П.С., Овдиенко М.А., Гелиев А.В., Киселев И.О., Власов А.В. Традиционные, гибридные и электрические силовые установки самолетов местных воздушных линий // Научно-технический журнал «Авиационные двигатели», Москва, №1 (14), 2022, с. 19-32, DOI: 10.54349/26586061_2022_1_19.

5. Ерофеев Е.В., Кувшинов В.М., Скрябин А.В., Стеблинкин А.И., Халецкий Л.В. Построение силовой системы управления самолетов с использованием рулевых приводов с электрическим силовым питанием для реализации концепции «более электрического самолета» // Труды ЦАГИ, выпуск 2785. Динамика полета и системы управления летательных аппаратов. Сборник статей под редакцией В.Л. Суханова. стр. 49-70, 2019.

6. Isermann R., Process fault detection based on modeling and estimation methods – a survey // Automatica Vol. 20 #4 pp. 387-404 1984, Great Britain.

7. Брантон С.Л., Куц Дж.Н. Анализ данных в науке и технике // Cambridge University Press, 2021, С. – 542.

8. Колоколов А.С., Вороничев П.П. Диагностика подшипников роторного оборудования на основе анализа микровариаций вращения вала // Датчики и Системы, 2020, № 12, С. 54-58.

9. Скрябин А.В., Стеблинкин А.И. Методы экспериментальных исследований при воспроизведении ускоренного развития деградаций редуктора электромеханического рулевого привода летательного аппарата // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Машиностроение, 2024 № 3, ISSN 0236-3941, 101-117 с.

10. Veresnikov G. and Skryabin A., "The Development of Electromechanical Actuator Mathematical Model for Fault Identification Using Data Mining Methods," 2020 13th International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD), Москва, ИПУ РАН, 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/MLSD49919.2020.9247781, Россия.

11. Патент US20110054721A1 США, МКИ G06F 19/00 (20110101) / [US] Honeywell International Inc.; Опубл. 03.03.2011.

12. Патент US20070260726A1 США, МКИ G06F 15/173 (20060101); G01M 17/00 (20060101); G06F15/16; G06Q10/00 / [US] Sikorsky Aircraft Corporation; Опубл. 08.11.2007.

13. Khelifi A., Mansour N., Lakhali B., Gharsallaoui H. Artificial Neural Network-based Fault Detection // 5th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT), Thessaloniki, Greece, 2018.

14. Rummaan B. A., Sufi T. G., Abdul Q. K. A comparative analysis of classical and one class SVM classifiers for machine fault detection using vibration signals // 2016 International Conference on Emerging Technologies (ICET), 2016.

15. Shin H.J., Eom D.H., Kim S.S. One-class support vector machines-an application in machine fault detection and classification // Computers & Chemical Engineering, 2009.

16. Hassan, A. H., Lambert-Lacroix, S., & Pasqualini, F. (2015). Real-time fault detection in semiconductor using one-class support vector machines. International Journal of Computer Theory and Engineering, vol. 7(3), pp. 191–196.

17. Veresnikov G., Skryabin A. Diagnostics of mixed type failures in the aircraft electromechanical gear by using neural networks // 15th International Conference Management of large-scale system development (MLSD), Москва, IEEE, doi:10.1109/MLSD55143.2022.9934578, <https://ieeexplore.ieee.org/document/9600182>, Россия, pp. 1-4, 2022.

References

1. Alekseeva T.V., Babanskaya V.D., Bashta T.M. [and others] Technical diagnostics of hydraulic actuators // Moscow, Machinery, 1989 (in Russ.).

2. Redko P.G., Alekseenkov A.S., Konstantinov S.V., Suvirova E.A., Kuznetsov V.E., Erofeev E.V., Steblinkin A.I. Prospects for the development of control systems for aircraft flight control systems // Tula state university news. Technical sciences, # 7, 2023, pp. 311-322 (in Russ.).

3. Doll C., Jentink H., Iannelli P., Hoogreef M.F.M., Kierbel D. The distributed electric propulsion scaled flight demonstrator DEP-SFD as a flying test bench for electrical architectures // International Conference on More Electric Aircraft Towards greener aviation, Toulouse, France, February 7-8, 2024.

4. Varyukhin A.N., Zakharchenko V.S., Rakhmakulov D.Y., Suntsov P.S., Ovdienko M.A., Geliev A.V., Kiselev I.O., Vlasov A.V. Traditional, hybrid and electrical propulsion for local air lines aircrafts // Science-technical journal «Aviation Engines», Moscow, #1 (14), 2022, p. 19-32, (in Russ.) DOI: 10.54349/26586061_2022_1_19.

5. Erofeev E.V., Kuvshinov V.M., Skryabin A.V., Steblinkin A.I., Khaletskiy L.V. The design of aircraft power control system with usage of electrically-powered actuators for «more electric aircraft» conception // The proceedings of

TsAGI, #2785. Flight dynamics and control systems of aircrafts. Digest under the editorship of Suhanov V.L. pp. 49-70, 2019 (in Russ.).

6. Isermann R., Process fault detection based on modeling and estimation methods – a survey // *Automatica* Vol. 20 #4 pp. 387-404 1984, Great Britain.

7. Brunton S.L., Kutz J.N. *Data-driven science and engineering* // Cambridge University Press, 2021, 542 p.

8. Kolokolov A.S., Voronichev P.P. Diagnostics of rotary equipment bearings based on analysis of microvariations of shaft rotation // *Sensors and Systems*, 2020, # 12, pp. 54-58 (in Russ.).

9. Skryabin A.V., Steblinkin A.I. Experimental research methods in reproducing accelerated gear degradation of the aircraft control surface electromechanical actuator. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Mechanical Engineering*, 2024, no. 3 (150), pp. 101–117 (in Russ.).

10. Veresnikov G. and Skryabin A., "The Development of Electromechanical Actuator Mathematical Model for Fault Identification Using Data Mining Methods," 2020 13th International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD), Moscow, Russia, 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/MLSD49919.2020.9247781.

11. Patent US20110054721A1 USA, G06F 19/00 (20110101) / [US] Honeywell International Inc.; published 03.03.2011.

12. Patent US20070260726A1 USA, G06F 15/173 (20060101); G01M 17/00 (20060101); G06F15/16; G06Q10/00 / [US] Sikorsky Aircraft Corporation; published 08.11.2007.

13. Khelifi A., Mansour N., Lakhel B., Gharsallaoui H. Artificial Neural Network-based Fault Detection // 5th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT), Thessaloniki, Greece, 2018.

14. Rummaan B. A., Sufi T. G., Abdul Q. K. A comparative analysis of classical and one class SVM classifiers for machine fault detection using vibration signals // 2016 International Conference on Emerging Technologies (ICET), 2016.

15. Shin H.J., Eom D.H., Kim S.S. One-class support vector machines-an application in machine fault detection and classification // *Computers & Chemical Engineering*, 2009.

16. Hassan, A. H., Lambert-Lacroix, S., & Pasqualini, F. (2015). Real-time fault detection in semiconductor using one-class support vector machines. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, vol. 7(3), pp. 191–196.

17. Veresnikov G., Skryabin A. Diagnostics of mixed type failures in the aircraft electromechanical gear by using neural networks // 15th International Conference Management of large-scale system development (MLSD), Москва, IEEE, doi:10.1109/MLSD55143.2022.9934578, <https://ieeexplore.ieee.org/document/9600182>, Россия, pp. 1-4, 2022.