



Методы диагностики и цифровые двойники в задачах повышения отказоустойчивости датчиков БПЛА

Николай Сергеевич **Абрамов**^{1✉}, Василий Федорович **Калугин**²

^{1,2} Институт программных систем им. А. К. Айламазяна РАН, Вельское, Россия

^{1✉} n-say@nsa.pereslavl.ru

Аннотация. В работе представлен обзор методов, применяемых при проектировании цифровых двойников для повышения надежности датчиков БПЛА. При этом особое внимание уделяется инерциальным датчикам, поскольку их отказ наиболее критичен. В статье раскрывается понятие цифрового двойника и его архитектура применительно к задачам диагностики и восстановления сигналов датчиков БПЛА. Систематизированы основные подходы к диагностике по данным датчиков: модельно-ориентированные, основанные на анализе данных и основанные на знаниях. Рассматриваются методы восстановления показаний датчиков, основанные на аппаратурной и аналитической избыточностях. Рассмотрены наборы данных для задач обнаружения неисправностей и аномалий в БПЛА.

Ключевые слова и фразы: цифровые двойники, БПЛА, инерциальные датчики, надежность датчиков, диагностика неисправностей, восстановление сигналов, диагностика, отказоустойчивость, обнаружение аномалий, наборы данных

Для цитирования: Абрамов Н. С., Калугин В. Ф. Методы диагностики и цифровые двойники в задачах повышения отказоустойчивости датчиков БПЛА // Программные системы: теория и приложения. 2026. Т. 17. № 3(72). С. 127–161. https://psta.psisras.ru/read/psta2026_3_127-161.pdf

Введение

Современные беспилотные летательные аппараты (БПЛА) являются сложными техническими системами, работа которых основана на совместном функционировании алгоритмов управления, датчиков и исполнительных механизмов. Надежность БПЛА в значительной степени определяется корректностью работы датчиков, формирующих информацию о состоянии аппарата и его положении. В отличие от пилотируемой авиации, где реализованы многоуровневые резервирования, в сегменте малых и средних БПЛА широко применяются компактные и энергоэффективные датчики массового производства, что обуславливает повышенную чувствительность к условиям эксплуатации и более низкий фактический ресурс.

Согласно данным [1], наработка на отказ датчиков, применяемых в БПЛА, составляет порядка 10^3 часов, тогда как авиационные навигационные системы сертификационного класса демонстрируют ресурс, превышающий 10^5 часов. Указанное различие обусловлено как особенностями технологического уровня изготовления и контроля качества, так и различной устойчивостью к механическим, температурным и вибрационным нагрузкам, возникающим в процессе эксплуатации. Выделяются следующие типы датчиков:

Навигационные: GPS (от англ. Global Positioning System), гироскоп, акселерометр, магнитометр, барометр, датчик воздушной скорости и другие;

Восприятия среды: LiDAR (от англ. Light Detection and Ranging), ультразвуковые дальнометры и другие;

Диагностики: датчики тока и напряжения, тахометры, температурные датчики, вибрационные датчики и другие;

Специализированные: мультиспектральные, гиперспектральные, газоанализаторы, детекторы радиации и другие.

В процессе эксплуатации БПЛА датчики подвергаются внешним воздействиям, включая вибрационные, механические и термоциклические нагрузки. Данные факторы могут вызвать деградацию точностных характеристик датчиков или их отказ. Отказы разделяются на два класса: «жесткие» и «мягкие». В отличие от «жестких» отказов (от англ. hard failures), которые приводят к внезапной и полной утрате работоспособности датчика, «мягкие» отказы (от англ. soft failures) могут проявляться постепенно, что делает их труднодиагностируемыми. При этом формально датчик сохраняет функционирование, однако погрешность его измерений может стать значительной.

Обобщенный анализ отказов беспилотных летательных аппаратов, представленный в исследовании [2], показывает, что неисправности навигационных датчиков относятся к числу наиболее критичных факторов, влияющих как на устойчивость полета, так и на выполнение миссий. Нарушения в работе таких датчиков приводят к ошибкам в определении координат, высоты, угловой скорости и ускорения, что вызывает накопление ориентационных погрешностей и ухудшение стабилизации. Даже частичная деградация датчиков или исполнительных механизмов способна изменить оценки крена, рыскания и бокового скольжения, провоцируя колебательные режимы и рост вибраций. Это не только увеличивает риск столкновения с препятствиями, но и негативно отражается на прикладных задачах, например, снижает точность алгоритмов компьютерного зрения.

В подавляющем большинстве коммерческих БПЛА используются MEMS (от англ. Micro-Electro-Mechanical Systems) гироскопы и акселерометры. Такие датчики имеют малый вес, низкое энергопотребление и стоимость. Но это достигается за счет миниатюризации чувствительных элементов, что делает их чувствительными к внешним воздействиям.

С точки зрения надежности важным параметром является MTBF (от англ. Mean Time Between Failures). Для коммерческих MEMS-датчиков указывается типичный MTBF порядка 10 000 – 20 000 часов эксплуатации. Однако эти значения получены в лабораторных условиях и не учитывают интенсивные вибрационные и температурные нагрузки, характерные для реальных полетов. Ресурс MEMS-датчиков существенно сокращается под воздействием вибраций, ударов и термоциклических нагрузок [3]. Интенсивная вибрация (до 14 g) оказывает негативное влияние на БПЛА [4]. Сочетание механических напряжений с температурными перепадами ускоряет деградацию датчиков, приводя к их калибровочным смещениям и преждевременным отказам.

Перспективным подходом к решению задач диагностики и обеспечения отказоустойчивости датчиков беспилотных летательных аппаратов является применение концепции цифровых двойников. Цифровой двойник представляет собой динамическую виртуальную модель, функционирующую синхронно с физическим объектом за счет непрерывной интеграции телеметрических данных. Такой подход позволяет фиксировать расхождения между виртуальной моделью и реальным датчиком на ранней стадии деградации, что дает возможность, с одной стороны, реализовать прогностическую модель обслуживания, оценивая остаточный полезный ресурс компонента и предотвращая переход скрытой деградации в критический отказ, а с другой – осуществлять коррекцию выходных

сигналов датчика, восстанавливая его точность в режиме реального времени до проведения сервисных мероприятий. В случае возникновения критических отказов цифровой двойник позволяет не только обнаружить сбой, но и, благодаря аппаратурной или аналитической избыточности, замещать утраченный сигнал.

Перспективность применения цифровых двойников для задач диагностики подтверждается рядом современных исследований. В работе [5] показано, что интеграция цифрового двойника с реальными полетными данными позволяет обнаруживать неисправности датчиков и роторов с последующей компенсацией через перестроение управляющих сигналов, что повышает устойчивость БПЛА особенно в сложных погодных условиях.

В работе [6] показано, что применение цифровых двойников позволяет выявлять ранние признаки деградации датчиков и исполнительных механизмов. В режиме реального времени осуществляется сбор данных с GNSS-приемников и инерциальных измерительных блоков, которые затем обрабатываются с использованием алгоритмов фильтрации и оценки состояния. Помимо определения текущего состояния системы, алгоритмы оценивают параметры деградации датчиков и исполнительных механизмов. В исследовании [7] показано, что применение цифровых двойников позволяет повысить точность позиционирования БПЛА в условиях отказов отдельных датчиков и нестабильности GPS-сигнала.

Цель работы – обзор и систематизация подходов к построению цифровых двойников, методов обнаружения отказов и восстановления сигналов датчиков, а также анализ открытых наборов данных. Выявлены ограничения существующих решений и определены перспективные направления. Основное внимание уделено публикациям последних лет (2023–2026 гг.), отражающим современное состояние исследований.

Более ранние работы привлекались только при их фундаментальном значении или дефиците современных данных. Формирование корпуса источников проводилось на основе тематического поиска по ключевым областям (цифровые двойники, диагностика датчиков БПЛА, виртуальные датчики, реконструкция сигналов) с последующей фильтрацией по практической применимости и релевантности цели настоящего обзора. Рассмотрены алгоритмы обнаружения, локализации и восстановления неисправностей датчиков БПЛА, методы построения цифровых двойников и виртуальных датчиков. Приоритет отдан работам, обладающим научной новизной, ориентированным на практическое применение в системах управления и работу в режиме реального времени. Дополнительно включены отдельные исследования по диагностике исполнительных механизмов, если их алгоритмы обобщаются на отказы датчиков.

1. Архитектура цифрового двойника и применение на БПЛА

1.1. Понятие Цифрового двойника

Концепция цифрового двойника была впервые формализована в исследованиях NASA (от англ. National Aeronautics and Space Administration) в начале 2010-х годов. В работе [8] цифровой двойник определяется как интегрированная многомасштабная, мультифизическая, вероятностная симуляция конкретного построенного аппарата или системы, которая использует лучшие доступные физические модели, обновления с датчиков, историю обслуживания и все доступные данные парка, чтобы отражать жизнь своего летающего близнеца. В настоящее время технология цифровых двойников используется во многих прикладных областях, включая беспилотные летательные аппараты.

Отсутствие аппаратурного резервирования на большинстве БПЛА делает их сложными динамическими системами, в которых безопасность полета напрямую определяется корректной работой каждой подсистемы. Виртуальная модель БПЛА позволяет выявлять неисправности любых подсистем и структур, анализируя данные с датчиков в реальном времени. В статье [9] выявляются структурные повреждения корпуса БПЛА через показания датчиков, что позволяет планировать траекторию и скорость полета в нештатных ситуациях.

В работе [10] цифровой двойник используется для диагностики неисправностей компонентов системы управления беспилотного транспортного средства. На основе данных датчиков и модифицированного алгоритма фильтра частиц осуществляется обнаружение отказов и оценка технического состояния системы для последующего технического обслуживания. В работе [11] описывается цифровой двойник БПЛА для обнаружения неисправностей датчиков с последующим восстановлением сигнала виртуальной моделью, которая обеспечивает аналитическую избыточность, используя показания других датчиков.

Таким образом, обобщая рассмотренные подходы, цифровой двойник БПЛА может быть определен как виртуальная модель летательного аппарата, синхронизированная с физическим объектом в реальном времени, обеспечивающая обработку данных, оценку состояния, диагностику, компенсацию отказов и поддержку принятия решений по управлению.

1.2. Базовая архитектура цифрового двойника

Архитектура цифрового двойника включает четыре взаимосвязанных уровня [12]:

1. *Уровень данных* отвечает за сбор, передачу и предварительную обработку информации от различных датчиков БПЛА, включая инерциальные измерительные модули – IMU (от англ. Inertial Measurement Unit), GPS, радиовысотомеры, камеры и другие датчики. На данном этапе выполняются синхронизация данных и восстановление пропущенных сигналов.
2. *Уровень моделирования* является центральным элементом архитектуры цифрового двойника, отвечающим за построение виртуального представления БПЛА и его подсистем. Используются физические модели, методы фильтрации состояния, алгоритмы машинного обучения и виртуальные датчики [13], обеспечивающие резервирование за счет аналитической избыточности при слиянии данных с других измерительных каналов. Так, для повышения точности позиционирования в работе [7] описывается цифровой двойник, который на основе расширенного фильтра Калмана объединяет данные IMU, GPS и визуальных датчиков, формируя скорректированную оценку положения БПЛА в реальном времени. Для резервирования критически важных датчиков может использоваться математическая модель, заменяющая показания в случае отказа.
3. *На уровне анализа* выполняется обработка данных, поступающих с физического объекта и виртуальной модели, для выявления аномалий и сбоев. В исследовании [9] применение интерпретируемого дерева решений позволяет выявлять структурные повреждения по данным тензодатчиков.
4. *Уровень приложений* реализует целевые функции цифрового двойника: взаимодействие с пользователем, управление, компенсацию отказов датчиков, повышение точности позиционирования и другие прикладные задачи. Так, в работе [14] при выявлении отказа двигателя на основе анализа частоты вращения цифровой двойник инициирует перенастройку PID-регуляторов (от англ. Proportional-Integral-Derivative) и выполняет безопасную посадку.

1.3. Подходы к построению цифровых двойников БПЛА

Различные подходы к применению цифровых двойников в задачах диагностики и отказоустойчивого управления БПЛА рассмотрены в таблице 1.

Таблица 1. Применение цифровых двойников в задачах диагностики и отказоустойчивого управления БПЛА

Подход	Основная идея ЦД	Место выполнения вычислений ЦД
[7]	Повышение точности позиционирования БПЛА путем слияния данных IMU, GPS и визуальных датчиков с использованием расширенного фильтра Калмана.	Удаленный сервер
[11]	Обнаружение отказов датчиков на основе корреляционного анализа показаний датчиков. При выявлении сбоя показания отказавшего датчика восстанавливаются с помощью многослойного перцептрона.	На борту
[15]	Построение виртуального датчика высоты на основе расширенного фильтра Калмана для резервирования радиовысотомера. При обнаружении сбоя радиовысотомера ЦД автоматически подменяет его показания.	На борту
[16]	Создание виртуальной системы датчиков на основе сетей долгой краткосрочной памяти для обнаружения отказов микроконтроллера. При сбое физического датчика его показания замещаются оценкой модели, а достоверность результатов при детектировании сбоев обеспечивается механизмами самозащиты, включая контроль границ, расстояние Махаланобиса и автоэнкодер.	На борту
[9]	Выявление структурных повреждений и деградации по данным тензодатчиков с помощью интерпретируемого дерева решений. ЦД по данным датчиков определяет наличие и степень повреждения конструкции, после чего выбирает более безопасные параметры полета (траекторию, скорость).	На борту
[14]	Обнаружение отказов двигателей (пропеллеров) на основе анализа частоты вращения с помощью алгоритма ChangeFinder и логистической регрессии. При выявлении отказа ЦД выполняется перенастройка PID-регуляторов для безопасной посадки.	Удаленный сервер
[17]	Построение виртуального датчика для авиационного двигателя с использованием стратегии выравнивания признаков и пространственно-временной адаптации областей. Метод позволяет компенсировать изменения распределения данных (от англ. domain shifts) в различных режимах эксплуатации, обеспечивая устойчивость модели при изменении условий работы двигателя.	На борту

Наиболее широкий класс задач связан с обеспечением отказоустойчивости БПЛА в условиях сбоя датчиков или их значительного зашумления. Цифровой двойник не только обнаруживает неисправности, но и выполняет функцию резервирования, позволяя системе сохранять работоспособность при отказах датчиков или изменении условий эксплуатации.

Другим направлением является улучшение точности определения местоположения БПЛА. Позиционирование влияет на безопасность полета: автономную навигацию и работу автопилота. С увеличением времени полета даже при штатном функционировании всех бортовых систем происходит накопление погрешностей измерений, например, дрейф инерциальных датчиков. Использование дополнительных источников информации: дальномеров, оптического потока и визуальной одометрии, позволяет значительно повысить точность позиционирования БПЛА.

Отдельное направление связано с контролем целостности конструкции беспилотного аппарата и его двигателей с последующим корректированием управления БПЛА при возникновении физических повреждений или поломок двигателя.

Для различных типов БПЛА цифровой двойник используется для повышения надежности разных подсистем. Для мультироторных летательных аппаратов цифровой двойник применяется для повышения надежности моторов, пропеллеров и инерциальных датчиков, поскольку эти компоненты чаще выходят из строя, а их отказ приводит к катастрофе. В случае с БПЛА самолетного типа, обладающими естественной аэродинамической устойчивостью, акцент смещается на управляющие поверхности (элероны, руль высоты и руль направления) и датчики скорости и высоты. Соответственно, подходы к обнаружению и компенсации отказов для мультироторов и самолетных БПЛА различаются: в первом случае доминируют методы диагностики инерциальных датчиков и силовой установки, во втором – методы контроля аэродинамических поверхностей и барометрических/скоростных датчиков.

В зависимости от типоразмера различаются требования к аппаратному обеспечению, что влияет на реализацию систем отказоустойчивости. Для крупноразмерных летательных аппаратов ограничения по массе и энергопотреблению менее строгие, поэтому они могут оснащаться более точными датчиками, производительными вычислительными платформами и специализированными ускорителями: GPU (графический процессор, от англ. Graphics Processing Unit), TPU (тензорный процессор, от англ. Tensor Processing Unit), NPU (нейронный процессор, от англ. Neural Processing Unit). Это позволяет применять более вычислительно сложные алгоритмы диагностики и методы машинного обучения в режиме реального времени.

Для микроразмерных БПЛА ограничения по массе, габаритам и энергопотреблению значительно жестче, что обуславливает использование менее производительных вычислительных платформ и датчиков с низким энергопотреблением и сниженной точностью. Поэтому применяются алгоритмы с низкими вычислительными затратами.

Программная реализация обеспечивает прием телеметрических данных, обработку данных с датчиков, выполнение алгоритмов диагностики и компенсации отказов. Математические модели и алгоритмы в основном реализуются на языках Python и C++ ввиду их производительности и наличия оптимизированных библиотек машинного обучения.

Для создания цифровых двойников БПЛА используются различные программные среды, которые можно разделить на три группы по типу лицензии: проприетарные, условно-бесплатные и открытые. К проприетарным относятся MATLAB/Simulink и ANSYS Twin Builder – они предоставляют широкий набор инструментов для моделирования, симуляции и интеграции с реальными системами, однако требуют платных лицензий, что ограничивает их доступность для небольших исследовательских групп.

К условно-бесплатным средам можно отнести Unity и Unreal Engine с плагинами для цифровых двойников – они предлагают развитые средства визуализации, но требуют приобретения коммерческой лицензии при использовании в промышленных проектах. Среди открытых решений можно привести: Gazebo, OpenModelica и Colosseum – они бесплатны, активно поддерживаются сообществом и позволяют модифицировать исходный код под специфические задачи, однако уступают коммерческим аналогам по производительности при моделировании сложных физических процессов и требуют дополнительных усилий для интеграции с реальными системами управления. Выбор конкретной среды определяется требованиями к точности моделирования, вычислительными ресурсами и бюджетом проекта.

2. Методы обнаружения неисправностей

Отказы датчиков могут быть систематизированы по степени их влияния на достоверность выходного сигнала на «жесткие» отказы и «мягкие». К «жестким» отказам относятся внезапные отказы, делающие дальнейшее использование сигнала датчика невозможным. Основными моделями жестких отказов являются:

Заморозка сигнала. Характеризуется полной остановкой изменения показаний. Датчик выдает постоянное значение, не зависящее от реального измеряемого параметра:

$$y(t) = C,$$

где $y(t)$ – выходной сигнал датчика, C – фиксированное значение, удерживаемое датчиком.

Отсутствие сигнала. Проявляется в виде постоянного нулевого значения, либо выхода сигнала за пределы допустимого диапазона.

При «мягких» отказах датчик формально сохраняет работоспособность, но точность его измерений значительно снижается. Математические модели могут быть представлены следующим образом:

Смещение сигнала. Характеризуется постоянным отклонением показаний от истинного значения на фиксированную величину в течение всего времени работы:

$$y(t) = x(t) + B,$$

где $x(t)$ – истинное значение измеряемого параметра, B – постоянное смещение (bias).

Дрейф. Представляет собой постепенное, часто линейное, нарастание ошибки показаний во времени:

$$y(t) = x(t) + D \cdot t,$$

где D – скорость дрейфа, t – время.

Потеря точности. Характеризуется увеличением уровня шума и случайных колебаний в выходном сигнале:

$$y(t) = x(t) + \varepsilon(t),$$

где $\varepsilon(t)$ – аддитивный шум с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ_ε^2 значительно выше, чем у исправного датчика.

Ошибка калибровки. Показания изменяются пропорционально истинному значению, но с неверным коэффициентом:

$$y(t) = K \cdot x(t),$$

где K – коэффициент масштаба, причем $K \neq 1$.

В таблице 2 приведены основные направления диагностики БПЛА.

2.1. Методы на основе моделей

В модельно-ориентированном подходе (англ. model-based), блок-схема которого изображена на рисунке 1, диагностика неисправностей основывается на использовании математической модели, описывающей поведение системы.

Пусть $x \in \mathbb{R}^n$ – вектор внутренних состояний системы (например, положение, скорость и ориентация БПЛА), $u \in \mathbb{R}^m$ – вектор управляющих воздействий, $z \in \mathbb{R}^p$ – вектор показаний датчиков БПЛА.

Таблица 2. Сравнение методов обнаружения отказов датчиков

Подход	Краткое описание	Преимущества	Недостатки
Model-based	Использование математической модели системы для формирования невязки между прогнозируемыми и фактическими показаниями датчиков.	Физическая интерпретируемость и низкие требования к объему данных.	Необходимость точной математической модели и высокая вычислительная сложность для нелинейных систем.
Data-driven	Обнаружение неисправностей на основе статистического анализа или методов машинного обучения.	Отсутствие необходимости в явной математической модели и способность выявлять сложные нелинейные связи.	Потребность в больших объемах данных и ограниченная интерпретируемость.
Knowledge-based	Использование экспертных правил и логических зависимостей.	Высокая интерпретируемость и малые вычислительные затраты.	Трудоемкая разработка правил и слабая адаптация к изменению условий полета.

Связь между этими величинами задается отображением (моделью) $M : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^p$, которое определяет оценку показаний датчиков БПЛА: $\hat{z} = M(x, u)$, соответствующую ожидаемому поведению системы при отсутствии неисправностей. Отклонение между измеренными и оцененными значениями определяется как невязка $r = z - \hat{z}$. Обнаружение неисправностей формулируется как задача принятия решения на основе невязки $d = \mathcal{D}(r)$, $\mathcal{D} : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathcal{Y}$, где $\mathcal{Y}$ – множество диагностических решений. В простейшем случае $\mathcal{Y} = \{0, 1\}$, где 0 соответствует исправному состоянию системы, а 1 – наличию неисправности. В более общем случае $\mathcal{Y} = \{0, 1, \dots, K\}$, где 0 соответствует исправному состоянию, а значения 1, ..., K – различным типам неисправностей.

Одно из основных направлений – использование фильтра Калмана – KF (от англ. Kalman Filter) для обнаружения неисправностей. Оригинальный фильтр Калмана предполагает линейную динамику, однако в реальных приложениях динамика БПЛА нелинейна, а неисправности могут возникать в различных компонентах – как в датчиках, так и в исполнительных механизмах. Поэтому в основном используются нелинейные варианты: Расширенный фильтр Калмана – EKF (от англ. Extended Kalman Filter) и Сигма-точечный фильтр Калмана – UKF (от англ. Unscented Kalman Filter) [18].

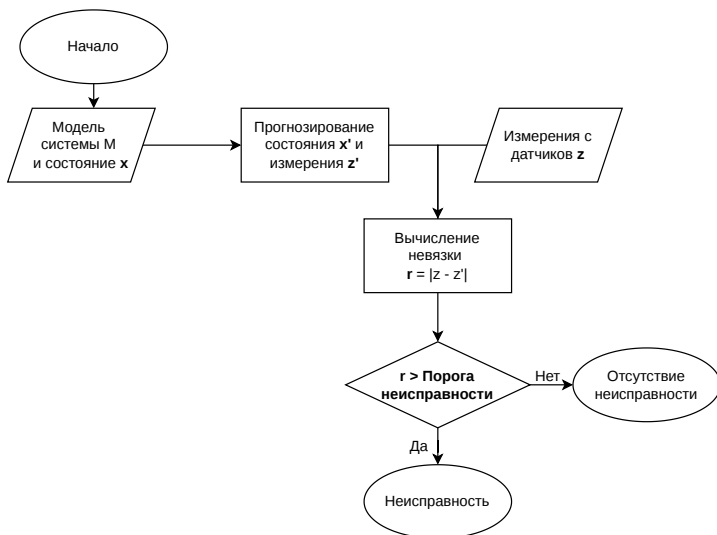


Рисунок 1. Блок-схема модельно-ориентированных методов

В исправном состоянии поведение системы соответствует математической модели, и невязка близка к нулю, представляя собой гауссовский шум. При возникновении неисправности датчиков измерения или исполнительных механизмов – это соответствие нарушается, и в невязке появляются статистически значимые отклонения.

В статье [19] используется двойной расширенный фильтр Калмана. Первый фильтр оценивает угловые скорости аппарата и скорости вращения шести роторов. В качестве измерения используются угловые скорости от гироскопа и вертикальное ускорение акселерометра, рассчитанное по угловым скоростям роторов. Второй фильтр оценивает углы ориентации (крен, тангаж, рысканье), а в качестве измерения используются углы крена и тангажа, рассчитанные из акселерометра. Неисправность мотора проявляется в росте невязки по всем позициям, а неисправности датчиков выявляются по росту невязки по некоторым позициям, в частности, при неисправности гироскопа происходит рост невязки для угловых скоростей в обоих фильтрах, а неисправность акселерометра определяется по росту невязки для вертикального ускорения и росту невязки второго фильтра. В отличие от стандартных подходов, основанных на фильтре Калмана, представленный алгоритм позволяет локализовать каждую неисправность датчика или исполнительного механизма.

В статье [20] представлен метод точного определения высоты в условиях помещения при зашумлении датчиков: барометра, лазерного дальномера и акселерометра. Вектор состояния, оцениваемый фильтром Калмана, включает высоту, вертикальную скорость и смещение (*bias*) барометра. В качестве измерений высоты берутся показания барометра и лазерного дальномера. В случае роста невязки для лазерного дальномера детектируется сбой и увеличивается матрица ковариации шума измерений в соответствующей позиции для дальномера. При сбое лазерного дальномера и росте оценки ошибки барометра матрица ковариации шума модели увеличивается, что позволяет лучше адаптироваться к изменению динамики системы. В работе уделено особое внимание повышению отказоустойчивости алгоритма за счет адаптивных матриц шума, объединения барометра и лазерного дальномера в одну систему и добавления показателя неисправности барометра в состояние фильтра Калмана.

В статье [21] решается задача контроля управления при отказе датчиков или исполнительных механизмов. В предложенном подходе фильтр Калмана дополнительно оценивает коэффициенты отказа для каждого мотора, ошибку датчиков акселерометра, гироскопа, барометра и GPS. Авторы статьи отмечают, что использовать один нелинейный фильтр Калмана вычислительно неэффективно и поэтому предлагается использовать трехступенчатый вариант: для динамики, неисправностей моторов и датчиков. В качестве фильтров используются KF, EKF, UKF и их соответствующие адаптивные варианты. По результатам экспериментов наилучшую точность показывает адаптивный UKF, при этом трехступенчатый вариант не ухудшает качество и требует заметно меньше вычислений.

Методы, основанные на фильтре Калмана, требуют знания управляющих воздействий, а их точность ограничена точностью аппроксимации нелинейной динамики. При выполнении резких маневров или влиянии внешних воздействий, параметры модели могут не соответствовать реальной динамике, что приводит к росту ложных срабатываний или пропуску неисправностей. Фильтр Калмана не всегда обнаруживает «мягкие» отказы датчиков, проявляющиеся постепенно. Их влияние компенсируется в оценке состояния, а значение инновации уменьшается, поэтому отказ может остаться необнаруженным. При этом невысокая вычислительная сложность фильтра Калмана позволяет реализовывать алгоритмы диагностики и оценки состояния в режиме реального времени на бортовых вычислительных устройствах.

Другой подход среди методов, основанных на модели, связан с использованием фильтров частиц, которые позволяют выполнять оценку состояния в нелинейных и негауссовских системах без использования линейных приближений. Это особенно значимо в применении для БПЛА, где динамика движения и шумы датчиков не всегда могут описываться фильтром Калмана. В задачах обнаружения неисправностей датчиков фильтр частиц оценивает состояние системы на основе множества взвешенных гипотез. При этом несогласованность между предсказанными и измеренными данными приводит к снижению весов частиц, что может интерпретироваться как признак неисправности. Такой вероятностный подход учитывает наличие шума и повышает устойчивость к выбросам.

В работе [22] предложен алгоритм обнаружения и изоляции отказов для системы с двумя инерциальными измерительными модулями. Для каждого из двух каналов используется фильтр частиц, вектор состояния которого включает кватернион ориентации и вектор смещения гироскопов. Обнаружение неисправности осуществляется на основе прямого сравнения измерений двух инерциальных измерительных блоков: при превышении заданного порогового значения разности между показаниями акселерометров, магнитометров или гироскопов система переводится в режим обнаружения отказа. Выполняется анализ невязок, вычисляемых для каждого фильтра как норма разности между измеренными и предсказанными значениями датчиков с учетом изменения оцененных смещений гироскопов с момента срабатывания детектора. Идентификация неисправного канала осуществляется путем сравнения величин невязок двух параллельных фильтров: неисправным считается тот IMU, для которого наблюдается большее отклонение.

Методы, основанные на фильтре частиц, не требуют математической модели динамики БПЛА и более устойчивы к резким изменениям условий полета. Но для достижения высокой точности необходимо большое количество гипотез (частиц), что требует значительных вычислительных ресурсов.

2.2. Методы, основанные на анализе показаний датчиков

Подходы, основанные на данных (англ. data-driven), для обнаружения неисправностей датчиков БПЛА, используют анализ записей данных полета с построением статистических моделей или моделей машинного обучения, не требуя уравнений динамики полета. Блок-схема такого подхода отображена на рисунке 2.

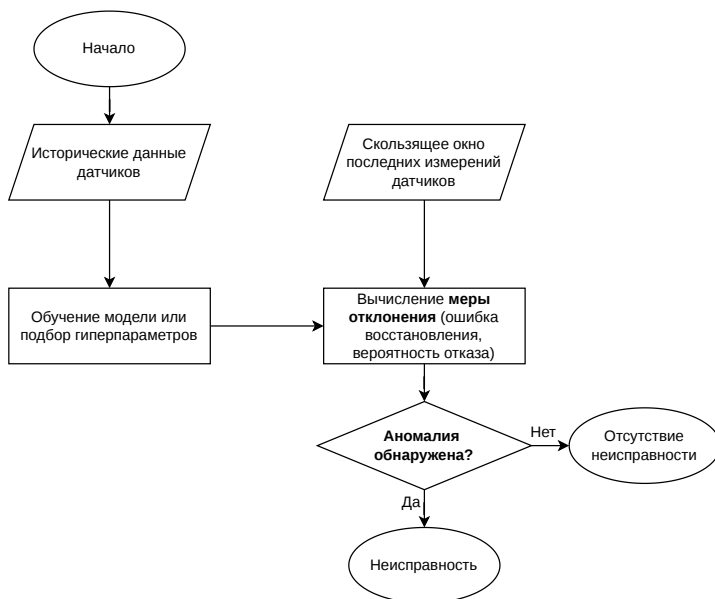


Рисунок 2. Блок-схема методов, основанных на анализе данных

Пусть $z \in \mathbb{R}^n$ – вектор наблюдаемых величин, включающий измерения датчиков и, при необходимости, управляющие воздействия. Задача диагностики формулируется как построение отображения: $d = \mathcal{F}(z)$, где $d \in \mathcal{Y}$, а оператор $\mathcal{F}$ формируется на основе обучающих данных или статистического анализа и может представлять собой параметрическую модель, построенную методами машинного обучения, статистическое решающее правило.

Одно из направлений методов диагностики основано на анализе статистических взаимосвязей между сигналами. В этом случае из наблюдений формируется диагностический признак $s = S(y)$, где $S(\cdot)$ – функция, характеризующая структуру данных, например, корреляция. Диагностическое решение принимается на основе данного признака $d = \mathcal{D}(s)$.

В работе [23] рассматриваются корреляционные методы диагностики датчиков БПЛА. Анализируется алгоритм Simple-SFDD, основанный на коэффициенте корреляции Пирсона в скользящем окне, где нарушение корреляционной связи между датчиками интерпретируется как отказ,

и его расширенная версия Extended-SFDD, в которой для устойчиво коррелированных пар датчиков формируется библиотека допустимых комбинаций паттернов сигналов с последующим сопоставлением в полете. При тестировании этих алгоритмов точность оказалась невысокой, поэтому был предложен подход, объединяющий эти два подхода. Основой нового алгоритма является расширенный вариант, но с дополнительной проверкой сохранения корреляции по логике простого метода, что позволило значительно повысить точность обнаружения неисправностей. Предложенный алгоритм имеет низкую вычислительную сложность и работает в режиме реального времени на бортовых вычислительных устройствах БПЛА. Однако, корреляция датчиков может значительно изменяться в полете. Это приводит к ложноположительным решениям, что и показано в результатах тестирования.

Другое направление методов опирается на классификацию, где задача диагностики формулируется как распознавание состояний датчика – выделяются классы исправной работы и различные типы неисправностей: смещение, дрейф, залипание, потеря точности и другие. Модель $\mathcal{C}(\cdot)$ непосредственно отображает наблюдения в пространство состояний системы $d = \mathcal{C}(z)$, где $d \in \{0, 1, \dots, N\}$ и N – число рассматриваемых типов неисправностей.

В статье [24] предложена нейросетевая архитектура, в которой сверточные слои выделяют локальные пространственные признаки из временных рядов телеметрии, сеть долгой краткосрочной памяти (от англ. Long Short-Term Memory) выделяет временные зависимости, а механизм внимания (от англ. Attention Mechanism) формирует взвешенное представление для выходного бинарного классификатора. Размерности слоев подобраны для оптимального баланса между точностью классификации и количеством параметров модели. Кроме этого, авторы предложили метод прунинга сверточной сети, основанный на удалении фильтров, которые создают высоко коррелированные соседние карты признаков. В представленной статье авторы объединили популярные нейросетевые архитектуры, оптимизировали модель и повысили точность при обучении на малой тренировочной выборке за счет прунинга, и сравнили предложенный подход с другими вариациями архитектур, точность которых оказалась ниже.

В работе [25] предложена комбинированная нейросетевая архитектура на основе сверточных слоев и рекуррентных слоев с управляемыми рекуррентными блоками, которая позволяет в реальном времени выявлять отклонения параметров полета от эталонной модели и классифицировать

отказы. Предложенные модели могут выявлять отказы тяги двигателей и механизмов управления (включая их комбинированный отказ). Выполнена экспериментальная валидация на реальных данных полетов БПЛА самолетного типа (Carbon Z T-28), точность классификации отказов и предаварийных состояний на тестовом наборе превосходит результаты классических подходов (LSTM и BiLSTM).

Авторы статьи [26] разрабатывают метод диагностики неисправностей датчиков БПЛА, который эффективно работает в условиях малого объема данных и зашумленных сигналов. Вместо того чтобы обучать сложный многоклассовый классификатор напрямую, они разбивают задачу на множество вспомогательных бинарных задач: каждая из них учится распознавать только один конкретный тип неисправности, что позволяет модели сфокусироваться на особенностях своего класса.

Исходный сигнал с датчиков БПЛА сначала поступает в блок адаптивной многоканальной фильтрации AMCF (от англ. Adaptive Multi-Channel Filter), который раскладывает его на несколько частотных компонент с обучаемыми параметрами (центральные частоты и ширина полосы) для подавления шума и повышения информативности сигнала. Сверточная сеть извлечения признаков MSFE (от англ. Multi-Scale Feature Extractor), являющаяся уникальной для каждой из вспомогательных задач, выделяет признаки. Выходы из MSFE взвешенно суммируются, используя механизм внимания, а затем финальный полносвязный слой детектирует класс неисправности или отсутствие неисправности. Предложенный подход позволяет значительно уменьшить тренировочную выборку без потери в точности, что подтверждено результатами сравнения с другими подходами.

В статье [27] предлагается подход к диагностике отказов моторов мультироторных БПЛА через нейросетевой подход CLFDNET (от англ. Convolutional-LSTM Fault Detection Network) для обнаружения неисправности. Архитектура CLFDNET объединяет одномерные сверточные слои для выделения локальных аномалий в сигналах, блок LSTM (от англ. Long Short-Term Memory) для моделирования временной динамики развития отказа и механизм внимания, который взвешенно агрегирует состояния LSTM, фокусируясь на наиболее информативных временных участках. Полученный вектор подается на выходной полносвязный слой для классификации. В статье особое внимание уделено быстродействию метода, которое по результатам тестирования превосходит другие методы с похожей архитектурой.

В работе [28] предлагается метод диагностики датчиков на основе графовой нейронной сети GraphSage с механизмом внимания. Данные с 15 датчиков преобразуются в граф, где узлы – временные отсчеты, а ребра соединяют состояния с высоким косинусным сходством. GraphSage агрегирует информацию от соседних узлов, а механизм внимания взвешивает их вклад. Полученные векторные представления узлов подаются на выходной полносвязный слой, решающий задачу многоклассовой классификации: нормальное состояние и 9 типов неисправностей.

Такой подход позволяет модели улавливать нарушение корреляций между датчиками, что не учитывается классическими нейросетевыми архитектурами CNN и LSTM. По результатам тестирования на реальных данных полета предложенный метод превзошел сравниваемые подходы по точности диагностики, однако высокая скорость выполнения, необходимая для работы в режиме реального времени, обеспечивается при использовании графического процессора.

Несмотря на высокую точность классификации методы глубокого обучения требуют значительного объема обучающих данных с размеченными неисправностями. Кроме этого, такие методы склонны к переобучению и имеют низкую интерпретируемость.

Третье направление методов основано на реконструкции сигнала. В этом случае строится модель нормального поведения системы $\hat{z} = M(z)$, где $M(\cdot)$ – аппроксимирующая модель (например, автоэнкодер), после чего оценивается отклонение наблюдений от восстановленного значения $\delta = \|z - \hat{z}\|$. Обнаружение неисправностей формулируется как задача принятия решения на основе ошибки восстановления δ : $d = D(\delta)$, где D – правило принятия решения, $d \in Y$ – диагностическое решение.

В статье [29] предлагается метод обнаружения неисправностей датчиков БПЛА, работающий в режиме реального времени. Метод представляет собой ансамбль, состоящий из LSTM-автоэнкодера, оценивающий ошибку восстановления временных последовательностей, и леса изоляции (от англ. Isolation Forest), оценивающий вероятность аномалии как выброса в данных. Такое сочетание позволяет учесть временные зависимости и резкие статистические выбросы, характерные для внезапных аномалий.

В статье [27] предлагается метод Autoencoder LSTM Multi-loss Fusion Network (AELMFNet), представляющий собой архитектуру автоэнкодера на основе LSTM с механизмом мягкого внимания. Авторы статьи обучали нейросеть с шестью различными функциями потерь, среди которых наименьшую ошибку реконструкции обеспечивает функция потерь Хубера (от англ. Huber loss).

В статье [30] решается задача обнаружения аномалий показаний датчиков с помощью автоэнкодеров, обученных по принципу генеративных состязательных нейросетей. Используется архитектура нейросети с одним энкодером и двумя декодерами. Энкодер сжимает входные данные во внутреннее представление. Первый декодер пытается воссоздать сигнал наиболее похожий на исходный, после чего воссозданный сигнал проходит через энкодер и восстанавливается вторым декодером так, чтобы максимизировать различие между двумя восстановленными сигналами.

Между восстановленными сигналами вычисляется поэлементная ошибка, и если хотя бы для одной позиции ошибка превышает эмпирически подобранный порог, то детектируется аномалия. Предложенный подход по результатам тестирования имеет высокую точность обнаружения неисправностей, однако требует значительных вычислительных затрат по сравнению с другими методами.

Методы, основанные на автоэнкодере, не требуют разметки неисправностей, так как обучаются на данных исправного полета. В основном используются нейросетевые архитектуры, поэтому такие подходы склонны к переобучению и обладают низкой интерпретацией.

Широко используются методы обработки сигналов для извлечения признаков из временного ряда сигналов датчиков, и с последующим применением методов машинного обучения для выявления отклонений.

В статье [31] решается задача обнаружения и классификации отказов датчиков БПЛА. Предлагается использовать преобразование сигналов в спектрограммы кратковременным преобразованием Фурье (от англ. Short-Time Fourier Transform) с последующей классификацией типов неисправностей по спектрограммам сверточной нейронной сетью.

В работе [32] применяется трехуровневая вейвлет-декомпозиция для разделения исходного сигнала на низкочастотные аппроксимирующие и высокочастотные детализирующие составляющие. После пороговой обработки, удаляющей шумовые высокочастотные составляющие, восстановленные сигналы используются автоэнкодером.

В статье [30] предлагается извлекать из временного ряда, такие признаки как: дисперсия, средняя абсолютная ошибка, среднеквадратичное отклонение, эксцесс, асимметрию сигнала, пик-фактор, процентиля (25%, 50%, 75%), частотные признаки, используя быстрое преобразование Фурье (Fast Fourier Transform) для нахождения пиковых частот, пиковой мощности, спектральной и интегральной плотностей мощности. Затем отбираются наиболее значимые признаки как наиболее скоррелированные с наличием аномалии.

В статье [29] для компенсации потери данных, вызванной асинхронностью телеметрии, используется В-сплайн реконструкция на основе базиса Риса. Этот метод обеспечивает восстановление гладкого непрерывного сигнала и позволяет корректно вычислять его производные. На основе реконструированного сигнала в скользящем временном окне извлекаются динамические характеристики (первые и вторые производные), энергетические (например, мгновенная энергия) и корреляционные признаки.

По результатам, представленных в работах, извлечение дополнительных признаков предварительной обработкой сигналов приводит к росту точности. Эти методы в основном имеют невысокую вычислительную сложность, поэтому они могут быть реализованы в режиме реального времени на бортовых вычислительных устройствах.

2.3. Методы, основанные на знаниях

Методы диагностики неисправностей, основанные на знаниях (англ. knowledge-based), используют априорную информацию о системе и инструментарий в виде правил, логических и причинно-следственных связей между переменными. Блок-схема такого метода показана на рисунке 3.

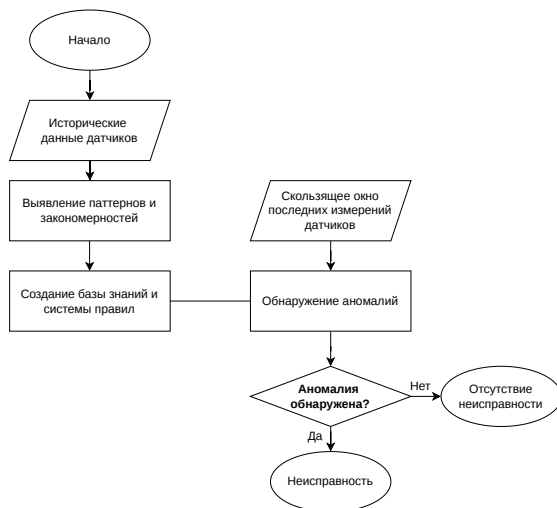


РИСУНОК 3. Блок-схема методов, основанных на знаниях о системе

Пусть $z \in \mathbb{R}^n$ – вектор наблюдаемых величин. База знаний формализуется в виде множества правил и ограничений $\mathcal{K} = \{K_1, K_2, \dots, K_L\}$, где каждое правило K_i задает некоторое соотношение или условие, связывающее наблюдаемые переменные и возможные состояния системы. Диагностическая задача формулируется как задача логического вывода: $d = D(z, \mathcal{K})$, где $D(\cdot)$ – процедура вывода, сопоставляющая текущие наблюдения с базой знаний, а $d \in Y$ – диагностическое решение о факте отказа или его типе.

Методы строятся на формализованных правилах. Формируются библиотеки характерных паттернов, описывающих нормальное функционирование и возможные отклонения. В статье [33] предлагается использовать алгоритм *Argiori* [34] на 30 наборах данных для нахождения наиболее частых взаимосвязей для создания правил, в случае нарушения которого делается вывод об аномалии показаний датчиков. Правила разделяются на универсальные в течение всего полета и относящиеся к одной из фаз: инициализация, взлет, выполнение миссии, возвращение к исходной точке и посадка. Эти правила дополняются экспертными правилами, например, превышения 2 секунд между командой дрону и началом ее выполнения. В таком подходе определяется характер аномалии, но не выполняется локализация неисправности до конкретного датчика.

В статье [23] выявляются диапазоны значений и паттерны для каждого сигнала: смещение, резкие изменения сигнала и постоянное значение. Далее определяются закономерности для коррелированных пар датчиков друг с другом. Предложенный подход позволяет определить в каком датчике аномалия.

Методы, основанные на знаниях, имеют высокую интерпретацию и скорость обработки сигналов, однако, такой подход требует большие корпуса размеченных данных, которые должны содержать всевозможные сценарии неисправностей.

3. Методы восстановления сигнала

После обнаружения и идентификации типа неисправности датчика цифровой двойник обеспечивает реконструкцию утраченного или искаженного сигнала для предотвращения аварийной ситуации и обеспечения успешного выполнения полетного задания. Существующие подходы к восстановлению можно разделить на два класса в зависимости от типа используемой избыточности. Первый класс опирается на аппаратную избыточность, предполагающую наличие физически дублирующих датчиков. Второй класс использует аналитическую избыточность, где сигнал восстанавливается, используя оставшиеся датчики и математические модели.

3.1. Методы, основанные на аппаратурной избыточности

Прямым и надежным способом обеспечения отказоустойчивости является аппаратурная избыточность. Этот подход подразумевает физическое дублирование измерительных каналов: для контроля одного параметра устанавливается два или более датчиков. В простом случае, при отказе основного датчика, система переключается на резервный. Так, в статье [35] предлагается архитектура с двумя контроллерами для беспилотных аппаратов, в которой при обнаружении сбоя управление переключается на резервный контроллер.

В случае дублирования тремя и более датчиками используется механизм голосования для выявления неисправного датчика.

В статье [36] предлагается отказоустойчивая система оценивания состояния мультироторного БПЛА, построенная на комбинации аппаратурного тройного модульного резервирования, реализованного через вероятностный алгоритм голосования PVA (от англ. Probabilistic Voting Algorithm). Архитектура включает три независимых полетных контроллера FCC (от англ. Flight Control Computer), каждый из которых формирует оценку состояния на основе собственного набора датчиков.

В отличие от классического мажоритарного голосования, алгоритм PVA использует расширенный фильтр Калмана для вычисления прогнозного состояния. Для каждого FCC по невязке между его оценкой и прогнозом Калмана вычисляется расстояние Махаланобиса. На его основе формируется адаптивный порог стробирования, зависящий от неопределенности модели и дисперсии измерений конкретного канала, что позволяет отфильтровывать сигналы от неисправных FCC.

Оценки, прошедшие стробирование, агрегируются с весами, пропорциональными их апостериорной вероятности исправности, что дает итоговую оценку состояния БПЛА. На следующем этапе выполняется идентификация источника неисправности: система сравнивает сырые измерения датчиков каждого FCC с эталонным состоянием, полученным от PVA, и по накопленной невязке определяет, какой именно датчик отказал. Это позволяет не просто отбраковать неисправный FCC, а локализовать отказ на уровне отдельных датчиков.

Ограничением аппаратурной избыточности является ее негативное влияние на массогабаритные характеристики, энергопотребление и стоимость конечного изделия. Физическое дублирование датчиков оказывается целесообразным лишь для больших летательных аппаратов, отказ в управлении которых влечет катастрофические последствия.

3.2. Методы, основанные на аналитической избыточности

Аналитическая избыточность представляет собой подход к обеспечению отказоустойчивости, при котором обнаружение, локализация и замещение недостоверных или утраченных показаний физических датчиков осуществляются на основе математических моделей системы или функциональных взаимосвязей между другими измерительными каналами. В отличие от аппаратурной избыточности, данный подход не требует установки дополнительных физических датчиков, что снижает массу, энергопотребление и стоимость БПЛА. Примеры реализации методов, основанных на аналитической избыточности, приведены в таблице 3.

Таблица 3. Методы построения виртуальных датчиков

Работа	Датчики	Описание метода
[15]	Радиовысотомер	Расширенный фильтр Калмана для построения виртуального датчика высоты; автоматическая подмена показаний при отказе RadAlt.
[11]	Датчики телеметрии	MLP-виртуальные датчики.
[7]	IMU, GPS, визуальные датчики	Расширенный фильтр Калмана для слияния данных от нескольких датчиков; восстановление скорректированной оценки положения при потере или зашумлении отдельных датчиков.
[37]	Все датчики	MLP-виртуальные датчики; классификатор по невязкам выявляет отказ; при обнаружении сбоя показания заменяются предсказанными.
[38]	Инерциальные датчики	Виртуальные датчики на основе LSTM.
[20]	Барометр	Адаптивный фильтр Калмана с оценкой смещения барометра; при сбое лазера снижается его вес, после чего выполняется переключение на барометр с коррекцией дрейфа.

В контексте цифровых двойников методы аналитической избыточности реализуются двумя способами. Первый подход основан на применении виртуальных датчиков, которые замещают показания отказавших датчиков.

Во втором подходе оценивается состояние БПЛА используя инерциальные датчики, GPS, изображения с камеры для визуальной одометрии и так далее. Такой подход применяется, когда восстановление сигнала отказавшего датчика не требуется, например, в задаче оценивания местоположения БПЛА.

Методы слияния данных от нескольких датчиков позволяют формировать оценку состояния системы на основе показаний от нескольких

датчиков, компенсируя недостатки каждого из них. В исследовании [7] предложен подход к повышению точности позиционирования БПЛА на основе расширенного фильтра Калмана, объединяющий данные с инерциальных датчиков, GPS и визуальной одометрии.

В работе [20] предложен адаптивный фильтр Калмана для оценки высоты в условиях отсутствия GPS. Особенностью подхода является введение в модель состояния дополнительной переменной смещения барометра, что позволяет осуществлять непрерывную калибровку датчика, оценивая дрейф барометра. При возникновении аномалий лазерного дальномера алгоритм увеличивает ковариацию шума измерений лазера, снижая его вес в процессе слияния данных.

Виртуальный датчик – это математическая модель, которая по данным исправных элементов измерительной системы восстанавливает показания отказавшего датчика. В работе [15] предложен метод резервирования радиовысотомера на основе расширенного фильтра Калмана. Виртуальный датчик измерения высоты, построенный на основе EKF, в штатном режиме функционирует параллельно с физическим датчиком, а при обнаружении сбоя радиовысотомера автоматически подменяет его показания, обеспечивая непрерывность управления высотой БПЛА. Предложенный метод обладает хорошей интерпретацией и скоростью работы, но требует отдельной настройки для каждого датчика.

В исследовании [11] предложен метод обнаружения отказов датчиков телеметрии на основе корреляционного анализа. При выявлении сбоя показания отказавшего датчика восстанавливаются с помощью виртуального датчика на основе многослойного перцептрона. Такой подход восстановления сигнала не требует явной физико-математической модели и позволяет восстанавливать сигнал на основе статистических зависимостей между измерениями датчиков.

Универсальный подход представлен в работе [37]. Предложенный подход формирует для каждого ненадежного датчика набор виртуальных моделей, предсказывающих его показания по данным остальных исправных элементов измерительной системы. Классификатор по невязкам между реальными и предсказанными значениями выявляет отказ, после чего заменяются прогнозными значениями модели. В качестве метода построения виртуальных датчиков авторы используют многослойный перцептрон, однако допускается применение других регрессионных моделей.

В работе [38] рассматривается подход, основанный на применении методов глубокого обучения для создания аналитической избыточности, позволяющей отказаться от физического дублирования аппаратных средств.

Методы аналитической избыточности восстанавливают показания отказавшего датчика с сопоставимой точностью аппаратного резервирования, однако их применимость ограничена наличием избыточных физических зависимостей между показаниями датчиков и погрешностями оставшихся датчиков. Кроме этого, не всегда возможно устранить отказы несколько каналов одновременно.

Описанные выше методы тестируются на различных наборах данных, обзор которых представлен в следующем разделе.

3.3. Наборы данных для задач диагностики и восстановления сигналов БПЛА

Существующие наборы данных, применяемые в задачах диагностики неисправностей и восстановления сигналов БПЛА, классифицируются по трем критериям:

- (1) *способ получения* (записи реальных летных экспериментов или синтетическая генерация в имитационной среде);
- (2) *состав измерительных средств* (акселерометры, гироскопы, магнитометры, барометры, модули спутниковой навигации и др.);
- (3) *характер моделируемых или наблюдаемых аномалий* (дрейф, шум, обрыв, залипание, пропуски данных, отказы исполнительных механизмов).

Примером базы данных, сформированной в ходе натурных испытаний и ориентированной непосредственно на задачи детекции отказов, является материал из исследования [23] опубликованный вместе с реализацией алгоритма, основанного на анализе корреляций измерительных каналов. Данный набор данных формируется на основе исторических телеметрических данных квадрокоптера 17 часов полета с интервалом 0,1 секунды. Неисправности моделируются искажением показаний акселерометра, гироскопа, магнитометра и барометра.

Еще один набор данных, полученный в реальных полетах, – датасет ALFA [39], содержащий данные об автономных полетах БПЛА самолетного типа. Датасет содержит 66 минут штатного полета и 13 минут полета после возникновения неисправности. В датасете представлены восемь типов внезапных отказов управления, вводимые в полете путем программного отключения соответствующих исполнительных механизмов через модифицированную прошивку ArduPlane. Дополнительно набор данных включает неисправности двигателя.

Одним из датасетов, полученных моделированием полета, является BASiC [40], который был сформирован в среде программной симуляции SITL на базе платформы ArduPilot. Данный набор данных включает результаты более чем 70 автономных полетов с общей длительностью свыше 7 часов. Содержатся неисправности GPS, акселерометра, гироскопа, магнитометра, барометра и канала дистанционного управления. Для каждой неисправности есть предаварийные и аварийные режимы. Кроме этого, в датасет включены полеты без отказов.

Одним из наиболее крупных и репрезентативных наборов данных для задач диагностики БПЛА является RflyMAD [41], содержащий данные, полученные симуляцией и реальными полетами. Для сбора данных использовались несколько моделей квадрокоптеров, различающиеся по массогабаритным характеристикам. Общий объем датасета составляет 5629 полетных сценариев, из которых 2566 получены в SIL-симуляции, 2566 – в HIL-симуляции и 497 – в реальных полетах. Датасет включает 11 типов неисправностей, охватывающих как исполнительные механизмы (двигатели, пропеллеры), так и датчики (акселерометр, гироскоп, магнитометр, барометр, GPS), внешние воздействия (ветер, потеря полезной нагрузки, низкое напряжение). Данные включают как необработанные данные с измерительных каналов, так и оценки состояния, полученные с использованием расширенного фильтра Калмана.

Другой крупный набор данных для задач диагностики БПЛА – UAV SEAD [42] полученный в результате реального полета. В отличие от большинства открытых датасетов, UAV SEAD не содержит синтетической инъекции отказов и основывается на естественно возникающих аномалиях, зафиксированных в разнообразных условиях: ангары, складские помещения, спортивные залы, открытые пространства. Общий объем датасета составляет 1396 аннотированных полетов общей продолжительностью свыше 52 часов. Набор данных содержит записи полетов без отказов, полеты с аномалиями четырех классов: механико-электрическими, внешнего позиционирования, глобального позиционирования и высоты. Данные включают измерения акселерометра, гироскопа, магнитометра, барометра, GPS, дальномеров, датчика оптического потока и оценки визуальной одометрии.

Набор данных Crazyflie Propeller Anomaly Data (CrazyPAD) [43] сформирован для диагностики структурных дефектов наноквадрокоптера и получен в результате контролируемых летных экспериментов в помещении. Данные включают оценки положения в пространстве, команды управления, мощность каждого из четырех двигателей, показания датчиков (акселерометр, барометр, гироскоп) и другие.

Представленные наборы данных охватывают различные типы отказов датчиков и исполнительных механизмов в различных условиях полета, что позволяет объективно сравнивать эффективность описанных выше методов.

Заключение

В настоящей работе рассмотрены основные подходы к построению цифровых двойников для БПЛА, проанализированы методы обнаружения неисправностей и восстановления сигналов датчиков, а также открытые наборы данных для диагностики. Большинство исследований ориентировано на сценарии одиночных отказов датчиков или исполнительных механизмов, тогда как ситуации с одновременными сбоями нескольких компонентов практически не рассматриваются, несмотря на их практическую значимость.

Существенным ограничением является недостаточное внимание к обработке некритических отказов, таких как шум, дрейф и нарушение калибровки датчика. Эти факторы неизбежно присутствуют в реальных полетах и особенно актуальны для недорогих БПЛА. Они не только ухудшают качество обучающих данных для алгоритмов машинного обучения, но и усложняют задачу разграничения между нормальным функционированием и отказом. Разработка методов, направленных на коррекцию показаний датчиков без полной замены, представляет собой перспективное направление дальнейших исследований.

В условиях ограниченной доступности реальных данных с отказами широко применяются датасеты, полученные в процессе симуляций полета. Перенос обученных на них моделей в реальные условия сопровождается снижением точности вследствие доменного сдвига из-за различий в динамике, шумовых характеристик и внешних условий. Особую актуальность приобретает разработка методов адаптации моделей и сокращения разрыва между симуляцией и реальной эксплуатацией.

Несмотря на высокую эффективность нейросетевых методов в задачах обнаружения неисправностей и реконструкции сигналов, их практическая применимость в бортовых системах сдерживается ограниченными вычислительными ресурсами, недостатком размеченных данных и жесткими временными ограничениями. Актуальной задачей является разработка компактных и энергоэффективных моделей, обучающихся на малых размеченных выборках.

Таким образом, дальнейшее развитие методов диагностики и цифровых двойников для БПЛА должно быть направлено на учет более реалистичных условий эксплуатации, включая множественные отказы, наличие «мягких» отказов в реальных данных, ограниченные вычислительные ресурсы и дефицит размеченных данных реальных полетов с отказами.

Список использованных источников

- [1] Petritoli E., Leccese F., Ciani L. *Reliability and maintenance analysis of unmanned aerial vehicles* // Sensors.– 2018.– Vol. **18**.– No. 9.– id. 3171.– 16 pp.  ^{↑128}
- [2] Ahmed F., Jenihhin M. *A survey on UAV computing platforms: A hardware reliability perspective* // Sensors.– 2022.– Vol. **22**.– No. 16.– id. 6286.– 25 pp.  ^{↑129}
- [3] Xu Y., Liu S., He C., Wu H., Cheng L., Yan G., Huang Q. *Reliability of MEMS inertial devices in mechanical and thermal environments: A review* // Heliyon.– 2024.– Vol. **10**.– No. 5.– id. e27481.– 16 pp.  ^{↑129}
- [4] Ge C., Dunno K., Singh M. A., Yuan L., Lu L.-X. *Development of a drone's vibration, shock, and atmospheric profiles* // Applied Sciences.– 2021.– Vol. **11**.– No. 11.– id. 5176.– 16 pp.  ^{↑129}
- [5] Rose C., McMurray R., Hadi M. U. *Enhancing fault detection and performance for UAVs with digital twin systems in search and rescue missions* // Robotics and Autonomous Systems.– 2025.– Vol. **194**.– id. 105186.– 32 pp.  ^{↑130}
- [6] Hasan A., Rossi P. S. *A unified sensor and actuator fault diagnosis in digital twins for remote operations* // Mechanical Systems and Signal Processing.– 2025.– Vol. **222**.– id. 111778.– 16 pp.  ^{↑130}
- [7] Qu S., Cui J., Cao Z., Qiao Y., Men X., Fu Y. *Position estimation method for small drones based on the fusion of multisource, multimodal data and digital twins* // Electronics.– 2024.– Vol. **13**.– No. 11.– id. 2218.– 22 pp.  ^{↑130, 132, 133, 149, 150}
- [8] Glaessgen E., Stargel D. *The digital twin paradigm for future NASA and U.S. air force vehicles* // 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference (Honolulu, Hawaii, USA, 23–26 April 2012).– AIAA.– 2012.– ISBN 9781622760688.– Pp. 7247–7260.  ^{↑131}
- [9] Kapteyn M. G., Knezevic D. J., Willcox K. *Toward predictive digital twins via component-based reduced-order models and interpretable machine learning*, AIAA Scitech 2020 Forum (Hyatt Regency Orlando, Orlando, Florida, 6–10 January 2020).– 2020.– Pp. 0418.  ^{↑131, 132, 133}
- [10] Li J., Wang J. *Advanced digital twin-enabled fault diagnosis framework for unmanned vehicle systems* // Measurement Science and Technology.– 2024.– Vol. **35**.– No. 7.– id. 076209.  ^{↑131}
- [11] Shishkin O., Khachumov V. *Digital twins of unmanned aerial vehicle telemetry sensors* // IEEE Proceedings of the 2025 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM) (Sochi, Russian Federation, 12–16 May 2025).– IEEE.– 2025.– ISBN 9798331512200.– Pp. 477–482.  ^{↑131, 133, 149, 150}
- [12] Boffil J., Abisado M., Villaverde J., Sampedro G. A. *Exploring digital twin-based fault monitoring: challenges and opportunities* // Sensors.– 2023.– Vol. **23**.– No. 16.– id. 7087.– 16 pp.  ^{↑132}
- [13] Martin D., Kühl N., Satzger G. *Virtual sensors* // Business & Information Systems Engineering.– 2021.– Vol. **63**.– No. 3.– Pp. 315–323.  ^{↑132}
- [14] Shahsavari S., Rabah M., Immonen E., Haghbayan H., Plosila J. *Remote run-time failure detection and recovery control for quadcopters* // Journal of Integrated Design and Process Science.– 2021.– Vol. **25**.– No. 2.– Pp. 120–140.  ^{↑132, 133}

- [15] Akcay M. E., Vadi S. *Digital twin architecture with EKF sensor fusion for RadAlt faults* // *Khoa ve Savunma ve Havacılık Dergisi.*– 2025.– Vol. **21.**– No. 2.– Pp. 127–144.  [↑133, 149, 150](#)
- [16] Sternharz G., Skackauskas J., Elhalwagy A., Grichnik A. J., Kalganova T., Huda M. N. *Self-protected virtual sensor network for microcontroller fault detection* // *Sensors.*– 2022.– Vol. **22.**– No. 2.– id. 454.– 27 pp.  [↑133](#)
- [17] Wang Z., Yang K., Zhao B., Xu J., Zhao Y. *Feature alignment and spatio-temporal domain adaptive strategy for aeroengine virtual sensor model construction under domain shifts* // *Measurement.*– 2026.– Vol. **260.**– id. 119744.  [↑133](#)
- [18] Julier S. J., Uhlmann J. K. *Unscented filtering and nonlinear estimation* // *Proceedings of the IEEE.*– 2004.– Vol. **92.**– No. 3.– Pp. 401–422.  [↑137](#)
- [19] Kim Y. J., Kim T. G., Kim S. K. *Fault diagnosis for sensor and actuator of hexacopter UAV using dual extended Kalman filter* // *33rd Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences (ICAS 2022)* (Stockholm, Sweden, 4–9 September 2022).– Curran Associates, Inc..– 2022.– ISBN 9781713871163.– Pp. 5610–5620.  [↑138](#)
- [20] Wu Q., Duan H., Xiang Zh. *Research on indoor multi-sensor UAV altitude fusion and fault-tolerant simulation based on adaptive Kalman filter* // *Journal of Physics: Conference Series.*– 2025.– Vol. **3133.**– No. 1.– id. 012015.– 9 pp.  [↑139, 149, 150](#)
- [21] Okada K. F. Á., Morais A. S., Ribeiro L., Amaral da Luz C. M., Tofoli F. L., Lima G. V., Lopes L. C. O. *Fault-tolerant control for quadcopters under actuator and sensor faults* // *Sensors.*– 2024.– Vol. **24.**– No. 22.– id. 7299.– 22 pp.  [↑139](#)
- [22] D’Amato E., Notaro I., Scordamaglia V. *A particle filtering approach for fault detection and isolation of UAV IMU sensors: design, implementation and sensitivity analysis* // *Sensors.*– 2021.– Vol. **21.**– No. 9.– id. 3066.– 24 pp.  [↑140](#)
- [23] Roshanski I., Roshanski M., Kalech M. *Real-time sensor fault detection in drones: A correlation-based algorithmic approach* // *Proceedings of the 35th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX 2024)* (Vienna, Austria, November 4–7, 2024), Open Access Series in Informatics.– vol. **125.**– Curran Associates, Inc..– 2024.– ISBN 9798331309510.– Pp. 17:1–17:20.  [↑141, 147, 151](#)
- [24] Song S. *Building on prior lightweight CNN model combined with LSTM-AM framework tuide fault detection in fixed-wing UAVs* // *International Journal of Machine Learning and Cybernetics.*– 2024.– Vol. **15.**– No. 9.– Pp. 4175–4191.  [↑142](#)
- [25] Masalimov K., Muslimov T., Munasypov R. *Real-time monitoring of parameters and diagnostics of the technical condition of small unmanned aerial vehicle’s (UAV) units based on deep BiGRU-CNN models* // *Drones.*– 2022.– Vol. **6.**– No. 11.– id. 368.– 15 pp.  [↑142](#)
- [26] Fang J., Li S., Zhang Y., Xiao D., Li Y., Xu Q. *Fault diagnosis of UAV sensors based on multi-auxiliary task learning with few samples* // *Journal of Computational Design and Engineering.*– 2025.– Vol. **12.**– No. 12.– Pp. 142–160.  [↑143](#)
- [27] Mowla Md. N., Asadi D., Sohel F. *Real-time fault detection in multirotor UAVs using lightweight deep learning and high-fidelity simulation data with single and double fault magnitudes* // *Complex Intelligent Systems.*– 2026.– Vol. **12.**– id. 62.  [↑143, 144](#)

- [28] Li Z., Ma J., Fan R., Zhao Y., Ai J., Dong Y. *Aircraft sensor fault diagnosis based on graphsage and attention mechanism* // Sensors.– 2025.– Vol. **25**.– No. 3.– id. 809.– 21 pp.  ^{↑144}
- [29] Reis M. J. C. S., Reis A. J. D. *Edge-based real-time fault detection in UAV systems via B-spline telemetry reconstruction and lightweight hybrid AI* // Sensors.– 2025.– Vol. **25**.– No. 16.– id. 4944.– 19 pp.  ^{↑144, 146}
- [30] Zhou J., Zhu Y. *Fined-grained unmanned aerial vehicle anomaly detection by fusing multi-domain features* // Cybersecurity.– 2026.– Vol. **9**.– id. 21.– 20 pp.  ^{↑145}
- [31] Huang J., Li M., Zhang Y., Mu L., Ao Z., Gong H. *Fault detection and classification for sensor faults of UAV by deep learning and time-frequency analysis* // *Proceedings of the 40th Chinese Control Conference (CCC)* (Shanghai, China, 26–28 July 2021).– IEEE.– 2021.– ISBN 9781665411950.– Pp. 4420–4424.  ^{↑145}
- [32] Zhou S., Wang T., Yang L., He Zh., Cao S. *A self-supervised fault detection for UAV based on unbalanced flight data representation learning and wavelet analysis* // Aerospace.– 2023.– Vol. **10**.– No. 3.– id. 250.– 21 pp.  ^{↑145}
- [33] Tan I. W. H., Minn W., Poskitt C. M., Shar L. K., Jiang L. *Runtime anomaly detection for drones: An integrated rule-mining and unsupervised-learning approach* // *Proceedings of the 29th International Conference on Engineering of Complex Computer Systems, ICECCS 2025* (Hangzhou, China, July 2–4, 2025), Lecture Notes in Computer Science.– vol. **15746**, Cham: Springer.– 2025.– ISBN 978-3-032-00827-5.– Pp. 3–23.  ^{↑147}
- [34] Agrawal R., Srikant R. *Fast algorithms for mining association rules in large databases* // *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases, VLDB'94* (Santiago, Chile, September 12–15, 1994).– Morgan Kaufmann Publishers Inc.– 1994.– Pp. 487–499.  ^{↑147}
- [35] Mack C. L., Leach K., Angstadt K. *Sensor data transplantation for redundant hardware switchover in micro autonomous vehicles* // *2024 ACM/IEEE 15th International Conference on Cyber-Physical Systems (ICCPS)* (Hong Kong, Hong Kong, May 13–16, 2024).– IEEE Press.– 2024.– ISBN 9798350369281.– Pp. 135–146.  ^{↑148}
- [36] Shin M., Cho Y., Son H. *Robust estimation and sensor fault management using probabilistic voting algorithm in UAVs* // IEEE Sensors Journal.– 2024.– Vol. **24**.– No. 24.– Pp. 41010–41020.  ^{↑148}
- [37] Darvishi H., Ciunzonzo D., Eide E. R., Rossi P. S. *Sensor-fault detection, isolation and accommodation for digital twins via modular data-driven architecture* // IEEE Sensors Journal.– 2021.– Vol. **21**.– No. 4.– Pp. 4827–4838.  ^{↑149, 150}
- [38] Saied M., Mishi A., Francis C., Noun Z. *A deep learning approach for fault-tolerant data fusion applied to UAV position and orientation estimation* // Electronics.– 2024.– Vol. **13**.– No. 16.– id. 3342.– 20 pp.  ^{↑149, 150}
- [39] Keipour A., Mousaei M., Scherer S. *ALFA: A dataset for UAV fault and anomaly detection* // The International Journal of Robotics Research.– 2021.– Vol. **40**.– No. 2–3.– Pp. 515–520.  ^{↑151}
- [40] Ahmad M. W., Akram M. U. *UAV sensor failures dataset: Biomisa arducopter sensory critique (BASiC)* // Data in Brief.– 2024.– Vol. **52**.– id. 110069.– 12 pp.  ^{↑152}

- [41] Le X., Jin B., Cui G., Dai X., Quan Q. *RflyMAD: A dataset for multicopter fault detection and health assessment* // The International Journal of Robotics Research.– 2025.– Vol. 44.– No. 7.– Pp. 1081–1092. doi ↑152
- [42] Kabaoglu A., Sariel S. *UAV-SEAD: state estimation anomaly dataset for UAVs.*– 2026.– 16 pp. doi ↑152
- [43] Masalimov K., Muslimov T., Kozlov E., Munasypov R. *CrazyPAD: A dataset for assessing the impact of structural defects on nano-quadcopter performance* // Data.– 2024.– Vol. 9.– No. 6.– id. 79.– 18 pp. doi ↑152

Поступила в редакцию
одобрена после рецензирования
принята к публикации
опубликована онлайн

01.06.2026;
13.07.2026;
13.07.2026;
15.09.2026.

Рекомендовал к публикации

к.т.н. В. П. Фраленко

Информация об авторах:



Николай Сергеевич Абрамов

к.т.н., ведущий научный сотрудник ИЦМС ИПС им. А.К. Айламазяна РАН. Область научных интересов: математические методы синтеза, обработки и анализа изображений и сигналов, искусственный интеллект и принятие решений, интеллектуальный анализ данных и распознавание образов, геометрия.



0000-0002-1612-3879

e-mail: n-say@nsa.pereslavl.ru



Василий Федорович Калугин

Аспирант ИПС им. А.К. Айламазяна РАН. Область научных интересов: интеллектуальный анализ данных и распознавание образов, искусственный интеллект и принятие решений, распознавание образов.



0009-0009-0786-258X

e-mail: kalugin.vf@phystech.edu

Авторы внесли равный вклад в подготовку публикации.

Декларация об отсутствии личной заинтересованности: благополучие авторов не зависит от результатов исследования.



Diagnostic Methods and Digital Twins for Improving Sensor Fault Tolerance in UAVs

Nikolay Sergej'vich **Abramov**¹, Vasily Fedor'ovich **Kalugin**²

^{1,2} Ailamazyan Program Systems Institute of RAS, Ves'kovo, Russia

¹ n-say@nsa.pereslavl.ru

Abstract. This paper provides a survey of methods employed in the design of digital twins for improving the reliability of UAV sensors. Particular emphasis is placed on inertial sensors, since their failure is the most critical. The article defines the concept of a digital twin and its architecture in the context of diagnostics and signal restoration of UAV sensors. The principal diagnostic approaches based on sensor data are systematized, including model-based, data-driven, and knowledge-based methods. Recovery techniques for sensor readings utilizing hardware and analytical redundancies are discussed. Additionally, open source datasets for fault and anomaly detection in UAVs are reviewed. (*In Russian*).

Key words and phrases: digital twins, UAVs, inertial sensors, sensor reliability, fault diagnostics, signal recovery, diagnostics, fault tolerance, anomaly detection, datasets

2020 *Mathematics Subject Classification:* 68Txx; 93-10, 93C95

For citation: Nikolay S. Abramov, Vasily F. Kalugin. *Diagnostic Methods and Digital Twins for Improving Sensor Fault Tolerance in UAVs*. Program Systems: Theory and Applications, 2026, **17**:3(72), pp. 127–161. (*In Russ.*). https://psta.psiras.ru/read/psta2026_3_127-161.pdf

References

- [1] E. Petritoli, F. Leccese, L. Ciani. “Reliability and maintenance analysis of unmanned aerial vehicles”, *Sensors*, **18**:9 (2018), id. 3171, 16 pp. 
- [2] F. Ahmed, M. Jenihhin. “A survey on UAV computing platforms: A hardware reliability perspective”, *Sensors*, **22**:16 (2022), id. 6286, 25 pp. 
- [3] Y. Xu, S. Liu, C. He, H. Wu, L. Cheng, G. Yan, Q. Huang. “Reliability of MEMS inertial devices in mechanical and thermal environments: A review”, *Heliyon*, **10**:5 (2024), id. e27481, 16 pp. 

- [4] C. Ge, K. Dunno, M. A. Singh, L. Yuan, L.-X. Lu. “Development of a drone’s vibration, shock, and atmospheric profiles”, *Applied Sciences*, **11**:11 (2021), id. 5176, 16 pp. [doi](#)
- [5] C. Rose, R. McMurray, M. U. Hadi. “Enhancing fault detection and performance for UAVs with digital twin systems in search and rescue missions”, *Robotics and Autonomous Systems*, **194** (2025), id. 105186, 32 pp. [doi](#)
- [6] A. Hasan, P. S. Rossi. “A unified sensor and actuator fault diagnosis in digital twins for remote operations”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, **222** (2025), id. 111778, 16 pp. [doi](#)
- [7] S. Qu, J. Cui, Z. Cao, Y. Qiao, X. Men, Y. Fu. “Position estimation method for small drones based on the fusion of multisource, multimodal data and digital twins”, *Electronics*, **13**:11 (2024), id. 2218, 22 pp. [doi](#)
- [8] E. Glaessgen, D. Stargel. “The digital twin paradigm for future NASA and U.S. air force vehicles”, *53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference* (Honolulu, Hawaii, USA, 23–26 April 2012), AIAA, 2012, ISBN 9781622760688, pp. 7247–7260. [doi](#)
- [9] M. G. Kapteyn, D. J. Knezevic, K. Willcox. “Toward predictive digital twins via component-based reduced-order models and interpretable machine learning”, AIAA Scitech 2020 Forum (Hyatt Regency Orlando, Orlando, Florida, 6–10 January 2020), 2020, pp. 0418. [doi](#)
- [10] J. Li, J. Wang. “Advanced digital twin-enabled fault diagnosis framework for unmanned vehicle systems”, *Measurement Science and Technology*, **35**:7 (2024), id. 076209. [doi](#)
- [11] O Shishkin, V. Khachumov. “Digital twins of unmanned aerial vehicle telemetry sensors”, *IEEE Proceedings of the 2025 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM)* (Sochi, Russian Federation, 12–16 May 2025), IEEE, 2025, ISBN 9798331512200, pp. 477–482. [doi](#) [URL](#)
- [12] J. Bofill, M. Abisado, J. Villaverde, G. A. Sampedro. “Exploring digital twin-based fault monitoring: challenges and opportunities”, *Sensors*, **23**:16 (2023), id. 7087, 16 pp. [doi](#)
- [13] D. Martin, N. Kühl, G. Satzger. “Virtual sensors”, *Business & Information Systems Engineering*, **63**:3 (2021), pp. 315–323. [doi](#)
- [14] S. Shahsavari, M. Rabah, E. Immonen, H. Haghbayan, J. Plosila. “Remote run-time failure detection and recovery control for quadcopters”, *Journal of Integrated Design and Process Science*, **25**:2 (2021), pp. 120–140. [doi](#)
- [15] M. E. Akçay, S. Vadi. “Digital twin architecture with EKF sensor fusion for RadAlt faults”, *Khoa ve Savunma ve Havacılık Dergisi*, **21**:2 (2025), pp. 127–144. [doi](#)
- [16] G. Sternharz, J. Shackauskas, A. Elhalwagy, A. J. Grichnik, T. Kalganova, M. N. Huda. “Self-protected virtual sensor network for microcontroller fault detection”, *Sensors*, **22**:2 (2022), id. 454, 27 pp. [doi](#)
- [17] Z. Wang, K. Yang, B. Zhao, J. Xu, Y. Zhao. “Feature alignment and spatio-temporal domain adaptive strategy for aeroengine virtual sensor model construction under domain shifts”, *Measurement*, **260** (2026), id. 119744. [doi](#)

- [18] S. J. Julier, J. K. Uhlmann. “Unscented filtering and nonlinear estimation”, *Proceedings of the IEEE*, **92**:3 (2004), pp. 401–422. [doi](#)
- [19] Y. J. Kim, T. G. Kim, S. K. Kim. “Fault diagnosis for sensor and actuator of hexacopter UAV using dual extended Kalman filter”, *33rd Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences (ICAS 2022)* (Stockholm, Sweden, 4–9 September 2022), Curran Associates, Inc., 2022, ISBN 9781713871163, pp. 5610–5620. [URL](#)
- [20] Q. Wu, H. Duan, Zh. Xiang. “Research on indoor multi-sensor UAV altitude fusion and fault-tolerant simulation based on adaptive Kalman filter”, *Journal of Physics: Conference Series*, **3133**:1 (2025), id. 012015, 9 pp. [doi](#)
- [21] K. F.Á. Okada, A. S. Morais, L. Ribeiro, C. M. Amaral da Luz, F. L. Tofoli, G. V. Lima, L. C. O. Lopes. “Fault-tolerant control for quadcopters under actuator and sensor faults”, *Sensors*, **24**:22 (2024), id. 7299, 22 pp. [doi](#)
- [22] E. D’Amato, I. Notaro, V. Scordamaglia. “A particle filtering approach for fault detection and isolation of UAV IMU sensors: design, implementation and sensitivity analysis”, *Sensors*, **21**:9 (2021), id. 3066, 24 pp. [doi](#)
- [23] I. Roshanski, M. Roshanski, M. Kalech. “Real-time sensor fault detection in drones: A correlation-based algorithmic approach”, *Proceedings of the 35th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX 2024)* (Vienna, Austria, November 4–7, 2024), Open Access Series in Informatics, vol. **125**, Curran Associates, Inc., 2024, ISBN 9798331309510, pp. 17:1–17:20. [doi](#)
- [24] S. Song. “Building on prior lightweight CNN model combined with LSTM-AM framework tuide fault detection in fixed-wing UAVs”, *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, **15**:9 (2024), pp. 4175–4191. [doi](#)
- [25] K. Masalimov, T. Muslimov, R. Munasypov. “Real-time monitoring of parameters and diagnostics of the technical condition of small unmanned aerial vehicle’s (UAV) units based on deep BiGRU-CNN models”, *Drones*, **6**:11 (2022), id. 368, 15 pp. [doi](#)
- [26] J. Fang, S. Li, Y. Zhang, D. Xiao, Y. Li, Q. Xu. “Fault diagnosis of UAV sensors based on multi-auxiliary task learning with few samples”, *Journal of Computational Design and Engineering*, **12**:12 (2025), pp. 142–160. [doi](#)
- [27] Md. N. Mowla, D. Asadi, F. Sohel. “Real-time fault detection in multirotor UAVs using lightweight deep learning and high-fidelity simulation data with single and double fault magnitudes”, *Complex Intelligent Systems*, **12** (2026), id. 62. [doi](#)
- [28] Z. Li, J. Ma, R. Fan, Y. Zhao, J. Ai, Y. Dong. “Aircraft sensor fault diagnosis based on graphsage and attention mechanism”, *Sensors*, **25**:3 (2025), id. 809, 21 pp. [doi](#)
- [29] M. J. C. S. Reis, A. J. D. Reis. “Edge-based real-time fault detection in UAV systems via B-spline telemetry reconstruction and lightweight hybrid AI”, *Sensors*, **25**:16 (2025), id. 4944, 19 pp. [doi](#)
- [30] J. Zhou, Y. Zhu. “Fined-grained unmanned aerial vehicle anomaly detection by fusing multi-domain features”, *Cybersecurity*, **9** (2026), id. 21, 20 pp. [doi](#)

- [31] J. Huang, M. Li, Y. Zhang, L. Mu, Z. Ao, H. Gong. “Fault detection and classification for sensor faults of UAV by deep learning and time-frequency analysis”, *Proceedings of the 40th Chinese Control Conference (CCC)* (Shanghai, China, 26–28 July 2021), IEEE, 2021, ISBN 9781665411950, pp. 4420–4424. [doi](#)
- [32] S. Zhou, T. Wang, L. Yang, Zh. He, S. Cao. “A self-supervised fault detection for UAV based on unbalanced flight data representation learning and wavelet analysis”, *Aerospace*, **10**:3 (2023), id. 250, 21 pp. [doi](#)
- [33] I. W. H. Tan, W. Minn, C. M. Poskitt, L. K. Shar, L. Jiang. “Runtime anomaly detection for drones: An integrated rule-mining and unsupervised-learning approach”, *Proceedings of the 29th International Conference on Engineering of Complex Computer Systems, ICECCS 2025* (Hangzhou, China, July 2–4, 2025), Lecture Notes in Computer Science, vol. **15746**, Springer, Cham, 2025, ISBN 978-3-032-00827-5, pp. 3–23. [doi](#)
- [34] R. Agrawal, R. Srikant. “Fast algorithms for mining association rules in large databases”, *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases, VLDB’94* (Santiago, Chile, September 12–15, 1994), Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1994, pp. 487–499. [doi](#)
- [35] C. L. Mack, K. Leach, K. Angstadt. “Sensor data transplantation for redundant hardware switchover in micro autonomous vehicles”, *2024 ACM/IEEE 15th International Conference on Cyber-Physical Systems (ICCPs)* (Hong Kong, Hong Kong, May 13–16, 2024), IEEE Press, 2024, ISBN 9798350369281, pp. 135–146. [doi](#)
- [36] M. Shin, Y. Cho, H. Son. “Robust estimation and sensor fault management using probabilistic voting algorithm in UAVs”, *IEEE Sensors Journal*, **24**:24 (2024), pp. 41010–41020. [doi](#)
- [37] H. Darvishi, D. Ciunzono, E. R. Eide, P. S. Rossi. “Sensor-fault detection, isolation and accommodation for digital twins via modular data-driven architecture”, *IEEE Sensors Journal*, **21**:4 (2021), pp. 4827–4838. [doi](#)
- [38] M. Saied, A. Mishi, C. Francis, Z. Noun. “A deep learning approach for fault-tolerant data fusion applied to UAV position and orientation estimation”, *Electronics*, **13**:16 (2024), id. 3342, 20 pp. [doi](#)
- [39] A. Keipour, M. Mousaei, S. Scherer. “ALFA: A dataset for UAV fault and anomaly detection”, *The International Journal of Robotics Research*, **40**:2–3 (2021), pp. 515–520. [doi](#)
- [40] M. W. Ahmad, M. U. Akram. “UAV sensor failures dataset: Biomisa arducopter sensory critique (BASiC)”, *Data in Brief*, **52** (2024), id. 110069, 12 pp. [doi](#)
- [41] X. Le, B. Jin, G. Cui, X. Dai, Q. Quan. “RflyMAD: A dataset for multicopter fault detection and health assessment”, *The International Journal of Robotics Research*, **44**:7 (2025), pp. 1081–1092. [doi](#)
- [42] A. Kabaoglu, S. Sariel. *UAV-SEAD: state estimation anomaly dataset for UAVs*, 2026, 16 pp. [doi](#)
- [43] K. Masalimov, T. Muslimov, E. Kozlov, R. Munasypov. “CrazyPAD: A dataset for assessing the impact of structural defects on nano-quadcopter performance”, *Data*, **9**:6 (2024), id. 79, 18 pp. [doi](#)