

Труды МАИ. 2023. № 133
Trudy MAI, 2023, no. 133

Научная статья

УДК 681.518.5

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=177672>

СПОСОБ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ КОМПЛЕКСА БОРТОВОГО ОБОРУДОВАНИЯ ВОЗДУШНЫХ СУДОВ НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Александр Сергеевич Букирёв

Военный учебно-научный центр Военно-воздушных Сил «Военно-Воздушная
Академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина»,

Воронеж, Россия

bukirev@inbox.ru

Аннотация. В работе приведен анализ существующих методов и средств контроля, применяемых на борту современных воздушных судов. Обоснована необходимость и возможность увеличения глубины поиска места отказа, за счет применения методов машинного обучения, позволяющих автоматически создавать и использовать трудно формализуемые диагностические модели. Разработан модифицированный алгоритм диагностирования информационно-преобразующих элементов бортового оборудования на основе машинного обучения через взаимодействие с мультиплексным каналом информационного обмена, с модификацией алгоритма в части применения блока автоматического назначения оптимальных параметров обучения, по критерию обеспечения его полной

автономности (обучения без учителя), за счет предварительного анализа обучающей выборки для каждого информационно-преобразующего элемента. Рассмотрена проблема влияния внешних возмущающих воздействий на результат диагностирования информационно-преобразующих элементов бортового оборудования, и с целью компенсации данных воздействий применен модифицированный фильтр Калмана с автоматическим определением оптимальных параметров фильтрации для каждого информационно-преобразующего элемента, за счет предварительного анализа обучающей выборки. Разработанный алгоритм сочетает в себе комплексирование (ансамблирование) трех моделей машинного обучения, с мажоритарным принципом формирования на выходе результата контроля каждого информационно-преобразующего элемента по методу «два из трех», с целью повышения достоверности результатов контроля, а также минимизации вероятности возникновения ошибок первого и второго рода при диагностировании. Под информационно-преобразующими элементами в работе подразумевается бортовое оборудование, выполняющее свои функции через мультиплексный канал информационного обмена. При этом ожидается снижение времени восстановления воздушного судна за счет минимизации времени поиска места отказа, что позволит повысить основной комплексный показатель надежности воздушного судна – коэффициент готовности.

Ключевые слова: способ диагностирования, воздушное судно, модифицированный алгоритм, диагностические модели, техническое диагностирование, информационно-преобразующие элементы, искусственный интеллект, машинное обучение, кластеризация

Для цитирования: Букирёв А.С. Способ диагностирования комплекса бортового оборудования воздушных судов на основе машинного обучения // Труды МАИ. 2023. № 133. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=177672>

Original article

METHOD FOR DIAGNOSING AN AIRCRAFT ON-BOARD EQUIPMENT COMPLEX BASED ON MACHINE LEARNING

Alexander S. Bukirev

MESC Air Force «Air Force Academy named after professor N.E. Zhukovskii and Yu.A. Gagarin»,
Voronezh, Russia
bukirev@inbox.ru

Abstract. The article presents an analysis of existing methods and control means employed onboard a modern aircraft. The author substantiates the necessity and possibility of increasing the depth of search for the failure location by the machine learning methods application, allowing automatically create and employ diagnostic models being difficult to formalize. A modified algorithm for the onboard equipment information-transforming elements diagnosing of was developed. The algorithm is based on machine learning through interaction with a multiplex information exchange channel, with a modification of the algorithm in terms of using a block for automatically assigning optimal training parameters, according to the criterion of ensuring its full autonomy (training without a teacher), due to preliminary analysis of the training sample for each information-

transforming element. The article considers the problem of the external disturbing impacts effect on the result of the information-converting elements of onboard equipment diagnosing. To compensate for these impacts, a modified Kalman filter with automatic determining of optimal filtering parameters is applied for each information-transforming element, due to the training sample preliminary analysis. The developed algorithm combines the integration (ensembling) of the three machine-learning models, with the majority principle of generating at the output the control result of each information-transforming element using the “two out of three” method, to increase the control results reliability, as well as minimize the likelihood of first and second errors of the second kind when diagnosing. In this work, by information-converting elements the onboard equipment performing its functions through the multiplex information exchange channel is meant. The aircraft recovery time is expected herewith to be reduced by minimizing the time for the failure location searching, which will allow increasing the main complex indicator of the aircraft reliability, namely the availability factor.

Keywords: diagnostic method, aircraft, modified algorithm, diagnostic models, technical diagnostics, information-transforming elements, artificial intelligence, machine learning, clustering

For citation: Bukirev A.S. Method for diagnosing an aircraft on-board equipment complex based on machine learning. *Trudy MAI*, 2023, no. 133. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=177672>

Введение

Для обособления в отдельную категорию перечня элементов бортового оборудования (БО), входящих в состав комплекса бортового оборудования (КБО)

воздушного судна (ВС), и выполняющих свои функции путем получения, обработки (преобразования) и передачи информации через шину мультиплексного канала информационного обмена (МКИО) интерфейса магистрального последовательного системы электронных модулей, введено понятие «информационно-преобразующие элементы» (ИПЭ).

Глубина поиска места отказа современными бортовыми автоматизированными системами контроля (БАСК) достигает конструктивно-съёмных единиц не для всех ИПЭ БО. В случае отказа таких элементов, при выполнении подготовки ВС к повторному вылету, требуется дополнительные контрольные операции, что влечет увеличение времени восстановления ВС, оказывающего отрицательное влияние на его коэффициент готовности. Для сокращения среднего времени восстановления ВС необходимо обеспечить автоматическое определение отказа в максимально большом количестве конструктивно-съёмных единиц элементов бортового оборудования ВС. Современные методы создания систем контроля основаны на формализованном описании разработчиком различных технических состояний объектов контроля – составлении диагностических моделей. В случае возникновения проблем с возможностью формального описания данных моделей или их адекватностью, соответствующие объекты контролем не охватываются, и глубина поиска места отказа уменьшается. В целом актуальность работы обусловлена существующим противоречием между низкой глубиной поиска места отказа и необходимостью минимизации среднего времени восстановления ВС. Для автоматического составления диагностических моделей любой сложности целесообразно использовать методы машинного обучения. Машинное обучение представляет собой группу

методов искусственного интеллекта, которые отличаются от традиционных подходов к решению задач. Вместо прямого решения задачи, они основаны на обучении через использование решений, найденных для схожих задач. Кроме того, в рамках машинного обучения разрабатываются алгоритмы и статистические модели для контроля объектов, которые создаются без явных инструкций по их описанию [1].

В настоящее время бортовое оборудование, не имеющее встроенную систему контроля (ВСК), проверяется на борту в режиме проверки исправности (целостности) соответствующих линий связи между устройствами, а также в режиме проверки правильности структуры передаваемого кода при информационном обмене по МКИО на наличие ошибок бифазного кодирования (в соответствии с ГОСТ-Р 52075-2003 [2]). Такой алгоритм подразумевает контроль правильности кодирования сигнала, без учета его информационной составляющей, что обеспечивает глубину поиска места отказа до системы, и не позволяет определить отказы конкретных элементов данных систем. Причиной реализации данного подхода является сложность формализации диагностических моделей соответствующего БО.

Проведенный анализ существующих методов и средств контроля, применяемых на борту современных авиационных комплексов, таких как самолет Су-57 [3-5], самолет Су-30СМ [6], позволил определить, что в основе данных систем контроля применяются диагностические модели, представляющие собой формализованное описание различных технических состояний объектов контроля на основе логических функций. Однако данные модели не в полной мере обеспечивают глубину поиска места отказа из-за сложности формализации диагностических

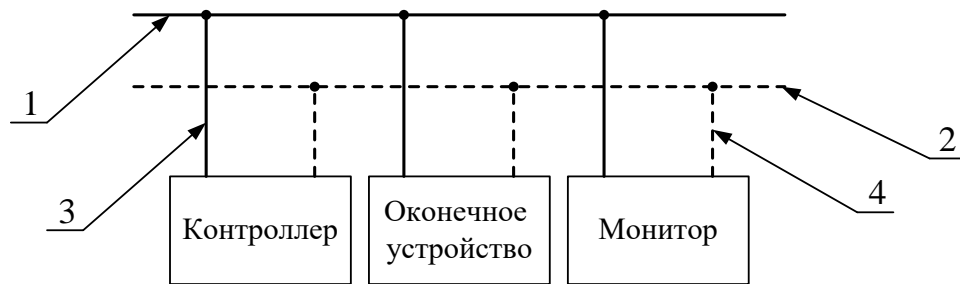
моделей для отдельного перечня БО, или невозможности их практической реализации на борту ВС.

Целью исследования является обоснование возможности повышения коэффициента готовности ВС за счет сокращения среднего времени его восстановления (повышение глубины поиска мести отказа).

Для достижения поставленной цели необходимо разработать алгоритм диагностирования ИПЭ БО и методику его применения. В отличие от известных, алгоритм диагностирования ИПЭ БО впервые позволит автоматизировать процесс формирования трудно формализуемых диагностических моделей на основе машинного обучения на любом этапе жизненного цикла ИПЭ БО, с ограничением на их работоспособное состояние при функционировании во время сбора обучающих информационных данных.

В рамках исследования разрабатывается алгоритм диагностирования ИПЭ БО ВС на основе машинного обучения. При его анализе рассматривается архитектура построения процесса информационного обмена магистрального последовательного интерфейса системы электронных модулей, которую регламентирует ГОСТ Р 52070-2003 [7]. Интерфейс функционирует асинхронно, в режиме «команда-ответ», что позволит использовать данный принцип при сборе и обработке передаваемой информации. Передача информации в рамках вышеуказанного интерфейса осуществляется полудуплексным способом. Инициирование обмена информацией и управление передачей осуществляется только одним контроллером шины (КШ). Поток информации, передаваемый по информационной магистрали, должен состоять из сообщений: командное слово (КС), ответное слово (ОС), слово данных

(СД). Комплексное использование передаваемых по информационной магистрали сообщений, позволит на основе данной структуры формировать базу обучающих данных, с целью реализации методов машинного обучения. Структурная схема технических средств интерфейса в ее основной (базовой) конфигурации, согласно [7], представлена на рисунке 1.



1 – магистральная шина; 2 – резервная магистральная шина;
3 – ответвитель; 4 – резервный ответвитель

Рис. 1. Структурная схема технических средств интерфейса

Каждое слово, участвующее в информационном обмене через последовательный магистральный интерфейс системы электронных модулей, начинается с сигнала словной синхронизации (синхросигнала) и имеет 17 информационных разрядов, включая разряд контроля по четности (рисунок 2).

Сигналы, участвующие в информационном обмене, должны передаваться в цифровой форме с применением кодово-импульсной модуляции. Адрес и подадрес каждого ОУ могут быть использованы для разделения сформированных баз обучающих информационных данных, полученных от информационно-преобразующих элементов, а также установления их принадлежности.

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|-----------------|-------------------|---|---|----------|---|---|---|--------------------|--------------------------------|----|------------------------|----|----------------------------|--------|----|----|---------------------------|----|---------------|----|------------------------|--|--------------------------------|--|------------------|--|-----------------------------|--|
| Разрядная сетка | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | | | | | | | | |
| | Синхро- сигнал | | | Адрес ОУ | | | | К | Поадрес Режим управления | | | | Число СД Код команды | | | | P | | | | | | | | | | | |
| Командное слово | 1 - 3 | | | 4 - 8 | | | | 9 | 10 - 14 | | | | 15 - 19 | | | | 20 | | | | | | | | | | | |
| | Синхро- сигнал | | | Данные | | | | | | | | | | | | | | | P | | | | | | | | | |
| Слово данных | 1 - 3 | | | 4 - 19 | | | | | | | | | | | | | | | 20 | | | | | | | | | |
| | Синхро- сигнал | | | Адрес ОУ | | | | П р и з н а к и | | | | | | | | | | | | P | | | | | | | | |
| Ответное слово | 1 - 3 | | | 4 - 8 | | | | 9 | 10 | 11 | 12 - 14 | | | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | | | | | | | | | |
| | | | | | | | | Ошибка в сообщении | Передача ОС | | Запрос на обслуживание | | | Резерв | | | Принята групповая команда | | Абонент занят | | Неисправность абонента | | Принято управление интерфейсом | | Неисправность ОУ | | Разряд контроля по четности | |

Рис. 2. Форматы передаваемых слов через МКИО по ГОСТ Р 52070-2003

СД, структура которого представлена на рисунке 2, передающееся через магистральную шину (МКИО), содержит в себе синхросигнал, данные, а также разряд контроля по четности.

Данные, входящие в СД, передаются по магистрали в последовательной цифровой форме с применением кодово-импульсной модуляции. В качестве кода передачи используется биполярный фазоманипулированный код (Манчестер II). Единица передается как биполярный кодированный сигнал 1/0 (за положительным импульсом следует отрицательный импульс). Ноль передается как биполярный кодированный сигнал 0/1 (за отрицательным импульсом следует положительный

импульс). Переход через нулевой уровень осуществляется в середине интервала времени τ , в течение которого передается информационный разряд. Структура кодирования информации представлена на рисунке 3.

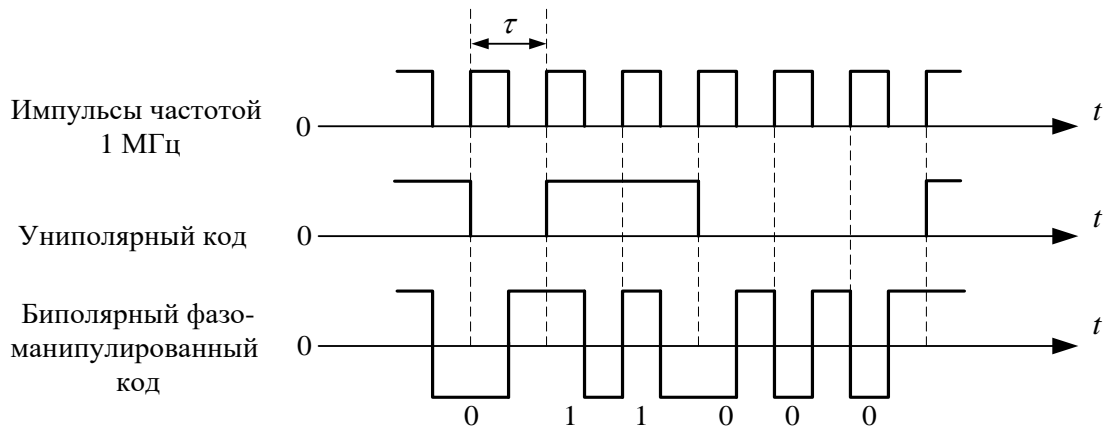


Рис. 3. Структура кодирования информации

Проведенный анализ принципов построения и организации процесса информационного обмена в рамках магистрального последовательного интерфейса системы электронных модулей, а также разработка функциональной модели диагностирования ИПЭ БО [8] (рисунок 4), позволяет обосновать переход к разработке алгоритма диагностирования ИПЭ БО воздушных судов на основе машинного обучения.

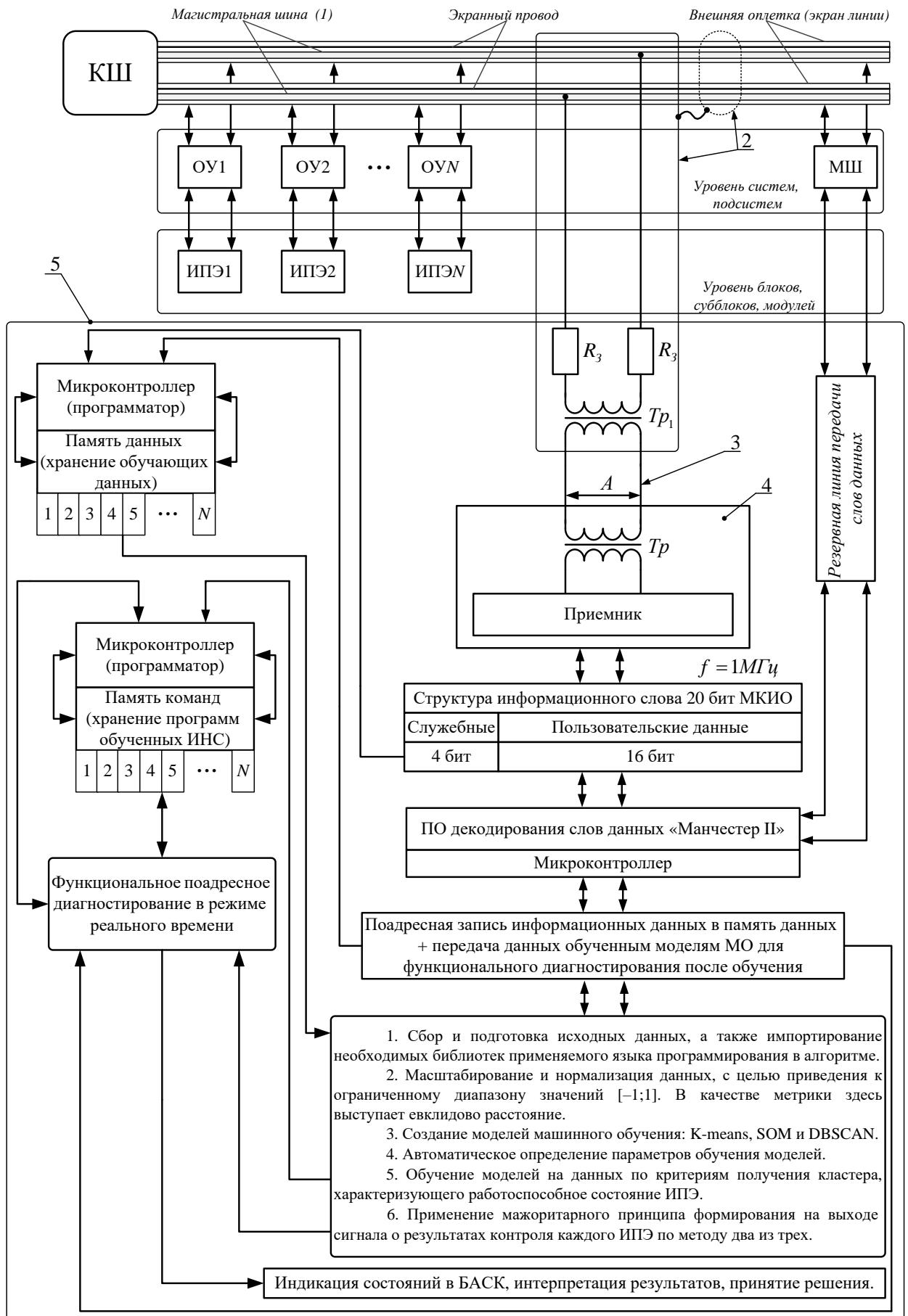


Рис. 4. Функциональная модель диагностирования ИПЭ БО

Машинное обучение – это область искусственного интеллекта, которая изучает методы обработки данных и создания алгоритмов, которые способны учиться и делать прогнозы на основе этих данных, без явного программирования. Оно используется для решения различных задач, таких как классификация, кластеризация, регрессия и прогнозирование. Так как процесс формирования диагностических моделей ИПЭ БО подразумевает взаимодействие с ИПЭ как с преобразователями информации, то наиболее подходящим типом диагностических моделей для исследования будет являться информационные диагностические модели (ДМ).

В разработанном способе диагностирования оцениваемые параметры ИПЭ являются прямыми диагностическими параметрами (ДП), анализ которых позволяет получить требуемую достоверность диагностирования, так как в качестве ДП для каждого ИПЭ используется обработанный и выдаваемый ИПЭ сигнал (это может быть постоянное и переменное напряжение, сила тока, ШИМ-сигнал, количество импульсов и т.д.), который был сначала закодирован, а затем декодирован с использованием кодировки «Манчестер II». Поэтому после декодирования каждого СД, полученных от ИПЭ, алгоритм диагностирования совместно с алгоритмом фильтрации работает с «чистыми» данными, совокупность оценивания которых и представляет собой упорядоченное подмножество прямых диагностических показателей [9].

При рассмотрении модели поведения объекта в виде информационной ДМ, последний рассматривается как преобразователь информации, или представляет информационную оценку изменений, происходящих в состоянии объекта

диагностирования [9]. Такой тип ДМ является наиболее универсальным, поскольку не зависит от принципа построения и действия объекта, а характеризует потоки информации о его состоянии, или циркулирующие в нем.

Согласно ГОСТ 24029-80 [10] существуют 19 категорий контролепригодности. ИПЭ БО, подлежащие диагностированию через взаимодействие с МКИО, относятся ко второй категории, у которой [10]:

1. Исключена необходимость монтажно-демонтажных работ, кроме особо указанных случаев, когда необходим демонтаж составной части для имитирования условий ее функционирования с помощью специальных средств. Подключение средств диагностирования.

2. Имеется централизованный бортовой унифицированный разъем (разъемы) подсоединения внешних средств диагностирования изделия в целом или его функционально самостоятельной составной части, диагностируемой локальной системой.

3. Параметры сигналов для встроенных средств не регламентируют. Параметры сигналов в каналах связи с внешними средствами унифицированы, или стандартизованы встроенными и (или) внешними преобразователями в любой их комбинации.

Таким образом, вторая категория контролепригодности, согласно [10], предполагает, что ИПЭ априори контролепригодны, так как данное свойство учитывается и организовывается на этапе их проектирования.

С целью автоматизации процесса формирования трудно формализуемых информационных ДМ на основе машинного обучения, наиболее подходящим

инструментом является кластеризация. Кластеризация – это процесс разделения объектов на группы (кластеры) таким образом, чтобы объекты внутри каждого кластера были максимально похожи друг на друга, а объекты из разных кластеров были максимально различны. Кластеризация является задачей «Data Mining», относящейся к стратегии «обучение без учителя», то есть не требует наличия значения целевых переменных в обучающей выборке. Кластеризация позволит сформировать информационную ДМ в виде ограниченного геометрического пространства признаков в выбранной метрике, с целью последующего анализа поведения данных, а также поиска в них аномалий.

При разработке алгоритма диагностирования ИПЭ БО через МКИО использовался принцип формирования кластера для каждого ИПЭ, участвующих в информационном обмене через МКИО, который описывает полностью работоспособное состояние каждого ИПЭ, входящего в состав ОУ с собственным уникальным адресом и подадресом. Комбинация возможных адресов ОУ и ИПЭ, входящих в их состав, соответствует девятистам девяносто двум наименованиям (за вычетом адреса ОУ, состоящего из всех единиц).

Алгоритм – система точно сформулированных правил, определяющая процесс преобразования допустимых исходных данных (входной информации) в желаемый результат (выходную информацию) за конечное число шагов [11].

Алгоритм решения задачи имеет ряд обязательных свойств:

1. Дискретность – разбиение процесса обработки информации на более простые этапы (шаги выполнения), выполнение которых компьютером или человеком не вызывает затруднений.

2. Определенность алгоритма – однозначность выполнения каждого отдельного шага преобразования информации.

3. Выполнимость – конечность действий алгоритма решения задач, позволяющая получить желаемый результат при допустимых исходных данных за конечное число шагов.

4. Массовость – пригодность алгоритма для решения определенного класса задач.

В разрабатываемом алгоритме отражаются логика и способ формирования результатов решения с указанием необходимых расчетных формул, логических условий, соотношений для контроля достоверности выходных результатов. В алгоритме обязательно должны быть предусмотрены все ситуации, которые могут возникнуть в процессе решения комплекса задач [11].

Согласно [8], на этапе испытаний борového оборудования осуществляется поадресный сбор обучающих информационных данных от объектов КБО, участвующих в информационном обмене. При этом в модуле диагностики [8] происходит обучение, которое предполагает формирование кластеров, определяющих полностью работоспособное техническое состояние каждого ИПЭ. В дальнейшем в модуле диагностики осуществляется фиксация информационных данных, которая предполагает создание базы данных, а также отнесение проверка данных реального времени на принадлежность (отсутствие принадлежности) сформированному кластеру с индикацией технических состояний в штатную БАСК.

Так как для решения задач автоматического формирования информационных ДМ, наиболее подходящим инструментом машинного обучения является

кластерный анализ данных, то для решения вышеуказанных задач был сформулирован ряд требований для разрабатываемого алгоритма диагностирования, на основе машинного обучения:

1. Необходимость в жесткой кластеризации (где каждый элемент исходных данных принадлежит только одному кластеру: таким образом, формируется кластер, который и описывает все возможные состояния объекта контроля).

2. Высокая чувствительность к выбросам в данных.

3. Отсутствие необходимости определять начальное число кластеров (или возможность модификации алгоритма для автоматизации определения оптимальных параметров обучения).

4. Простота алгоритма кластеризации и масштабируемость: наличие у алгоритма линейной сложности (время выполнения не зависит от размера данных).

5. Минимум времени анализа принадлежности каждой точки данных сформированному кластеру.

6. Способность обнаруживать кластеры произвольной формы.

Сформулированным требованиям удовлетворяют следующие методы кластерного анализа данных:

1. K -средних (K -means, или алгоритм Ллойда).

2. DBSCAN (Density Based Spatial Clustering of Application with Noise – пространственная кластеризация для приложений с шумами).

3. SOM (Self Organizing Map, или нейронная карта Кохонена).

K -means – это алгоритм кластеризации, который используется для группирования данных в K кластеров [12]. Однако, когда $K=1$, алгоритм может быть

эффективно использован для поиска аномалий в данных, то есть данных, соответствующих неработоспособному состоянию объекта контроля. Для этого алгоритм *K-means* с одним кластером применяется к данным, и центр кластера вычисляется как среднее значение всех точек данных. Затем расстояние между каждой точкой данных и центром кластера вычисляется, и точки данных, которые находятся на расстоянии больше определенного порога от центра кластера, считаются аномалиями.

Алгоритм *K-means* работает следующим образом:

1. Инициализация. Задаем количество кластеров K и выбираем случайным образом K точек из набора данных в качестве центров кластеров.

2. Присваивание. Каждый объект в наборе данных присваивается к ближайшему центру кластера на основе расстояния между объектом и центром кластера.

3. Обновление. Для каждого кластера вычисляется новый центр, который является средним значением всех объектов, принадлежащих кластеру.

4. Повторение. Шаги 2 и 3 повторяются до тех пор, пока центры кластеров не стабилизируются и не перестанут изменяться.

5. Результат. Когда центры кластеров не изменяются, кластеризация считается завершенной, и каждый объект принадлежит одному из K кластеров.

Алгоритм *K-means* с одним кластером, решающим задачу идентификации принадлежности каждой точки данных, соответствующих входу и выходу ИПЭ, представлен на рисунке 5.

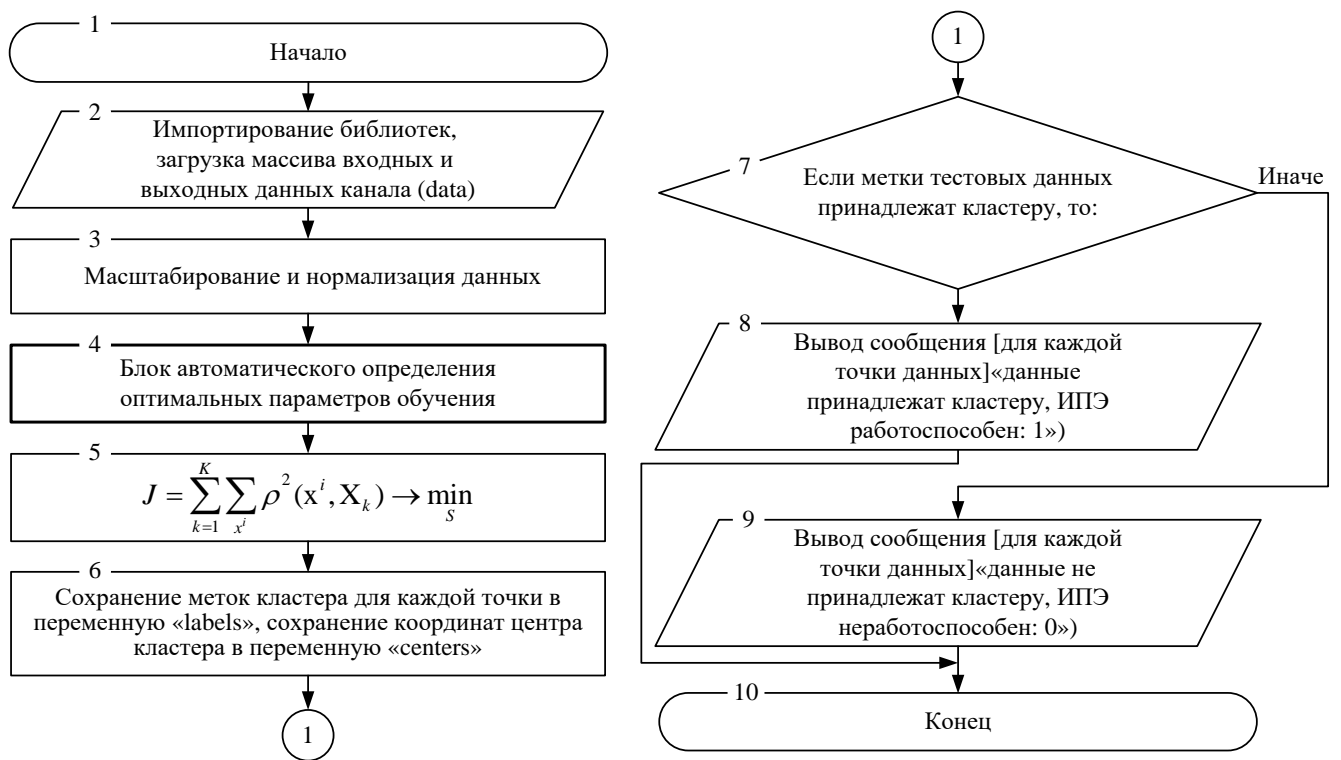


Рис. 5. Блок-схема модифицированного алгоритма K-means для диагностирования

Основная идея алгоритма заключается в минимизации суммарного квадратичного отклонения точек кластера от центра этого кластера, то есть

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{x^i} \rho^2(x^i, X_k) \rightarrow \min_S, \quad (1)$$

где K – известное число кластеров; X_k – центр масс для каждого кластера, полученного на предыдущем шаге; x^i – точка данных; ρ – мера близости точек данных (Евклидово расстояние); S – геометрическое пространство признаков данных в выбранной метрике (кластер).

Идея адаптированного под решение задач диагностирования модифицированного алгоритма заключается в проверке декодированных информационных данных в реальном времени, а также в наличии блока автоматического назначения оптимальных параметров обучения (коэффициента силуэта и количества кластеров). При попадании значений входа и выхода в сформированный кластер работоспособного состояния, алгоритмом выводится сообщение «Данные принадлежат кластеру, ИПЭ работоспособен: 1». В случае если данные, полученные при информационном обмене между устройствами МКИО, не попадают в сформированный кластер работоспособного состояния, алгоритмом выводится сообщение «Данные не принадлежат кластеру, ИПЭ неработоспособен: 0».

Второй используемый в работе метод кластеризации – метод DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise – пространственная кластеризация, основанная на плотности для приложений с шумами) [12]. Метод DBSCAN позволяет эффективно обнаруживать кластеры произвольной формы, а также точки-выбросы (шум), проявляя высокую чувствительность к изменению данных. Если дан набор точек в некотором пространстве, алгоритм группирует вместе точки, которые тесно расположены друг с другом, а также помечает как выбросы точки, находящиеся одиноко в областях с малой плотностью. В настоящее время классический вариант применения алгоритма подразумевает ручное назначение параметров обучения. Модифицированный алгоритм DBSCAN с одним кластером, решающим задачу идентификации принадлежности каждой точки данных, соответствующих входу и выходу ИПЭ, представлен на рисунке 6.

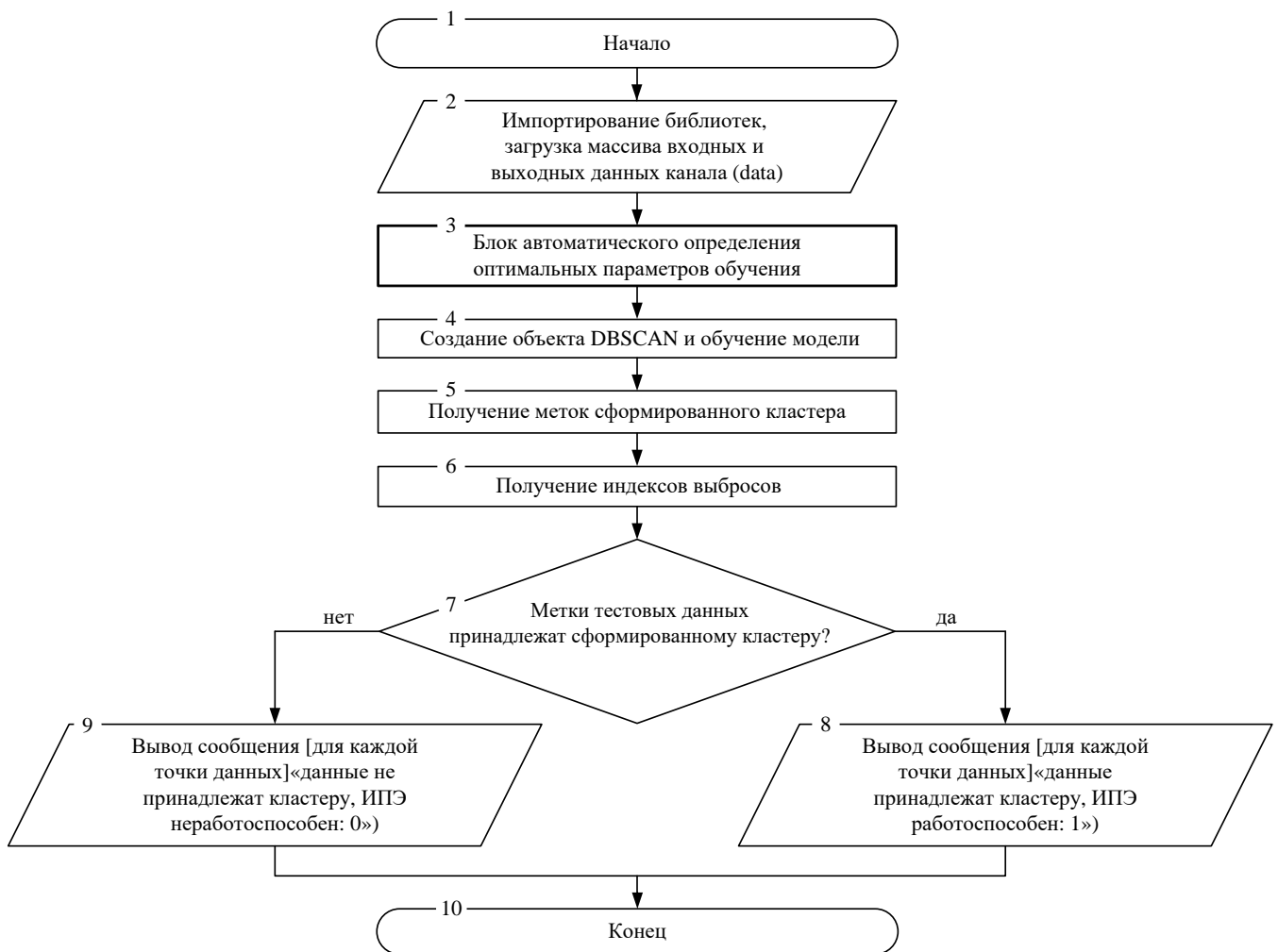


Рис. 6. Блок-схема модифицированного алгоритма DBSCAN для диагностирования

Модифицированный алгоритм DBSCAN функционирует следующим образом:

1. Автоматически определяются параметры обучения.
2. Производится выбор случайной точки из данных, которая не была еще не помечена.
3. Определяется, сколько точек находятся на расстоянии эpsilon от выбранной точки. Если число точек больше минимального количества точек, они добавляются в кластер, иначе точка помечается как шум.

4. Если точка относится к кластеру, все точки, находящиеся на расстоянии от нее, также добавляются в кластер. Этот процесс продолжается, пока не будут добавлены все точки, находящиеся на расстоянии от выбранной точки.

5. Переход к следующей непомеченной точке и повторение шагов 2 и 3.

6. Алгоритм заканчивает работу, когда все точки были помечены.

Модификация алгоритма для решения задачи исследования заключается в наличии блока автоматического определения оптимальных параметров обучения «eps» (радиуса эpsilon-окрестности оценки каждой точки данных на предмет нахождения в трех возможных состояний: основные, краевые и шумовые) и «min samples», за счет разработанной программы анализа обучающей выборки, с целью достичь полной автономности процесса обучения. Очевидно, что для решения задачи исследования данная модификация необходима, так как для каждого ИПЭ создается отдельный алгоритм, для которого результат анализа обучающей выборки, может выявить неодинаковые значения параметров обучения.

Третий используемый в работе метод кластеризации – метод SOM (Self-Organizing Map), также известный как нейронная карта Кохонена [12]. SOM является искусственной нейронной сетью, состоящей из двух слоев: входного и сетки. Входной слой содержит данные, которые необходимо кластеризовать, а сетка представляет собой двумерный массив нейронов, каждый из которых соответствует определенному кластеру. В начале процесса обучения каждый нейрон в сетке инициализируется случайными весами. Затем для каждого входного вектора находится ближайший нейрон в сетке. Этот нейрон и его ближайшие соседи на сетке будут обновлены таким образом, чтобы их веса стали более похожими на

входной вектор. Этот процесс повторяется многократно, пока нейроны в сетке не стабилизируются и не сформируют четкие кластеры. В результате обучения SOM создает карту, которая позволяет визуализировать данные. Каждый кластер на карте представляет собой группу похожих объектов, а расстояние между кластерами соответствует степени их различия. В настоящее время классический вариант применения алгоритма подразумевает ручное назначение параметров обучения, что не позволяет в полной мере реализовать его для решения задачи исследования.

Модификация алгоритма для решения задачи исследования также заключается в наличии блока автоматического определения оптимальных размеров и структуры SOM (размеров сетки, скорости обучения, а также начального значения радиуса окрестности нейронов), за счет разработанной программы предварительного анализа обучающей выборки, с целью достижения полной автономности процесса обучения.

Модифицированный алгоритм SOM работает следующим образом. В начале работы алгоритма импортируются необходимые библиотеки, после чего выполняется процесс анализа обучающей выборки с использованием функции «find_optimal_params» для автоматического определения оптимальных размеров и структуры SOM. Затем данные считываются из файла «ERD.xlsx» в переменную «data» с помощью функции «read_excel» из библиотеки «pandas». В алгоритме происходит обучение нейронной сети типа SOM на ранее загруженных данных. SOM определяет данные в кластер и присваивает кластеру работоспособного состояния метку. Затем происходит вывод меток кластера и определение, принадлежат ли новые данные к кластеру, или нет. Далее данные разделяются на

данные, принадлежащие и не принадлежащие кластеру, с выводом соответствующих сообщений.

Модифицированный алгоритм SOM, решающий задачу идентификации принадлежности каждой точки данных, соответствующих входу и выходу ИПЭ, представлен на рисунке 7.

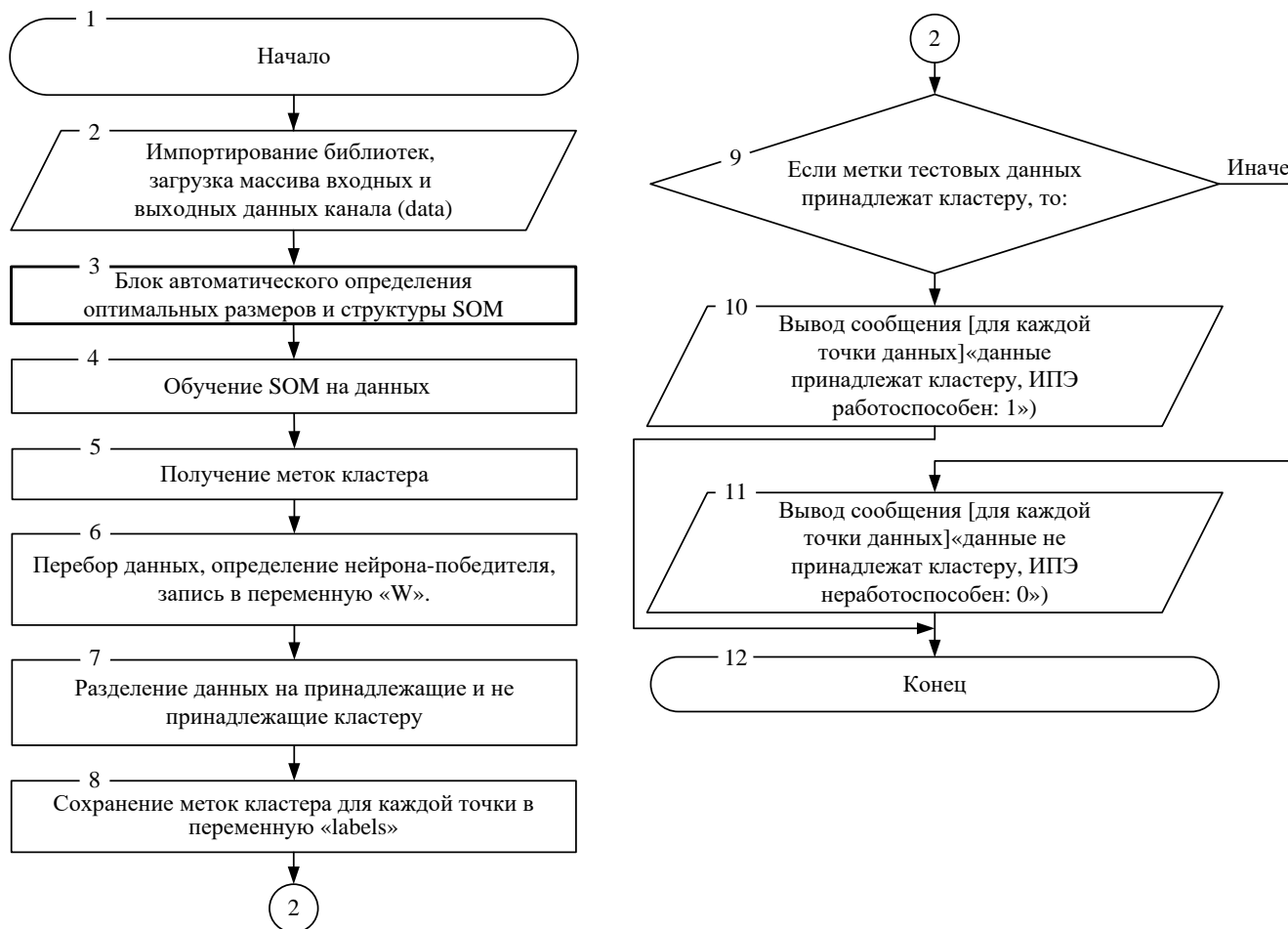


Рис. 7. Блок-схема модифицированного алгоритма SOM для диагностирования

В результате разработки трех алгоритмов диагностирования ИПЭ БО на основе машинного обучения, с целью повышения достоверности диагностики, а недопущения ложной идентификации данных реального времени (ошибок первого и второго рода), предлагается использовать комплексирование (ансамблирование)

вышеуказанных алгоритмов. А также мажоритарный принцип формирования на выходе логического сигнала о результатах контроля каждого ИПЭ по методу два из трех. Применение трех алгоритмов кластеризации, решающих одну задачу позволит минимизировать вероятность возникновения ошибок первого и второго рода при диагностировании. Общий алгоритм диагностирования ИПЭ БО на основе машинного обучения представлен на рисунке 6.

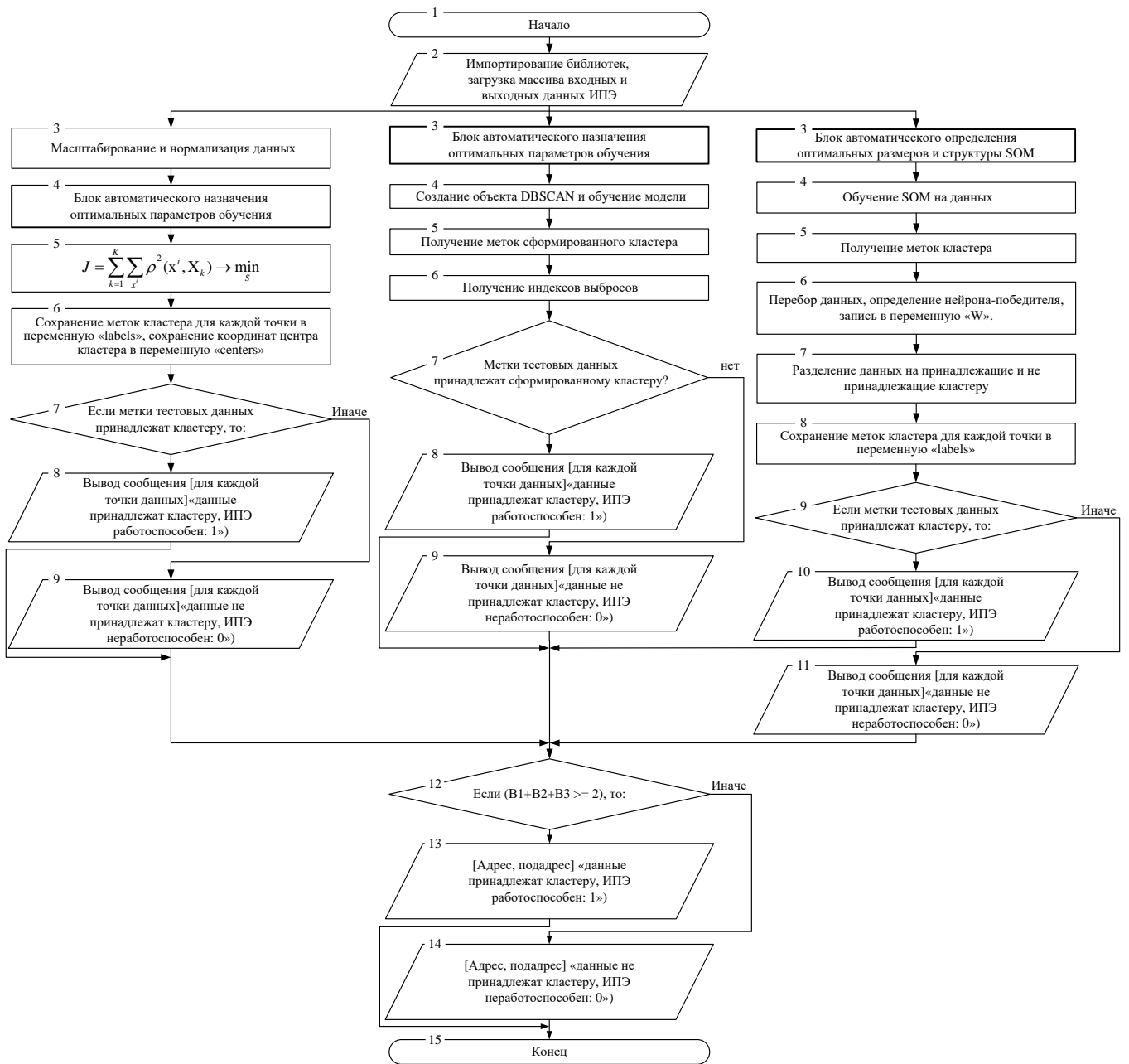


Рис. 8. Блок-схема модифицированного алгоритма диагностирования

С целью реализации способа диагностирования был спланирован и проведен эксперимент по имитации подключения к МКИО, подаче всех входных сигналов в электронный регулятор двигателя ЭРД-3ВМ серии 2, их считывании, а также считывании выходного сигнала на исполнительный механизм ИМ-47 насоса-регулятора НР-3ВМ. Схема подключения имитаторов входных сигналов электронного регулятора двигателя ЭРД-3ВМ серии 2 представлена на рисунке 9.

В устройстве диагностирования имитировались следующие входные сигналы в блок ЭРД-3ВМ серии 2:

1. Приемник температуры П-77 (резистор с переменным сопротивлением).

Изменение температуры вызывает изменение величины сопротивления чувствительного элемента приемника, установленного в месте замера температуры. Диапазон изменения сопротивления – от 0 до 100 Ом. Конструктивно схемой подключения блока ЭРД-3ВМ серии 2 предусмотрена подача питания на контакты моста, фиксируя рассогласование по изменению сопротивления.

2. Сигналы напряжения постоянного тока, пропорциональные измеряемому абсолютному давлению с помощью измерительного комплекса давлений ИКД-27Да-220-780. Диапазон изменения значений: 0,8 – 8 Вольт напряжения постоянного тока, пропорционально статическому давлению за бортом ВС; диапазоны измерения абсолютного давления для ИКД-27Да-220-780 изменяются от 0 до 17 кгс / см² и от 30 до 3000 мм ртутного столба.

3. Напряжение питания постоянного тока +27 Вольт на включение питания электрической схемы блока ЭРД-3ВМ серии 2 (цепь плюсового и минусового

провода подключена через малоинерционные предохранители ПМ-2 номиналом в 2 Ампера, а также через автоматические герметизированные выключатели ВГ-15К-2С).

4. Преобразованный сигнал скорости вращения вала ротора турбокомпрессора в частоту электрических сигналов, выдаваемых по двум электрически несвязанным каналам от датчика частоты вращения ДЧВ-2500 двигателя. Амплитуда выходных импульсов напряжения датчика – не менее 180 мВ при частоте следования 250 Гц и не менее 1 Вольт при частоте следования 2500 Гц. Частота следования выходных импульсов 2500 Гц соответствует 100% максимальной частоты вращения.

5. Сигнал напряжения постоянного тока с регулятора температуры РТ-12-6 на сигнализацию опасной температуры газов за турбиной газогенератора, а также на ограничение температуры газов перед турбиной компрессора двигателя, пропорциональный термо-ЭДС термопары Т-102 (диапазон измеряемых температур от 0 до 1125°С). Диапазон рабочих температур от 450°С до 950°С; погрешность в измеряемом диапазоне температур не более 4°С.

6. Сигнал от генератора электрических импульсов напряжения (датчика частоты вращения свободной турбины (СТ) ДТА-10), близкие к синусоиде, с частотой, пропорциональной частоте вращения вала СТ. Амплитуда выходных импульсов напряжения датчика: 0,4 – 10 Вольт, при частоте следования от 23 Гц до 247 Гц.

Схема подключения имитаторов входных сигналов электронного регулятора двигателя ЭРД-3ВМ серии 2 представлена на рисунке 9.

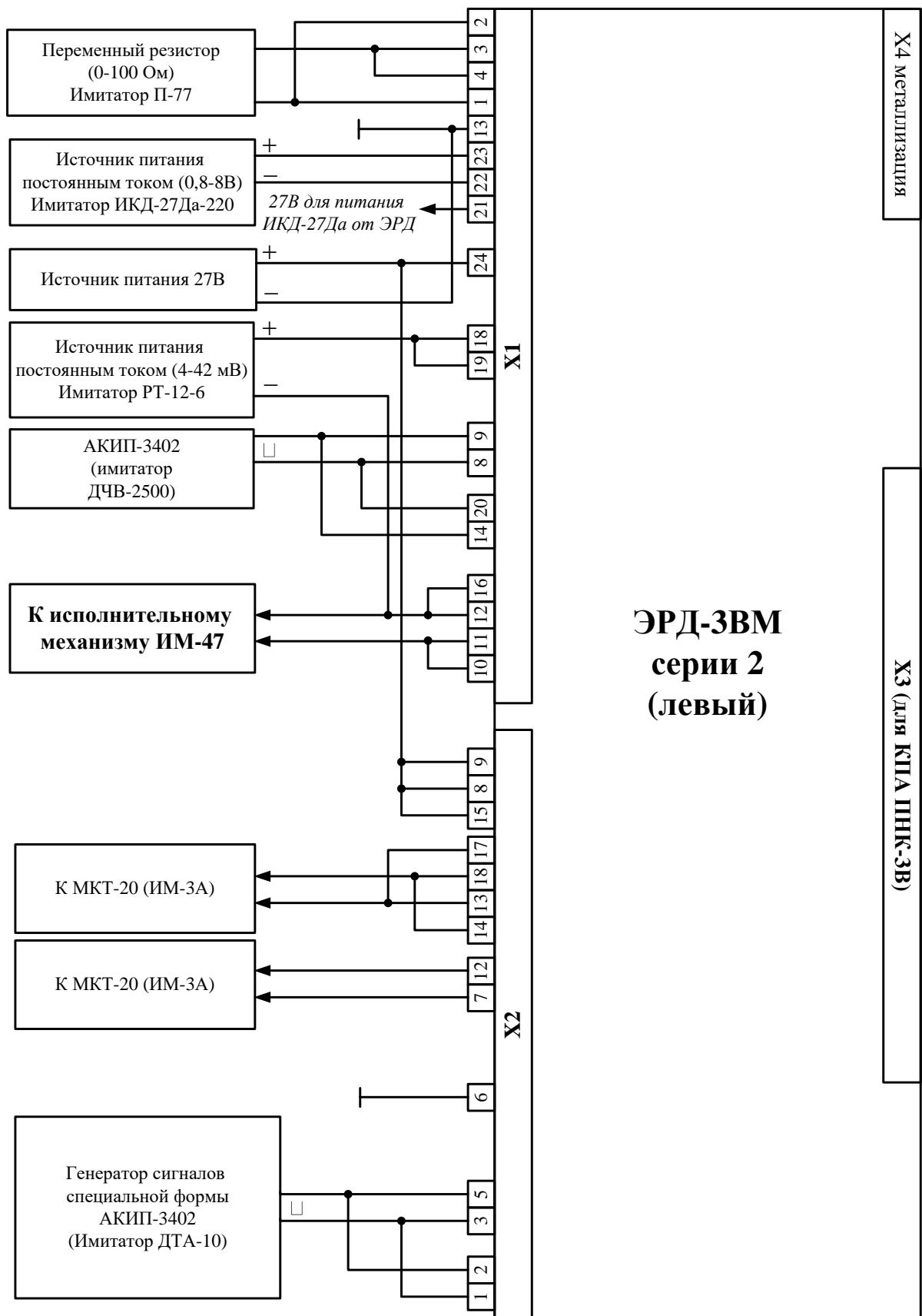


Рис. 9. Схема подключения имитаторов входных сигналов электронного регулятора двигателя ЭРД-3ВМ серии 2

Для имитации всех входных воздействий применялись лабораторные генераторы специальной формы АКПП-3402, а также источник питания постоянного тока GPS-74303А. Внешний вид электронного регулятора двигателя ЭРД-3ВМ серии 2 представлен на рисунке 10.

При реализации способа диагностирования ИПЭ БО через МКИО использовался принцип формирования единственного кластера для каждого адреса данных, участвующих в информационном обмене через МКИО, который описывает работоспособное состояние каждого ИПЭ, входящего в состав ОУ с собственным уникальным адресом. В качестве исследуемого канала преобразования информационных сигналов был выбран канал «ДЧВ-2500 – ИМ-47»: проводился сбор оцифрованных сигналов (в виде числовых массивов данных) на всем рабочем диапазоне функционирования имитатора ДЧВ-2500, с целью формирования кластера, описывающего эту функциональную зависимость (работоспособное состояние).



Рис. 10. Внешний вид электронного регулятора двигателя ЭРД-3ВМ серии 2

В экспериментальной установке, схема которой представлена на рисунке 11, применены датчики переменного напряжения ZMPT101B и датчик постоянного напряжения «Voltage sensor 25V DC», так как основной параметр, несущий в себе информацию от датчиков ДЧВ-2500, – напряжение, которое меняется с изменением частоты вращения ротора турбокомпрессора и свободной турбины соответственно. Также датчик ZMPT101B способен регистрировать управляющий сигнал от электронного регулятора ЭРД-3ВМ серии 2 на исполнительный механизм ИМ-47, который представляет собой ШИМ-сигнал частотой 24,41 Гц с длительностью, пропорциональной коду управляющей команды. Датчик ZMPT101B работает с переменным током, а также позволяет зафиксировать наличие сигнала напряжения переменного тока произвольной частоты в диапазоне от 0 до 1000 Вольт.

На выходе из ЭРД-3ВМ серии 2 также установлены датчики ZMPT101B, так как выходной ШИМ-сигнал от ИМ-47 на обмотку также меняется в диапазоне от 0 до 27 Вольт, с целью возможности использования контроллера Arduino Mega 2560 для считывания сигналов.

Датчик переменного напряжения ZMPT101B необходим для того, чтобы при проведении эксперимента была возможность считывать их микроконтроллером Arduino Mega 2560 (так как его рабочее напряжение ограничено номиналом 5 Вольт и этот микроконтроллер работает на постоянном токе).

В работе рассматривается только контур турбокомпрессора. Производится сбор оцифрованных сигналов на всех диапазонах значений ДЧВ-2500 по всем возможным значениям с фиксацией входных и получившихся выходных сигналов к

исполнительному механизму ИМ-47 с использованием надстройки Data Streamer Microsoft Office Excel.

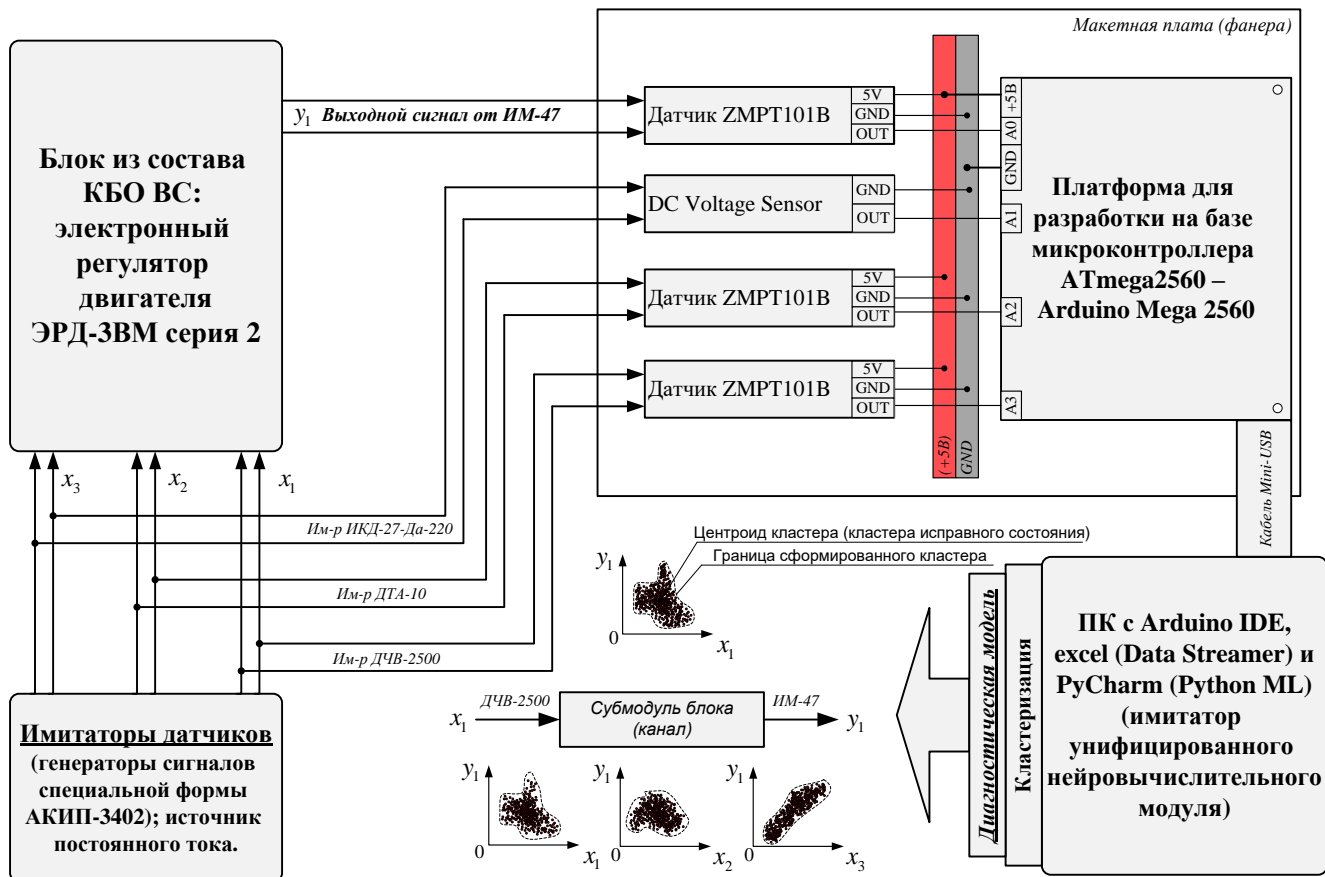


Рис. 11. Схема подключения электронных устройств для проведения полунатурного эксперимента

Подключение электронных устройств, собранная схема которых представлена на рисунке 12, использование программной среды работы с микроконтроллером Arduino IDE, а также использование установленной надстройки Data Streamer офисного пакета Microsoft office Excel, позволили в режиме реального времени осуществлять сбор входных и выходных информационных данных объекта контроля – исследуемого канала преобразования информационных сигналов «ДЧВ-2500 – ИМ-47».

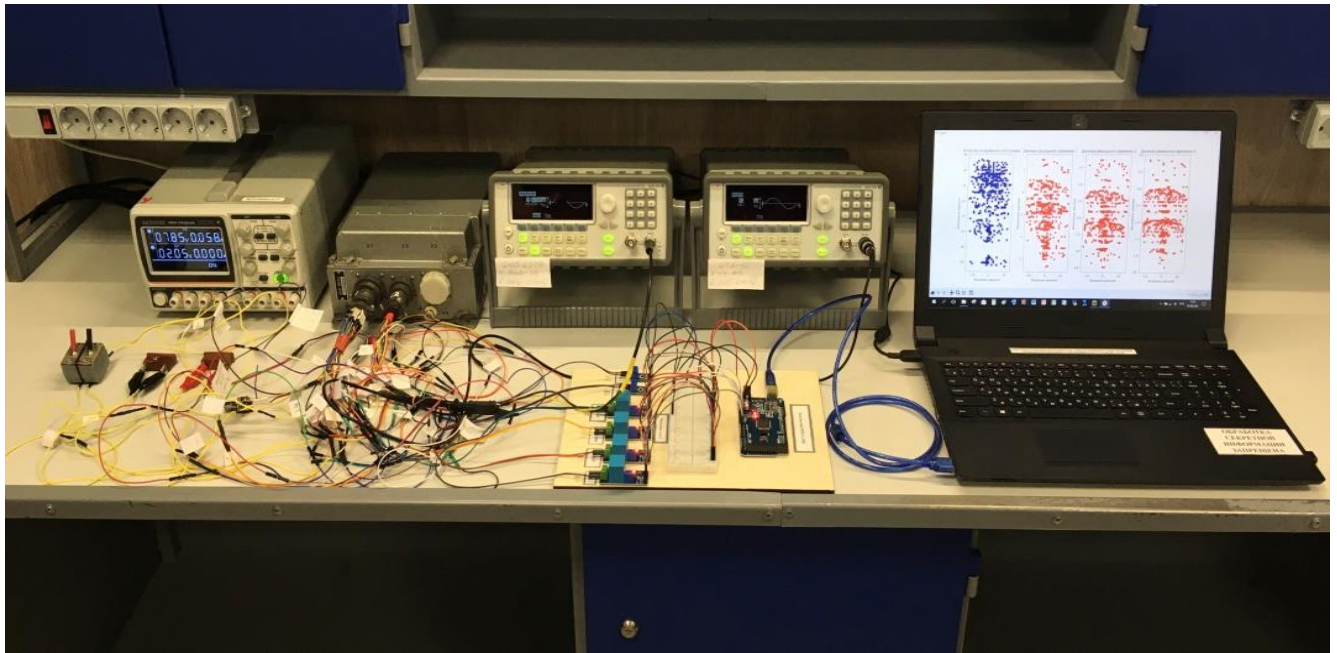


Рис. 12. Собранный стенд по реализации разработанного алгоритма
диагностирования ИПЭ БО

Запуск процесса работы схемы с дискретностью сбора информационных данных равной 0,05 секунд, а также установка флага микроконтроллера в надстройке Data Streamer в положение «Connect Device», позволили сформировать базу обучающих информационных данных на примере одного канала преобразования объекта контроля. Обучающие информационные данные отображаются в документе Excel в виде двух столбцов, где первый столбец соответствует входным данным контура турбокомпрессора «ДЧВ-2500 – ИМ-47», а второй столбец – выходным данным контура турбокомпрессора «ДЧВ-2500 – ИМ-47».

Кодирование информации осуществляется встроенным восьмиразрядным аналого-цифровым преобразователем (АЦП). Количество измерений – 1000 значений входа-выхода. Обучающая выборка из 1000 значений является необходимым и достаточным условием полной работоспособности каждого метода

машинного обучения, используемого в разработанном алгоритме, с затратой времени на обучение каждой модели, в среднем, 6 секунд, а на контроль каждой точки данных – 0,012 секунды. Обучающая выборка из 1000 значений входа-выхода исследуемого канала преобразования информационных сигналов обоснована проведением полного факторного эксперимента (ПФЭ) 2^3 , в котором основным фактором, влияющим на целевой показатель ПФЭ по критерию минимума времени контроля данных реального времени, является размер обучающей выборки с интервалом варьирования λ_i , равным 400 единиц. При размере обучающей выборки в 1000 значений достигается минимальное значение времени контроля. Так как МКИО имеет высокий уровень электрической помехозащищенности, то для имитации реальных условий (полет ВС на различных режимах) на эталонный сигнал выхода блока ЭРД-ЗВМ с использованием генератора сигналов специальной формы АКПП-3402 был наложен шум. Частотный диапазон моделируемого шума, согласно ГОСТ Р 57211.2 [16], лежит в диапазоне от 0 до 1000 Гц.

Для проверки качества фильтрации зашумленного сигнала был рассмотрен рекурсивный фильтр – фильтр Калмана (ФК). Как известно, перед применением ФК необходимо задать его параметры – разброс измерения, разброс оценки, скорость изменения значений. Так как разработанный алгоритм диагностирования подразумевает полностью автоматический процесс создания диагностических моделей любой сложности, то возникает необходимость автоматического определения параметров ФК для данных от каждого ИПЭ. С этой целью реализована

программа автоматического определения параметров ФК на основе анализа данных, полученных от каждого ИПЭ, на языке программирования Python [17].

Фильтр Калмана имеет несколько преимуществ в задачах фильтрации сигналов:

1. Оптимальность: фильтр Калмана является оптимальным линейным фильтром для гауссовских сигналов и шума.

2. Рекурсивность: фильтр Калмана может быть реализован в виде рекурсивного алгоритма, который обновляет оценку состояния системы на каждом временном шаге, используя только текущее наблюдение и предыдущую оценку состояния. Это позволяет обрабатывать данные в реальном времени.

3. Адаптивность: фильтр Калмана может быть адаптирован для различных типов систем и шумов. Он может быть настроен для учета изменений в модели системы или шума, что делает его гибким инструментом для фильтрации сигналов в различных условиях.

4. Устойчивость к выбросам: фильтр Калмана устойчив к выбросам в данных. Он использует взвешенную комбинацию оценок состояния системы и наблюдений, что позволяет ему подавлять влияние выбросов на финальную оценку состояния.

5. Эффективность: фильтр Калмана имеет низкую вычислительную сложность и требует мало памяти для хранения данных. Это делает его эффективным для реализации на маломощных устройствах, таких как микроконтроллеры или встроенные системы.

В целом, фильтр Калмана является мощным инструментом для фильтрации сигналов в различных приложениях, таких как диагностика, навигация, управление,

трекинг и многое другое. Его преимущества делают его предпочтительным выбором для задач фильтрации сигналов. В ходе проведенного эксперимента, работа фильтра выявила результаты, представленные в таблице 1. В качестве показателя качества, используемого для оценки процесса фильтрации, была выбрана средняя квадратичная ошибка (Mean Squared Error, σ): это показатель качества, который измеряет среднее значение квадрата разности между прогнозируемыми и фактическими значениями: чем ниже значение MSE, тем лучше модель.

Таблица 1. Результат оценки предельных внешних возмущающих воздействий

| № п/п | Частота внешнего возмущающего воздействия (шума): $f = 0 \div 1000 \text{ Гц}$ | | | | | | | | | | |
|--|--|----------|----------|-------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| | $A_{\text{шума}}, B$ | 0-1 | 1-2 | 2-3 | 3-4 | 4-5 | 5-6 | 6-7 | 7-8 | 8-9 | 9-10 |
| 1. | $\sigma_{\text{исходного сигнала}}$ | 0,261 | 0,256 | 0,256 | 0,257 | 0,257 | 0,261 | 0,247 | 0,257 | 0,257 | 0,256 |
| 3. | $\sigma_{\text{сигнала с шумами}}$ | 0,825 | 0,857 | 1,118 | 1,758 | 2,398 | 3,543 | 4,953 | 6,113 | 8,051 | 10,155 |
| 4. | $\sigma_{\text{сигнала с ОФК}}$ | 0,105 | 0,154 | 0,235 | 0,503 | 0,734 | 1,268 | 2,341 | 2,964 | 4,467 | 5,74 |
| Результат работы алгоритма с данными, собранными в ходе проведения эксперимента («1» – данные принадлежат кластеру; «0» – данные не принадлежат кластеру) | | | | | | | | | | | |
| 5. | Сигнал без внешнего возмущающего воздействия (нормальное функционирование) | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 6. | Сигнал с шумами | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 7. | Результат работы алгоритма k -means с ФК | 1 | 1 | 1(0) | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 8. | Результат работы алгоритма DBSCAN с ФК | 1 | 1 | 1(0) | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 9. | Результат работы алгоритма SOM с ФК | 1 | 1 | 1(0) | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 10. | Результат работы общего алгоритма с ОФК (минимум «два из трех») | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

В ходе проведенного эксперимента была оценена возможность отдельного использования частных алгоритмов контроля (*K*-means, DBSCAN, а также нейронной карты Кохонена (SOM)) для решения задачи оценки информационных данных реального времени. Результаты эксперимента позволили выявить несовершенство алгоритмов кластеризации при действии внешних возмущающих воздействий, а также определить, что по отдельности данные алгоритмы допускают ошибки, представленные в таблице 1, в ходе проведения 10 испытаний.

Но, в свою очередь, предложенный подход по формированию результатов контроля по мажоритарному принципу («два из трех»), а также применение модифицированного фильтра Калмана позволили избежать данных ошибок, сохранить работоспособность и повысить достоверность результатов контроля при действии внешних возмущающих воздействий до 10% относительно полезного сигнала.

Алгоритм диагностирования ошибочно идентифицирует данные о работоспособном состоянии исследуемого канала преобразования информации «ДЧВ-2500-ИМ-47», полученные в ходе проведения полунатурного эксперимента, при действии внешних возмущающих воздействий амплитудой свыше 3 Вольт. Процентное соотношение шумов к полезному сигналу (ОСШ) составляет:

$$S_1 = \frac{3}{26,2} \approx 10\%, \text{ то есть система контроля на основе разработанного алгоритма}$$

диагностирования не допускает ошибок при действии до 10% внешних возмущающих воздействий (ВВВ) переменной частоты относительно полезного сигнала, с применением фильтра Калмана. В то время как процентное соотношение

шумов к полезному сигналу, без их компенсации, при которых алгоритм диагностирования ошибочно идентифицирует данные о работоспособном состоянии исследуемого канала преобразования информации, составляет: $S_2 = \frac{0,2}{26,2} \approx 1\%$, то есть система контроля допускает ошибки уже при воздействии от 1% ВВВ на полезный сигнал. При проверке предельного уровня ВВВ, при котором система контроля не допускает ошибок, использовались данные, описывающие полностью работоспособное состояние, и на которые воздействовали только ВВВ.

В процессе применения фильтра Калмана в реальном времени отображается график исходного и отфильтрованного сигнала, чтобы можно было визуально оценить эффективность фильтрации. График процесса фильтрации входных информационных данных, полученных в ходе проведения эксперимента, представлен на рисунке 14.

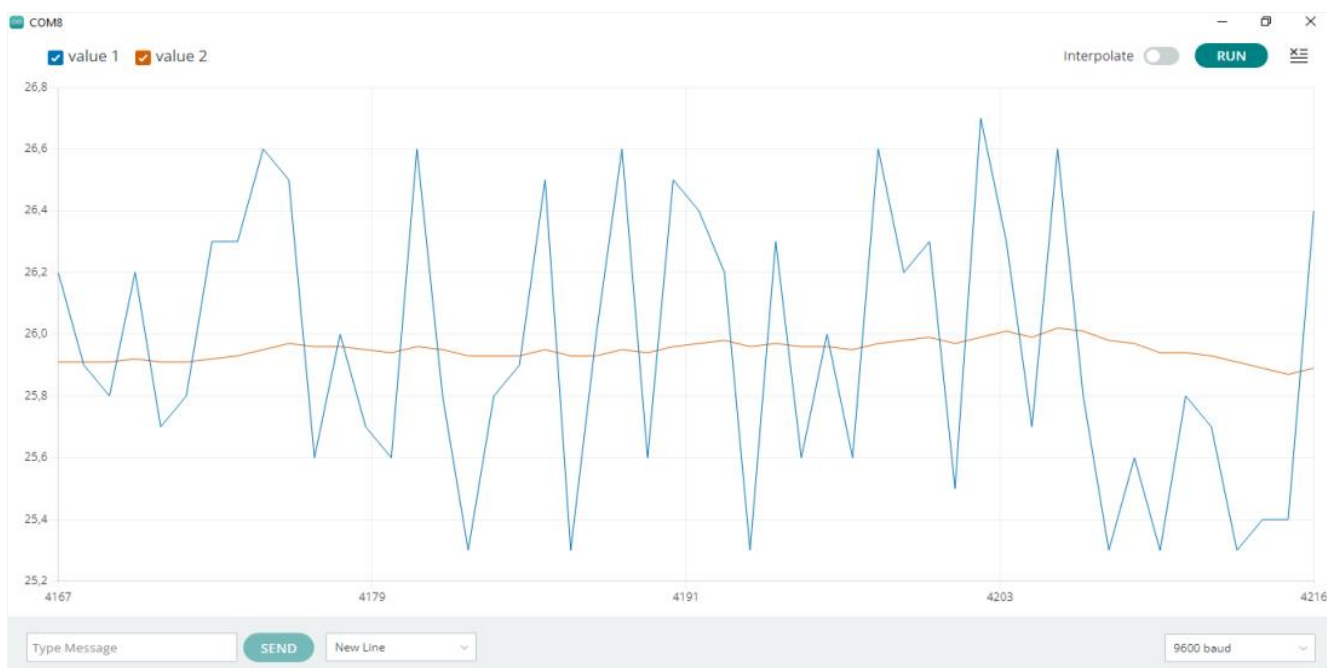


Рис. 14. Процесс фильтрации информационного сигнала

Анализ графика, представленного на рисунке 14, позволяет сделать вывод о результатах фильтрации информационных данных. Как видно из графика, фильтр Калмана позволяет практически полностью избавиться от искусственно введенного шума и компенсировать его обеспечивая работоспособность алгоритма с ОСШ до 10%.

На основе разработанного алгоритма диагностирования ИПЭ БО, на примере собранных информационных данных было разработано специальное программное обеспечение (СПО) с использованием языка программирования Python.

Результат работы СПО на тестовых данных, принадлежащих сформированному кластеру, представлен на рисунке 15. Как видно из рисунка 15, данные, принадлежащие кластеру, который описывает работоспособное состояние канала преобразования информации «ДЧВ-2500 – ИМ-47», помечаются зеленым цветом. Также, для данных, которые разработанным алгоритмом определяются не принадлежащими кластеру работоспособного состояния, в реальном времени выводится результат в виде информационных сообщений, представленных на нижней части рисунка 15.

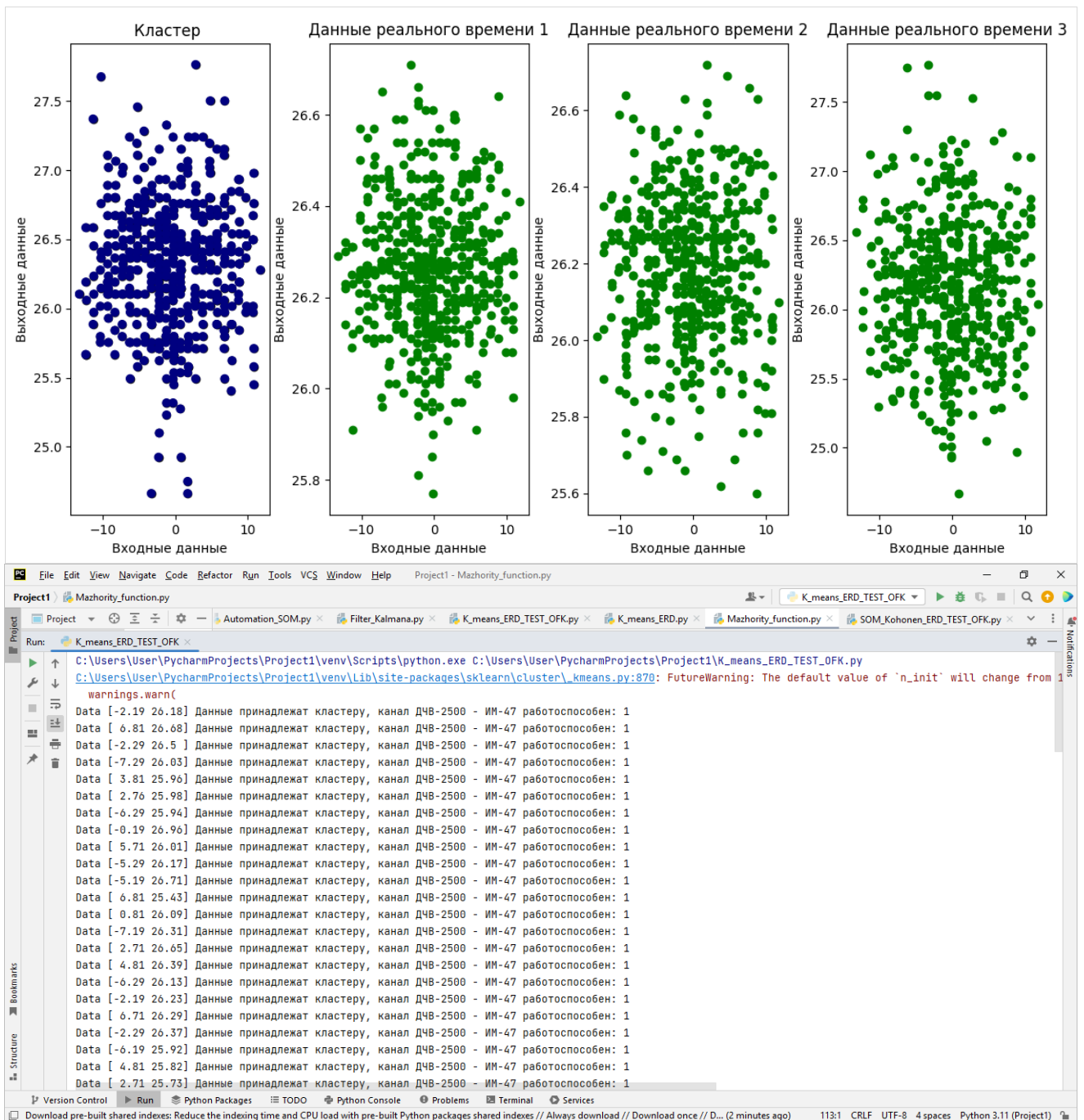


Рис. 15. Вывод СПО результата контроля при проверке данных в реальном времени, соответствующих работоспособному состоянию ИПЭ («1»)

Результат работы СПО на тестовых данных, полученных в реальном времени при проведении полунатурного эксперимента, а также отличных от эталонных

данных (выходной сигнал целенаправленно уменьшен программно), представлен на рисунке 16.

Как видно из верхней части рисунка 16, данные, не принадлежащие кластеру, который описывает работоспособное состояние канала преобразования информации «ДЧВ-2500 – ИМ-47», помечаются красным цветом. Также, для данных, которые разработанным алгоритмом определяются не принадлежащими кластеру работоспособного состояния, в реальном времени выводится результат в виде информационных сообщений, представленных на нижней части рисунка 16. Данным, не принадлежащим сформированному кластеру работоспособного состояния канала преобразования информации «ДЧВ-2500 – ИМ-47», присваиваются значения «0».

Результат вывода сообщений, представленных на нижней части рисунка 16, является следствием применения мажоритарного принципа формирования на выходе сигнала о результатах контроля для данного канала по методу «два из трех». В данном случае все три алгоритма, определили тестовые данные как не принадлежащие кластеру работоспособного состояния, с присваиванием значения «0» каждой паре измеренных значений параметров.

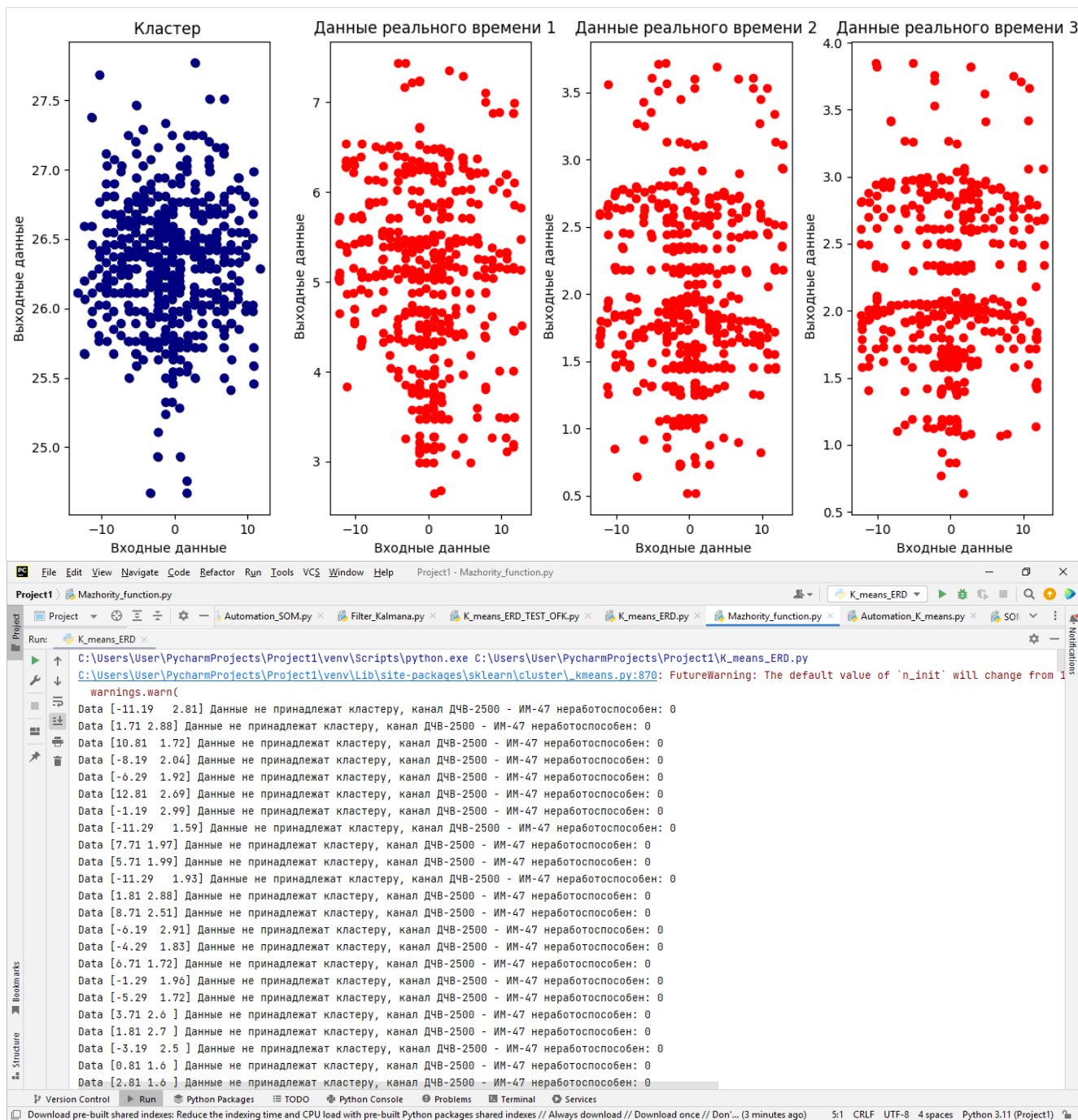


Рис. 16. Вывод СПО результата контроля при проверке данных в реальном времени, соответствующих неработоспособному состоянию ИПЭ («0»)

В ходе испытаний ошибки алгоритмов начали проявляться при действии 10% ВВВ относительно полезного сигнала. Из 10 проведенных опытов наложенные ВВВ сказались на достоверности определения 15% данных, подлежащих контролю,

которые по отдельности определялись алгоритмами ошибочно, но, в свою очередь, ансамблирование модифицированных алгоритмов, мажоритарный принцип формирования результата контроля по методу «два из трех», а также применение модифицированного фильтра Калмана с автоматическим определением оптимальных параметров фильтрации, позволило сохранить достоверность результатов контроля.

Применение разработанного алгоритма диагностирования ИПЭ БО на основе машинного обучения позволит сократить время восстановления отказавших ИПЭ за счет минимизации времени поиска места отказа в системах, которые контролируются в соответствии с [2], и выполняют свои функции через МКИО. Это позволит повысить основные показатели надежности ДС – коэффициент готовности $K_{Г}$. Коэффициент готовности ВС имеет вид [13]:

$$K_{Г} = \frac{T_0}{T_0 + T_{В}}, \quad (2)$$

где T_0 – средняя наработка изделия на отказ, $T_{В}$ – среднее время восстановления изделия.

Среднее время восстановления изделия включает в себя следующую сумму компонентов:

$$T_{В} = t_{ПО} + t_{ТР} + t_{РКП} + t_{КТС}, \quad (3)$$

где $t_{\text{ПО}}$ – время поиска места и причин отказа, $t_{\text{ТР}}$ – время текущего ремонта, $t_{\text{РКП}}$ – время послеремонтного регулирования и контроля отдельных параметров аппаратуры, $t_{\text{КТС}}$ – время контроля технического состояния изделия в целом.

Анализ нормативно-технической документации, а также опыт эксплуатации воздушных судов военного назначения специалистами инженерно-авиационной службы (ИАС), позволил определить, что время восстановления отказавшего ИПЭ, на примере блока электронного регулятора двигателя ЭРД-3ВМ серии 2, составляет не менее 10 календарных дней (демонтаж отказавшего блока с воздушного судна, подготовка сопроводительной документации, отправка блока на завод-изготовитель, или авиаремонтное предприятие, его ремонт, а также поставка обратно в эксплуатирующую организацию). В то время как внутренняя структура блока ЭРД-3ВМ серии 2 подразумевает модульную конструкцию (каждому контуру управления соответствует отдельный модуль), и при применении разработанного алгоритма диагностирования, а также наличия подменного фонда, время восстановления работоспособности изделия специалистами ИАС составит 3-5 часов. Следовательно, минимизация времени восстановления отказавших изделий ВС позволит повысить коэффициент готовности K_{Γ} . Средняя наработка на отказ блока электронного регулятора двигателя ЭРД-3ВМ серии 2 составляет 1400 часов. Коэффициент готовности при существующей системе восстановления бортового оборудования ВС будет равен:

$$K_{\Gamma} = \frac{1400}{1400 + 240} \approx 0,85. \quad (4)$$

Коэффициент готовности при применении разработанного модифицированного алгоритма диагностирования ИПЭ БО будет равен:

$$K_{\Gamma} = \frac{1400}{1400 + 5} \approx 0,99. \quad (5)$$

Следовательно, применение разработанного модифицированного алгоритма диагностирования ИПЭ БО ВС позволит повысить коэффициент готовности ВС на 13-14% относительно существующей системы восстановления работоспособного состояния ИПЭ БО ВС.

Таким образом, разработан алгоритм диагностирования информационно-преобразующих элементов бортового оборудования ВС на основе машинного обучения, который основан на физическом принципе сбора, обработки и использования адресных информационных данных, участвующих в информационном обмене через МКИО, отличается от известных модификацией в части автоматического определения параметров обучения, комплексированием (ансамблированием) трех разнотипных методов машинного обучения, применением алгоритма фильтрации на основе фильтра Калмана, а также мажоритарным принципом формирования результатов контроля. Позволяет автоматизировать процесс создания диагностических моделей бортового оборудования ВС на основе машинного обучения.

Отличительными особенностями разработанного алгоритма диагностирования на основе машинного обучения являются:

– наличие единой унифицированной методической и алгоритмической основы построения и применения соответствующих диагностических моделей ИПЭ любой сложности для определения технического состояния всего КБО, выполняющего свои функции через МКИО, в реальном времени [18];

– при сборе информационных данных, полученных через МКИО от ОУ, учитываются возможные влияния внешних возмущающих воздействий, а также собственные шумы датчиков. С целью компенсации возмущающих воздействий, а также недопущения неправильной оценки технического состояния ИПЭ модулем диагностики, был применен модифицированный фильтр Калмана, качество применения которого доказано в ходе проведенного эксперимента;

– возможность охвата контролем всего КБО ВС, выполняющего свои функции через МКИО: до тридцати одного ОУ, каждый из которых является отдельной системой ВС, и может включать до тридцати двух подадресов ОУ (блоков, модулей, субмодулей, а также каналов преобразования (обработки) информации);

– процесс формирования кластеров, характеризующих работоспособное состояние каждого ИПЭ БО ВС, является полностью автоматическим и не предусматривает наличие оператора (человека): при решении задач формирования кластеров, применяется метод кластеризации, который предполагает применение стратегии «обучение без учителя» [8, 16];

– разработанный алгоритм диагностирования сочетает в себе комплексирование трех методов машинного обучения, а также мажоритарный принцип формирования на выходе сигнала о результатах контроля каждого канала ИПЭ БО по мажоритарному принципу «два из трех», с целью повышения

достоверности результата диагностирования, а также с целью недопущения возникновения ошибок первого и второго рода [19, 20].

Заключение

В работе был проведен анализ существующих методов и средств контроля, применяемых на борту современных ВС. Выявлена причина низкой глубины поиска места отказа – сложность формализации диагностических моделей, что отрицательно влияет на эффективность технической эксплуатации. Обоснована возможность и необходимость увеличения глубины поиска места отказа с применением методов машинного обучения, которые позволят автоматически создавать трудноформализуемые диагностические модели, повысив при этом коэффициент готовности ВС.

Разработан модифицированный алгоритм диагностирования информационно-преобразующих элементов бортового оборудования на основе машинного обучения через взаимодействие с мультиплексным каналом информационного обмена. Также в работе рассмотрена проблема влияния на результат диагностирования внешних возмущающих воздействий, и с целью их компенсации был применен фильтр Калмана с автоматическим определением параметров фильтрации для каждого ИПЭ, эффективность которого доказана в ходе проведения эксперимента.

Разработанный алгоритм сочетает в себе комплексирование (ансамблирование) трех методов машинного обучения, а также мажоритарный принцип формирования на выходе сигнала о результатах контроля каждого ИПЭ БО. При этом применение алгоритма позволит повысить коэффициент готовности

ВС на 13-14% за счет минимизации времени восстановления ВС при отказах и неисправностях, и, как следствие – позволит повысить коэффициент готовности ВС.

Список источников

1. Уатт Дж., Борхани Р., Катсаггелос А. Машинное обучение: основы, алгоритмы и практика применения: Пер. с англ. - СПб.: БХВ-Петербург, 2022. - 640 с.
2. Интерфейс магистральной последовательной системы электронных модулей. Тестирование серийных образцов интерфейсных модулей, функционирующих в режиме оконечного устройства. Общие требования к методам контроля. ГОСТ Р 52075-2003. – М.: Стандартинформ, 2003. - 25 с.
3. Кольцов Ю.В., Добычина Е.М. Авионика истребителя пятого поколения Су-57 // Успехи современной радиоэлектроники. 2019. № 8. С. 29-45. DOI: [10.18127/j20700784-201908-03](https://doi.org/10.18127/j20700784-201908-03)
4. Зеленцов А.В., Налетов Е.В., Чемоданов М.А. Многофункциональный авиационный комплекс 5-го поколения Су-57. История создания, перспективы развития // Военный научно-практический вестник. 2023. № 1 (17). С. 46-52.
5. Кольцов, Ю.В. Добычина Е.М. Авионика истребителя пятого поколения Су-57. Часть 2. // Успехи современной радиоэлектроники. 2020. № 3. С. 47-54. DOI: [10.18127/j20700784-202003-06](https://doi.org/10.18127/j20700784-202003-06)
6. Мирошников И.И., Коновальцев Э.В., Хлонь Е.П. Электронное учебное пособие «Авиационное оборудование самолета Су-30СМ» // Межвузовский сборник научных трудов: Том 24. Краснодар: Краснодарское высшее военное авиационное училище летчиков имени Героя Советского Союза А.К. Серова. 2020. С. 143-148.

7. Интерфейс магистральный последовательный системы электронных модулей. ГОСТ Р 52070-2003. – М.: Стандартинформ, 2003. – 28 с.
8. Букирёв А.С., Савченко А.Ю., Яцечко М.И. Функциональная модель диагностирования информационно-преобразующих элементов бортового оборудования воздушных судов на основе машинного обучения // Вестник Военно-воздушной Академии. 2023. № 1 (51). С. 237-244.
9. Мозгалеvский А.В., Калявин В.П., Костанди Г.Г. Диагностирование электронных систем. – Л.: Судостроение, 1984. – 224 с.
10. Техническая диагностика. Категории контролепригодности объектов диагностирования. ГОСТ 24029-80. – М.: Издательство стандартов, 1980. – 11 с.
11. Козирацкий Ю.Л. Мещеряков Д.В., Панов С.А., Калинин В.С. Методические основы анализа и оформления научных результатов военных исследований. – Воронеж: ВУНЦ ВВС «ВВА», 2021. – 459 с.
12. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / пер. с англ.– М.: ДМК Пресс, 2015. – 400 с.
13. Травин А.А., Калашников Е.А., Бакрадзе Л.Г. Совершенствование диагностики механизмов машин с использованием методов неразрушающего контроля // Труды МАИ. 2022. № 127. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=170352>. DOI: [10.34759/trd-2022-127-23](https://doi.org/10.34759/trd-2022-127-23)
14. Соколов Д.Ю. Применение искусственной нейронной сети для решения задач прогнозирования движения наземных объектов // Труды МАИ. 2022. № 123. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=165563>. DOI: [10.34759/trd-2022-123-17](https://doi.org/10.34759/trd-2022-123-17)

15. Железняков А.О., Сидорчук В.П., Подрезов С.Н. Имитационная модель системы технического обслуживания и ремонта радиоэлектронного оборудования // Труды МАИ. 2022. № 123. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=165538>. DOI: [10.34759/trd-2022-123-26](https://doi.org/10.34759/trd-2022-123-26)
16. Внешние воздействия. Данные о воздействии на электротехническое оборудование вибрации и ударов. Оборудование, транспортируемое реактивным самолетом с неизменяемой геометрией крыла. ГОСТ Р 57211-2016. – М.: Стандартиформ, 2016. – 35 с.
17. Букирёв А.С. Модель обработки сигналов информационно-преобразующих элементов в условиях внешних возмущающих воздействий с применением фильтра Калмана. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023611857 РФ, 25.01.2023.
18. Букирёв А.С., Ипполитов С.В., Крячков В.Н., Савченко А.Ю. Способ диагностирования информационно-преобразующих элементов бортового оборудования воздушного судна на основе машинного обучения. Патент № 2802976 С1 РФ. МПК G06N 3/02, 05.09.2023.
19. Букирёв А.С. Программа автоматического определения значений оптимальных параметров обучения DBSCAN. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023669752 РФ, 20.09.2023.
20. Букирёв А.С. Программа диагностирования комплекса бортового оборудования воздушных судов на основе машинного обучения. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023661942 РФ, 05.06.2023.

References

1. Uatt Dzh., Borkhani R., Katsaggelos A. *Mashinnoe obuchenie: osnovy, algoritmy i praktika primeneniya* (Machine learning: fundamentals, algorithms and application practice), Saint Petersburg, BKhV-Peterburg, 2022, 640 p.
2. *Interfeis magistral'nyi posledovatel'nyi sistemy elektronnykh modulei. Testirovanie seriinykh obraztsov interfeisnykh modulei, funktsioniruyushchikh v rezhime okonechnogo ustroistva. GOST R 52075-2003.* (Main serial interface of the electronic module system. Testing of serial samples of interface modules operating in terminal device mode. State Standard 52075-2003), Moscow, Standartinform, 2003, 25 p.
3. Kol'tsov Yu.V., Dobychina E.M. *Uspekhi sovremennoi radioelektroniki*, 2019, no. 8, pp. 29-45. DOI: [10.18127/j20700784-201908-03](https://doi.org/10.18127/j20700784-201908-03)
4. Zelentsov A.V., Naletov E.V., Chemodanov M.A. *Voennyi nauchno-prakticheskii vestnik*, 2023, no. 1 (17), pp. 46-52.
5. Kol'tsov, Yu.V. Dobychina E.M. *Uspekhi sovremennoi radioelektroniki*, 2020, no. 3, pp. 47-54. DOI: [10.18127/j20700784-202003-06](https://doi.org/10.18127/j20700784-202003-06)
6. Miroshnikov I.I., Konoval'tsev E.V., Khlon' E.P. Elektronnoe uchebnoe posobie «Aviatsionnoe oborudovanie samoleta Su-30SM» // *Mezhvuzovskii sbornik nauchnykh trudov Tom 24.*: (Electronic textbook «Aviation equipment of the Su-30SM aircraft». Vol. 24), Krasnodar, Krasnodarskoe vysshee voennoe aviatsionnoe uchilishche letchikov imeni Geroya Sovetskogo Soyuz A.K. Serova, 2020, pp. 143-148.
7. *Interfeis magistral'nyi posledovatel'nyi sistemy elektronnykh modulei, GOST R 52070-2003* (Main serial interface of the system of electronic modules, State Standard R 52070-2003), Moscow, Standarty, 2003.

8. Bukirev A.S., Savchenko A.Yu., Yatsechko M.I. *Vestnik Voенno-vozdushnoi Akademii*, 2023, no. 1 (51), pp. 237-244.
9. Mozgalevskii A.V., Kalyavin V.P., Kostandi G.G. *Diagnostirovanie elektronnykh sistem* (Diagnosis of electronic systems), Leningrad, Sudostroenie, 1984, 224 p.
10. *Tekhnicheskaya diagnostika. Kategorii kontroleprigodnosti ob"ektov diagnostirovaniya. GOST 24029-80* (Technical diagnostics. Categories of testability of diagnostic objects State Standard 24029-80), Moscow, Izdatel'stvo standartov, 1980, 11 p.
11. Koziratskii Yu.L. Meshcheryakov D.V., Panov S.A., Kalinin V.S. *Metodicheskie osnovy analiza i oformleniya nauchnykh rezul'tatov voennykh issledovaniy* (Methodological foundations for the analysis and presentation of scientific results of military research), Voronezh: VUNTs VVS «VVA», 2021, 459 p.
12. Flakh P. *Mashinnoe obuchenie. Nauka i iskusstvo postroeniya algoritmov, kotorye izvlekayut znaniya iz dannykh* (Machine learning. The science and art of building algorithms that extract knowledge from data), Moscow, DMK Press, 2015, 400 p.
13. Travin A.A., Kalashnikov E.A., Bakradze L.G. *Trudy MAI*, 2022, no. 127. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=170352>. DOI: [10.34759/trd-2022-127-23](https://doi.org/10.34759/trd-2022-127-23)
14. Sokolov D.Yu. *Trudy MAI*, 2022, no. 123. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=165563>. DOI: [10.34759/trd-2022-123-17](https://doi.org/10.34759/trd-2022-123-17)
15. Zheleznyakov A.O., Sidorchuk V.P., Podrezov S.N. *Trudy MAI*, 2022, no. 123. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=165538>. DOI: [10.34759/trd-2022-123-26](https://doi.org/10.34759/trd-2022-123-26)
16. *Vneshnie vozdeistviya. Dannye o vozdeistvii na elektrotekhnicheskoe oborudovanie vibratsii i udarov. Oborudovanie, transportiruemoe reaktivnym samoletom s neizmenyaemoi geometriiei kryla. GOST R 57211-2016*. (External influences. Data on the

effects of vibration and shock on electrical equipment. Equipment transported by a jet aircraft with fixed wing geometry. State Standard R 57211-2016), Moscow, Standartinform, 2016, 35 p.

17. Bukirev A.S. *Svidetel'stvo o gosudarstvennoi registratsii programmy dlya EVM № 2023611857 RF*, 25.01.2023.

18. Bukirev A.S., Ippolitov S.V., Kryachkov V.N., Savchenko A.Yu. *Patent № 2802976 C1 RF. MPK G06N 3/02*, 05.09.2023.

19. Bukirev A.S. *Svidetel'stvo o gosudarstvennoi registratsii programmy dlya EVM № 2023669752 RF*, 20.09.2023.

20. Bukirev A.S. *Svidetel'stvo o gosudarstvennoi registratsii programmy dlya EVM № 2023661942 RF*, 05.06.2023.

Статья поступила в редакцию 02.12.2023

Одобрена после рецензирования 05.12.2023

Принята к публикации 25.12.2023

The article was submitted on 02.12.2023; approved after reviewing on 05.12.2023; accepted for publication on 25.12.2023