

Научная статья
УДК 681.518
DOI: [10.34759/trd-2023-128-20](https://doi.org/10.34759/trd-2023-128-20)

ПРИМЕНЕНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ ИНФОРМАЦИОННО-ПРЕОБРАЗУЮЩИХ АВИАЦИОННЫХ СИСТЕМ ИНТЕГРИРОВАННОЙ АВИОНИКИ ПРИ ВНЕШНИХ ВОЗМУЩАЮЩИХ ВОЗДЕЙСТВИЯХ

Александр Сергеевич Букирёв^{1□}, Андрей Юрьевич Савченко²,

Михаил Иванович Яцечко³,

^{1,2,3}Военный учебно-научный центр Военно-воздушных Сил «Военно-Воздушная Академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина»,

Воронеж, Россия

¹bukirev@inbox.ru✉

²savaau@mail.ru

³yatsechko@list.ru

Аннотация. Рассматривается проблема низкой глубины поиска места отказа современными бортовыми автоматизированными средствами контроля систем авиационной техники, отрицательно влияющая на интенсивность восстановления и боевую готовность. В работе исследуется модель интеллектуальной диагностической системы информационно-преобразующих авиационных систем интегрированной авионики, функционирующая при внешних возмущающих воздействиях, с оценкой качества адаптации искусственной нейронной сети к

предельным внешним возмущающим воздействиям, для решения задачи повышения эффективности технической диагностики по критерию минимизации времени диагностирования и повышения вероятности своевременного вылета воздушного судна на выполнение специальных задач. Обосновывается устойчивость функционирования модели интеллектуальной диагностической системы к внешним возмущающим воздействиям, путем моделирования вышеуказанного процесса в пакете Simulink среды программирования MATLAB. В работе изложены основные принципы подхода к построению интеллектуальной диагностической системы информационно-преобразующих авиационных систем комплексов бортового оборудования интегрированной модульной авионики, с использованием искусственных нейронных сетей. Решение задачи создания модели интеллектуальной диагностической системы позволит достичь цели, заключающейся в переходе к созданию новых принципов диагностирования, закладываемых в современные бортовые автоматизированные средства контроля.

Ключевые слова: интеллектуальная диагностическая система, искусственные нейронные сети, интегрированная модульная авионика, контроль

Для цитирования: Букирёв А.С., Савченко А.Ю., Яцечко М.И. Применение интеллектуальной диагностической системы информационно-преобразующих авиационных систем интегрированной авионики при внешних возмущающих воздействиях // Труды МАИ. 2023. № 128. DOI: [10.34759/trd-2023-128-20](https://doi.org/10.34759/trd-2023-128-20)

Original article

APPLICATION OF THE INTELLIGENT DIAGNOSTIC SYSTEM OF INFORMATION-CONVERTING AVIATION SYSTEMS OF INTEGRATED AVIONICS UNDER EXTERNAL DISTURBING INFLUENCES

Alexander S. Bukirev¹✉, Andrey Y. Savchenko², Mikhail I. Yatsechko³

^{1,2,3}MESC Air Force «Air Force Academy named after professor N.E. Zhukovskii and Yu.A. Gagarin»,

Voronezh, Russia

¹bukirev@inbox.ru✉

²savaau@mail.ru

³yatsechko@list.ru

Abstract. The problem of low depth of search for the place of failure by modern on-board automated control systems of aviation equipment, which negatively affects the intensity of recovery and combat readiness, is considered. The emerging need for operational diagnostics of the technical condition of information-converting aviation systems is a consequence of the increasing binding of a large number of systems to digital support and control, and the relegation of analog systems of modern avionics to the background. The need to diagnose the technical condition in real time, as well as the possibility of diagnosing systems on the ground, as well as during flights to perform special tasks, is an urgent problem, existing and proven practice, as well as data from enterprises that operate aviation equipment. The paper studies a model of an intelligent diagnostic system of information-converting aviation systems of integrated avionics, operating under external

disturbances, with an assessment of the quality of adaptation of an artificial neural network to limiting external disturbances, in order to solve the problem of improving the efficiency of technical diagnostics by the criterion of minimizing the time of diagnosis and increasing the probability of timely departure of an aircraft to perform special tasks. The stability of the functioning of the model of an intelligent diagnostic system to external disturbing influences is substantiated by simulating the above process in the Simulink package of the MATLAB programming environment. The paper outlines the basic principles of the approach to building an intelligent diagnostic system for information-converting aviation systems of integrated modular avionics on-board equipment using artificial neural networks. Solving the problem of creating a model of an intelligent diagnostic system will make it possible to achieve the goal of moving to the creation of new diagnostic principles incorporated into modern on-board automated control tools.

Keywords: intelligent diagnostic system, artificial neural networks, integrated modular avionics, control

For citation: Bukirev A.S., Savchenko A.Yu., Yatsechko M.I. Application of an intelligent diagnostic system for information-converting aviation systems of integrated avionics under external disturbing influences. *Trudy MAI*, 2023, no. 128. DOI: [10.34759/trd-2023-128-20](https://doi.org/10.34759/trd-2023-128-20)

Введение

На современном этапе развития и проектирования диагностических систем остро стоит проблема их унификации. Особенно актуальным является решение этой

проблемы в интересах управления информационной избыточностью комплексов бортового оборудования (КБО) воздушных судов (ВС), когда необходимо в минимально короткие сроки получить информацию о техническом состоянии (ТС) входящих в него измерительных устройств и систем. В основном, данная проблема является следствием существующих принципов построения систем диагностирования, в основе которых лежит применение строго определенных диагностических моделей для каждого класса объекта контроля (ОК). Их разработка и идентификация является, с одной стороны, трудоемкой интеллектуальной работой, а с другой – не позволяет строить диагностические системы инвариантные к принципиально различным ОК.

Возникшая необходимость оперативной диагностики технического состояния информационно-преобразующих авиационных систем является следствием все большей привязке большого количества систем к цифровому обеспечению и управлению, и уходу на второй план аналоговых систем современной авионики. Необходимость диагностики технического состояния в режиме реального масштаба времени (в процессе полета ВС), а также наличие возможности проведения диагностики при выявлении отказов таких систем на земле (например, в процессе выполнения оперативных видов подготовок и необходимости в кратчайшие сроки устранить выявленные отказы и неисправности (например, отказ автопилота, курсовой системы и т.д.)) при осуществлении полетов на выполнение специальных задач является актуальной проблемой, существующей и подтвержденной практикой, а также данными из предприятий, в ведении которых имеется авиационная техника.

В связи с вышеизложенным, актуальностью работы является необходимость достоверной и эффективной диагностики технического состояния авиационных систем по критерию минимизации времени диагностирования и повышения вероятности своевременного вылета на выполнение специальных задач.

Глубина поиска места отказа современными бортовыми автоматизированными системами контроля (БАСК) достигает конструктивно-съёмных единиц не для всех информационно-преобразующих элементов бортового оборудования, что в случае их отказа требует дополнительных контрольных операций и влечет увеличение времени восстановления авиационной техники, оказывающего существенное влияние на ее боевую готовность. С целью сокращения времени восстановления необходимо обеспечить автоматическое определение отказа в максимально большом количестве конструктивно-съёмных единиц элементов бортового оборудования.

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.

Для автоматического составления диагностических моделей любой сложности целесообразно использовать методы машинного обучения. Машинное обучение – класс методов искусственного интеллекта, характерной чертой которых является не прямое решение задачи, а обучение за счет применения решений множества

сходных задач, а также разработка алгоритмов и статистических моделей объектов контроля, которые формируются без явных инструкций по их описанию.

Таким образом, целью исследования является повышение боевой готовности авиационного комплекса в результате увеличения уровня его надежности, достигаемого сокращением среднего времени восстановления за счет применения методов машинного обучения для диагностирования информационно-преобразующих элементов бортового оборудования.

Проведенный анализ существующих методов и средств контроля, применяемых на борту современных воздушных судов (ВС), таких как самолет Су-57 (информационно-управляющая система (ИУС)) [1-3], самолет Су-30СМ (система «КИСС-2-10М-1») [4], вертолет Ка-52 (система «Экран-30-52») [5], вертолет Ми-28Н, в котором процесс контроля осуществляется посредством совместного функционирования бортовых цифровых вычислительных машин БЦВМ «Багет-53-15» и системы преобразования аналоговой и дискретной информации «СПАДИ» [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. При этом создание данных моделей является достаточно сложной интеллектуальной задачей и главное – не всегда имеющей решение, что является причиной низкой глубины поиска места отказа.

Целью работы является обоснование возможности повышения глубины поиска места отказа, и как следствие – повышение интенсивности восстановления

отказавшей авиационной техники с использованием бортовой унифицированной интеллектуальной диагностической системы (ИДС).

В работе [7] авторами предлагается решение вопроса одновременного повышения качества диагностики и уменьшения времени ее проведения информационно-преобразующих элементов КБО ВС на основе применения ИДС.

Принцип ее построения реализуется в интересах решения задачи автоматического построения модели диагностирования ОК за счет применения систем искусственного интеллекта. При этом, унифицированная ИДС оказывается инвариантной к любым классам ОК, имеющим выходные сигналы, формируемые на основе информационных входных воздействий [7]. Схема взаимодействия ОК и ИДС представлена на рис. 1.

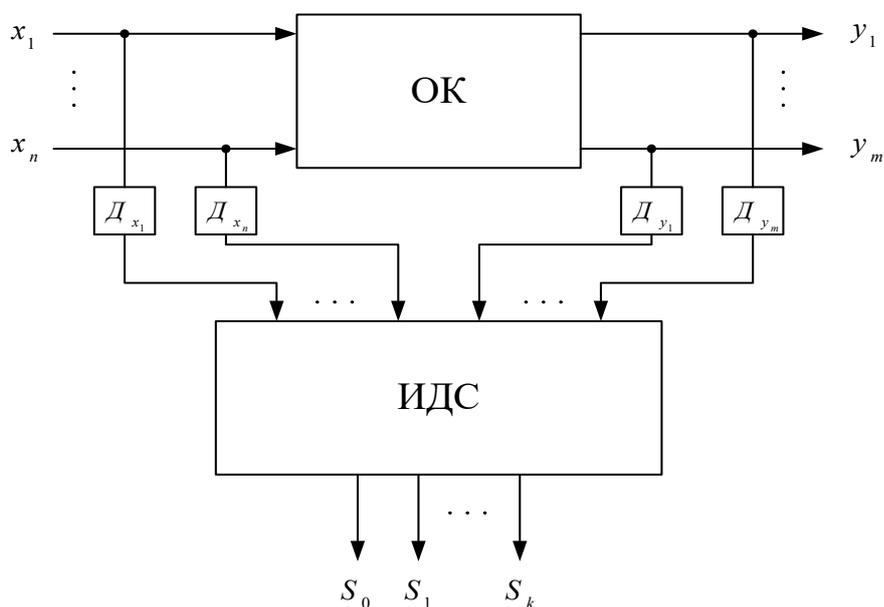


Рис. 1. Схема взаимодействия объекта контроля и интеллектуальной диагностической системы

На рис. 1: ОК – объект контроля; $D_{x_1} \dots D_{x_n}, D_{y_1} \dots D_{y_m}$ – датчики, преобразующие входные и выходные сигналы в цифровой формат; $x_1 \dots x_n$ – входные сигналы ОК; $y_1 \dots y_m$ – выходные сигналы ОК; ИДС – интеллектуальная диагностическая система; $S_0, S_1 \dots S_k$ – состояния системы.

Принцип построения ИДС должен обеспечивать:

1) обучение (формирование моделей работоспособного состояния ОК, функционирования ОК в предотказном состоянии, отказа и при необходимости других состояний);

2) запоминание (создание базы данных (знаний), включающих сформированные модели);

3) распознавание состояний, в том числе предотказного состояния и отказа (например, распознавание образа (состояния) как отнесение текущей информации (точка с координатами (x_i, y_i)) по классам: S_0 – работоспособное состояние ОК; S_1 – предотказное состояние ОК; S_2 – состояние отказа ОК) и выдачу информации о ТС ОК потребителю [8].

Задачи, решаемые ИДС:

1) построение функций $y_i^* = f(x_j)$, описывающих связь выходных и входных сигналов (аппроксимация функций);

2) определение границ допусков для $y_i^* = f(x_j)$ (допусков функциональных зависимостей), характеризующих переход в соответствующее состояние (например, предотказное состояние S_1 и состояние отказа S_2);

3) контроль нахождения текущих точек (x_i, y_i) в допусках функциональных зависимостей $y_i^* = f(x_j)$, определение ТС ОК и выдача результатов потребителю.

На рис. 2 представлены: функциональная зависимость $y = 2x$ выходного параметра (y) от входного воздействия (x) построенная методом аппроксимации функций; границы допусков $y = 2x \pm 1$ и $y = 2x \pm 2$ для функции $y = 2x$, ограничивающих области соответствующие определенным техническим состояниям ОК [8].

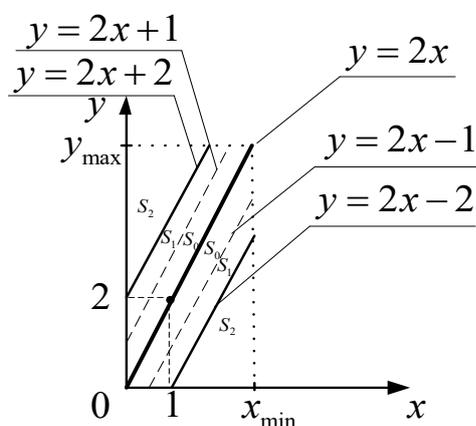


Рис. 2. Результат обучения ИДС на основе метода аппроксимации функций

Вторая и третья задачи могут быть решены на основе методов *классификации образов* или *кластеризации*. При этом основное отличие от метода аппроксимации функций заключается в том, что определение границ областей соответствующих состояний осуществляется не в форме функций, а в форме характерного распределения множества точек, образующего классы или кластеры.

Метод классификации образов основан на определении принадлежности входного образа, представленного вектором признаков, к одному или нескольким предварительно определенным классам [8]. Данный метод предусматривает способ обучение ИДС с учителем (определение классов (границ областей) осуществляется разработчиком ИДС – задача минимум) и без учителя (определение классов (границ областей) осуществляется автоматически самой ИДС – задача максимум).

Метод кластеризации подразумевает, что обучающее множество не имеет меток классов. Алгоритм кластеризации основан на подобии образов и помещает похожие образы в один кластер [8]. Данный метод предусматривает способ обучение ИДС без учителя, который иллюстрирует рис. 3.

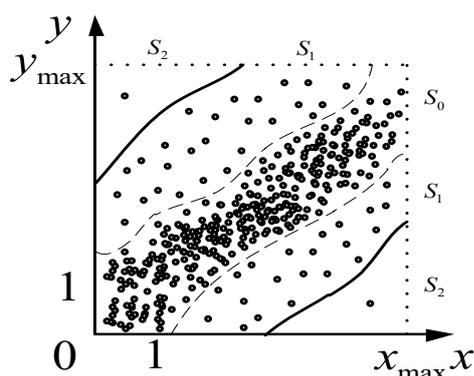


Рис. 3. Результат обучения ИДС на основе методов классификации образов

Важной особенностью применения ИДС является возможность диагностики ОК, функционирующего по назначению. ИДС имеет два основных режима: обучение и диагностика. Первые две задачи относятся к обучению, а третья – к диагностике.

Обучение ИДС может реализовываться двумя основными способами:

- 1) обучение с учителем (в процессе испытаний на надежность);
- 2) обучение без учителя (в процессе испытаний или применения по назначению).

Первый способ представляет собой автоматизированное формирование моделей функционирования ОК в различных состояниях. Первый этап – автоматическое построение ИДС функциональных зависимостей $y_i^* = f(x_j)$, $i = \overline{1, m}$, $j = \overline{1, n}$. Второй этап – ввод в ИДС, определенных на основе статистических данных видов и границ допусков функциональных зависимостей.

Данный способ целесообразно применять на этапе испытаний ОК на надежность, когда в результате длительных экспериментов набирается достаточно статистических данных для определения видов и границ вышеуказанных допусков, которые прописываются в соответствующей нормативно-технической и эксплуатационной документации, а также вводятся в ИДС.

Второй способ является полностью автоматическим и характеризует автономность ИДС относительно процесса формирования допуска функциональных зависимостей. В зависимости от особенностей ОК могут быть выделены различные совокупности его технических состояний $\{S_l\}, l = \overline{1, k}$. Если существует закономерность перехода ОК из работоспособного состояния S_0 в состояние отказа S_2 , то возможно установить допуск функциональной зависимости, определяющий предотказное состояние S_1 . В случае, когда отказ ОК возникает внезапно, и установить закономерность его наступления невозможно, то назначается граница

допуска функциональной зависимости, отделяющая работоспособное состояние S_0 от состояния отказа S_2 [9].

Режим диагностика обеспечивает:

- 1) непрерывное или дискретное компарирование текущих ($\hat{y}_j = f(x_j)$) и сформированных в процессе обучения ($y_i^* = f(x_i)$) соответствующих функциональных зависимостей, с учетом установленных допусков;
- 2) определение ТС ОК по результатам компарирования;
- 3) выдачу информации о ТС ОК потребителю [9].

Предлагается решать задачу диагностики информационно-преобразующих авиационных систем КБО в режиме реального времени за счет применения интеллектуальной диагностической системы, предварительно обучившейся (например, во время испытаний образцов АТ на заводе-изготовителе), и в дальнейшем являющейся эталоном для достоверной диагностики информационно-преобразующих устройств комплекса, а также хранящая инициализированные образы эталонного преобразования информационных сигналов каждым информационно-преобразующим модулем из состава КБО в собственном энергонезависимом постоянном запоминающем устройстве [10].

Предлагаемая ИДС будет представлять собой стандартный крейт (платформу) в виде отдельного многопроцессорного вычислительного модуля унифицированной и открытой архитектуры, в основе функционирования которого заложены алгоритмы обработки входной информации многослойными искусственными нейронными сетями, программное обеспечение функционирования которых

хранится в ПЗУ и используется по назначению в режиме реального времени при взаимодействии с диагностируемыми информационно-преобразующими модулями через МКИО комплекса. На рис. 4 представлена структурная схема аппаратно-программной части интеллектуальной диагностической системы информационно-преобразующих авиационных систем комплекса бортового оборудования ВС интегрированной авионики на основе ИНС.

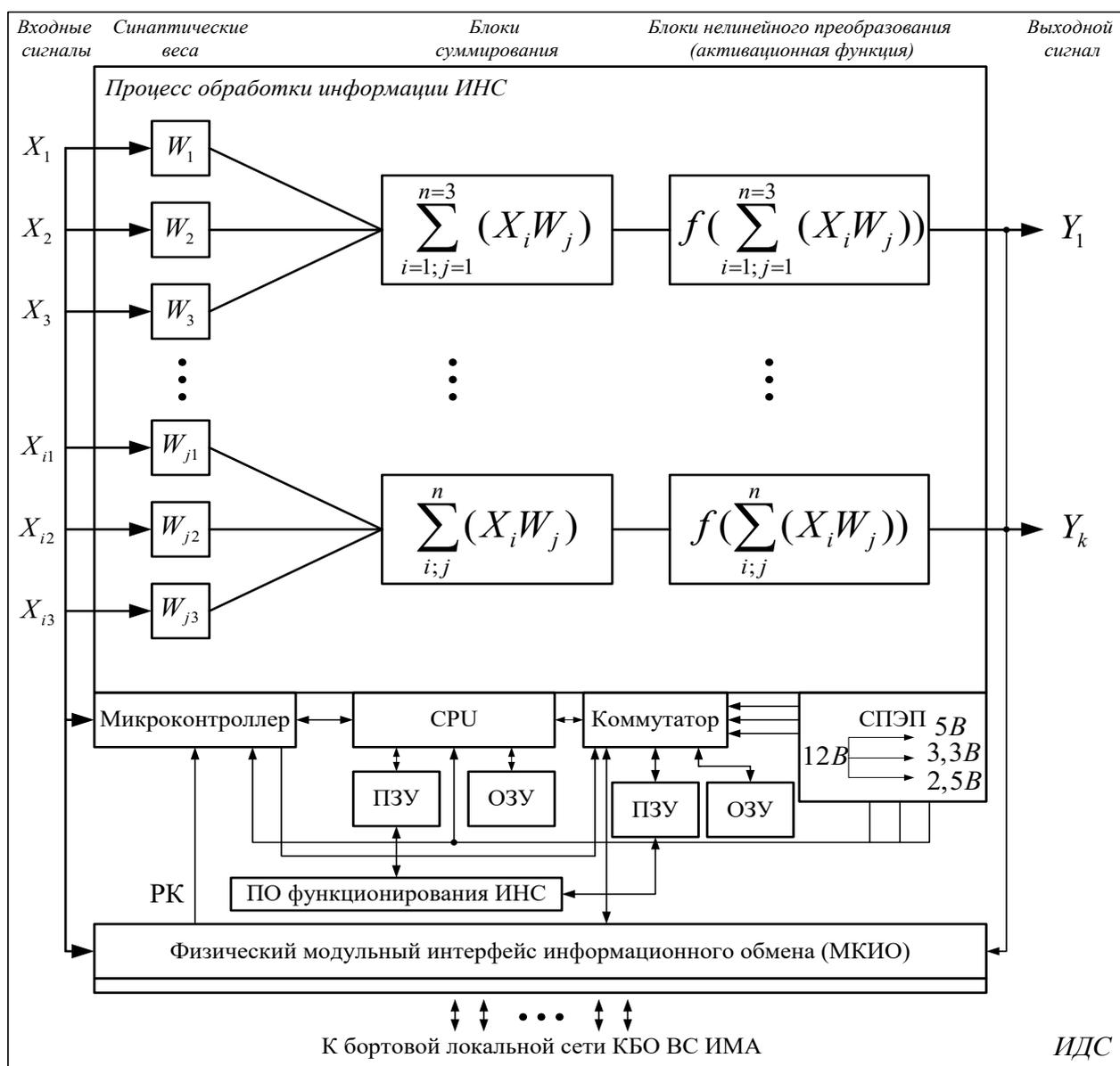


Рис. 4. Структурная схема построения ИДС информационно-преобразующих авиационных систем КБО на основе программного обеспечения ИНС

Принцип работы ИДС заключается в следующем: при подаче электропитания от системы преобразования электропитания, центральный процессор (CPU) выполняет инициализацию входящих в ее состав компонентов (микросхем программируемой логики, микроконтроллера). Начало процесса обучения системы осуществляется подачей разовой команды (РК) в микроконтроллер, и, согласно установленному протоколу информационного обмена между бортовой локальной сетью КБО и информационно-преобразующими авиационными системами, через МКИО и коммутатор в постоянном запоминающем устройстве формируется база файлов эталонных входных и выходных массивов данных при работе каждого конкретного информационно-преобразующего модуля комплекса с установленной адресацией ячеек ПЗУ. После инициализации центральный процессор (CPU) принимает из постоянного запоминающего устройства (ПЗУ) функциональное программное обеспечение ИНС, и по внутренней локальной сети и заносит его в свое внутреннее ОЗУ. При формировании базы данных эталонных обучающих массивов входов и выходов диагностируемого модуля входные и выходные сигналы, обработанные соответствующим алгоритмом ИДС через физический модульный интерфейс информационного обмена (МКИО) и коммутатор поадресно формирует в ячейках ПЗУ файлы алгоритм-программ преобразования информации каждым модулем, а также эталонные базы данных входных и выходных сигналов диагностируемых систем преобразования информации. После обучения ИДС используется как система активного мониторинга (диагностики) функционирования информационно-преобразующих авиационных систем КБО ВС.

Данная система будет представлять из себя стационарную систему мониторинга функциональных зависимостей входных данных каждой информационно-преобразующей системы ВС, входящей в состав КБО, от выходных, при априорно-неизвестной функции преобразования информационных сигналов в режиме реального времени. Следовательно, применяемая ИДС в комплексе с современными КБО ВС, унифицированной элементной базой, специализированным программным обеспечением (ИНС), позволит осуществлять непрерывный контроль преобразования информации каждого ОК, входящего в состав КБО, сравнивать результаты преобразования информационных сигналов в режиме реального времени с результатами обучения на каждый канал функционирования в процессе испытаний, являющимися эталонными, и хранящимися в ПЗУ, а также формировать на выходе сигналы приближения к предотказному состоянию или состоянию отказа каждого конкретного диагностируемого ОК в реальном масштабе времени.

Примером информационно-преобразующей авиационной системы КБО является система воздушных сигналов (СВС). СВС современных воздушных судов представляет собой программно-аппаратную систему, предназначенную для измерения, обработки и выдачи на индикацию экипажу ВС и в бортовые системы (потребителям) информации о высотно-скоростных параметрах полета, а также о температуре воздуха, углах атаки и скольжения. Предлагается рассмотреть возможность применения ИДС на примере модели барометрического контура обработки сигналов статического давления, пропорционального высоте полета ВС вычислителем воздушных сигналов (ВВС) системы СВС, в условиях возникновения

внешних возмущающих воздействий (повышение вибрации, порыв ветра, изменение температуры воздуха, электромагнитное и другие виды излучения). Итог функционирования данной модели эквивалентен процессу функционирования СВС – получение информации от приемников, преобразование ее в пропорциональные электрические сигналы первичным преобразователем (датчиком высоты), обработка вычислителем для получения цифрового кода и выдача потребителям (бортовым цифровым вычислительным системам (БЦВС), системам автоматического управления полетом ВС). Структурная схема взаимодействия ИДС и СВС представлена на рис. 5.

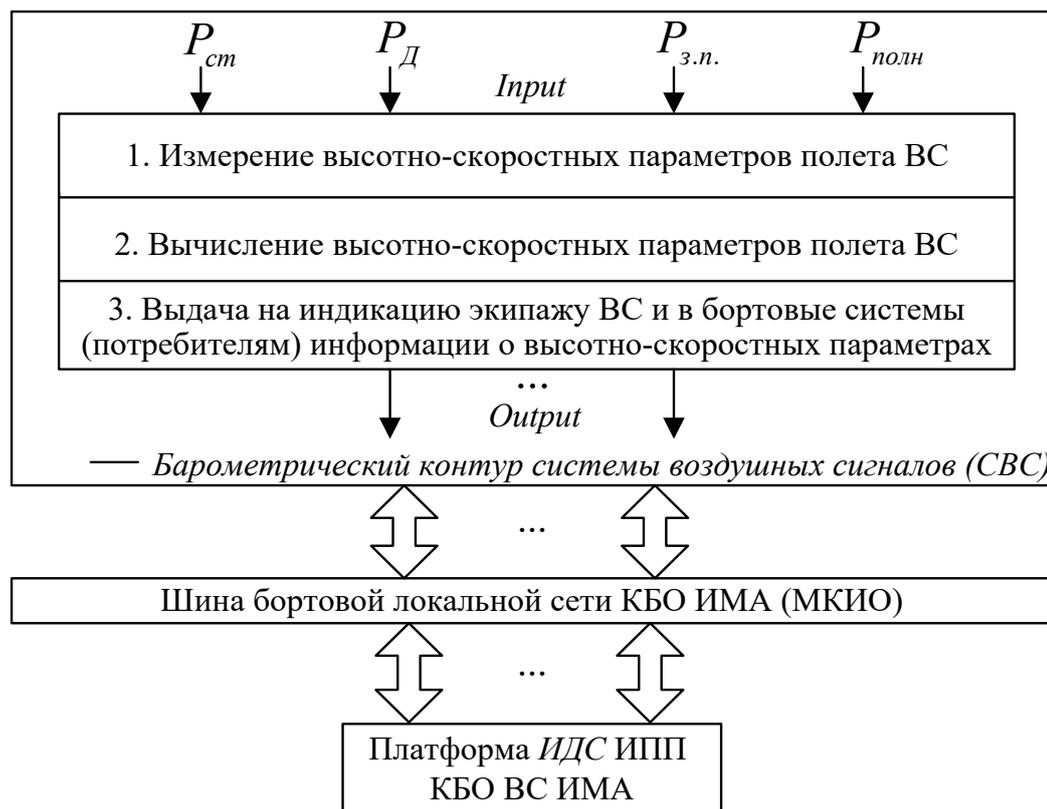


Рис. 5. Схема взаимодействия ИДС информационно-преобразующих авиационных систем КБО с СВС

На рис. 5 схематично представлен процесс взаимодействия ИДС через МКИО с СВС, входные сигналы которой представляют собой четыре типа давлений: статическое, динамическое, полное и давление заторможенного потока воздуха. Выходные сигналы СВС – цифровой код, пропорциональный значениям данных высот.

Внешнее возмущающее воздействие (Z_1, \dots, Z_k) – воздействие на систему, стремящееся нарушить (дестабилизировать) функциональную связь $y = f(x)$ между задающим входным воздействием (x_1, \dots, x_n) и выходным параметром (величиной) (y_1, \dots, y_m) системы. Процесс воздействия возмущения на систему представлен на рис. 6.

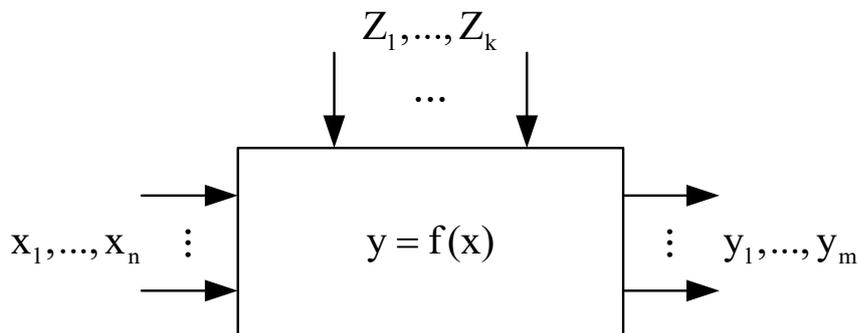


Рис. 6. Процесс внешнего возмущающего воздействия на систему

Рассмотрим модель, собранную в пакете Simulink среды объектно-ориентированного программирования MATLAB, реализующую процесс преобразования сигнала статической высоты полета ВС в цифровой код, представленную на рис. 7. Входные данные представленной на рис. 7 модели, интегрируются (посредством блока Simulink – «switch»), имеющего название «переключение на процесс тестирования (входные данные с возмущающим

воздействием)») со стохастическим сигналом внешнего возмущающего воздействия и будут использоваться как данные, которые не участвуют в процессе обучения, а будут предназначены для инициализации процесса тестирования ИДС и проверки способности ее адаптации к входным данным, не участвующим в обучающей выборке, но принадлежащим классу обучающих данных.

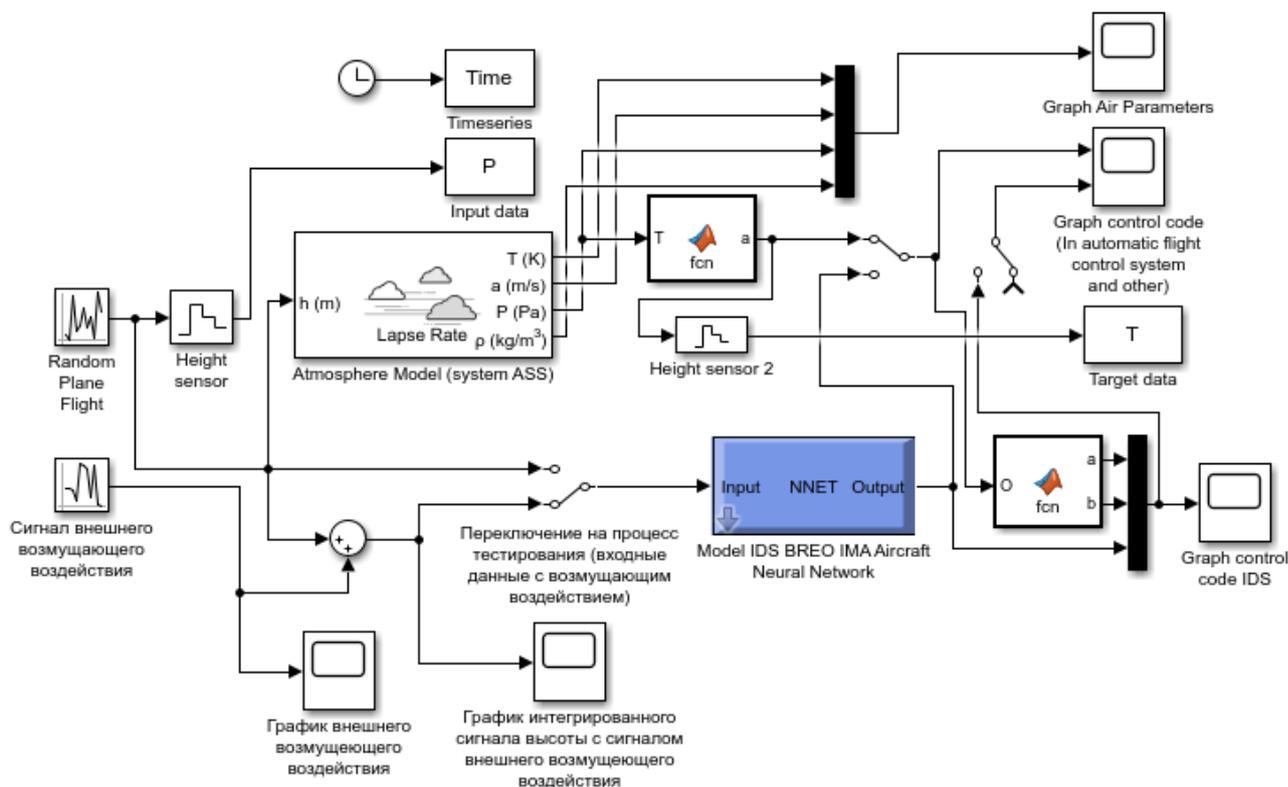


Рис. 7. Модель барометрического контура системы СВС с моделью ИДС

Для запуска процесса обучения модели ИДС, применяется автоматическая инициализация программного кода, представленного m-файлом, и предназначенного для создания ИНС, ее обучения на основе массивов, формируемых в процессе моделирования входных и выходных данных модели СВС, автоматического подбора синаптических весовых коэффициентов искусственной нейронной сети, входящей в состав ИДС. Осуществляется посредством запуска процесса моделирования всей

системы и предварительной загрузки последовательности m -команд в m -файл, и дальнейшей записи данного файла в окно Model Properties, StartFcn, «Load_data». Таким образом, при инициализации моделирования, производится автоматический старт кода с дальнейшим процессом адаптации и обучения ИНС стохастическому входному воздействию, представленному в виде сигнала, пропорционального статическому давлению (высоте полета ВС) и необходимому выходному воздействию (цифровой код) с построением двусторонних условных функциональных границ допусков, приближение к которым будет являться фактом наличия предотказного состояния, а выход за которые – состоянием отказа. Данный подход рассматривается как обучение ИДС без учителя на основе метода аппроксимации функций.

Создается двухслойная ИНС, в которой использует 1 вектор входа, имеющий допустимые границы значений [0 3000] (высота полета ВС), имеет 2 слоя с 500 нейронами в первом слое и одним нейроном во втором слое; используемые функции активации: *tansig* – в первом слое, *purelin* – во втором слое; используемая функция обучения – *trainlm* (алгоритм обучения Левенберга-Марквардта). M -функция *newff* не только создает архитектуру сети, но и инициализирует ее веса и смещения, подготавливая нейронную сеть к обучению [11]. Структура m -кода, используемого в модели ИДС:

```
>> P = P'; % Транспонирование массива входных данных
```

```
>> T = T'; % Транспонирование массива выходных данных
```

```
>> net = newff([0 3000], [500 1], {'tansig', 'purelin'}, 'trainlm');
```

```
>> net.trainParam.goal = 0.001; % Введение коэффициента параметра влияния
```

```
>> net.trainParam.epochs = 500; % Задание количества эпох (циклов) обучения
>> net = train (net, P, T); % Обучение ИНС
>> X = linspace (0, 3000); % Создание линейного массива (входных данных)
>> Y = sim (net, X); % Симуляция нейронной сети
>> genism (net); % Генерация графической программируемой структуры
>> sim (net, P); % Симуляция нейронной сети
>> grid on; % Нанесение координатной сетки
>> plot (P); % Построение графика входного массива данных
>> plot (T); % Построение графика выходного массива данных
```

При однократной симуляции модели СВС и модели ИДС, производится сбор обучающих эталонных входных и выходных данных (в виде числовых массивов) информационно-преобразующей модели системы СВС. Последующий процесс симуляции модели позволяет тестировать ИДС, на вход которой будет подан интегрированный эталонный сигнал с внешним возмущающим воздействием. График возмущающего воздействия на моделируемую СВС, представлен на рис. 8.

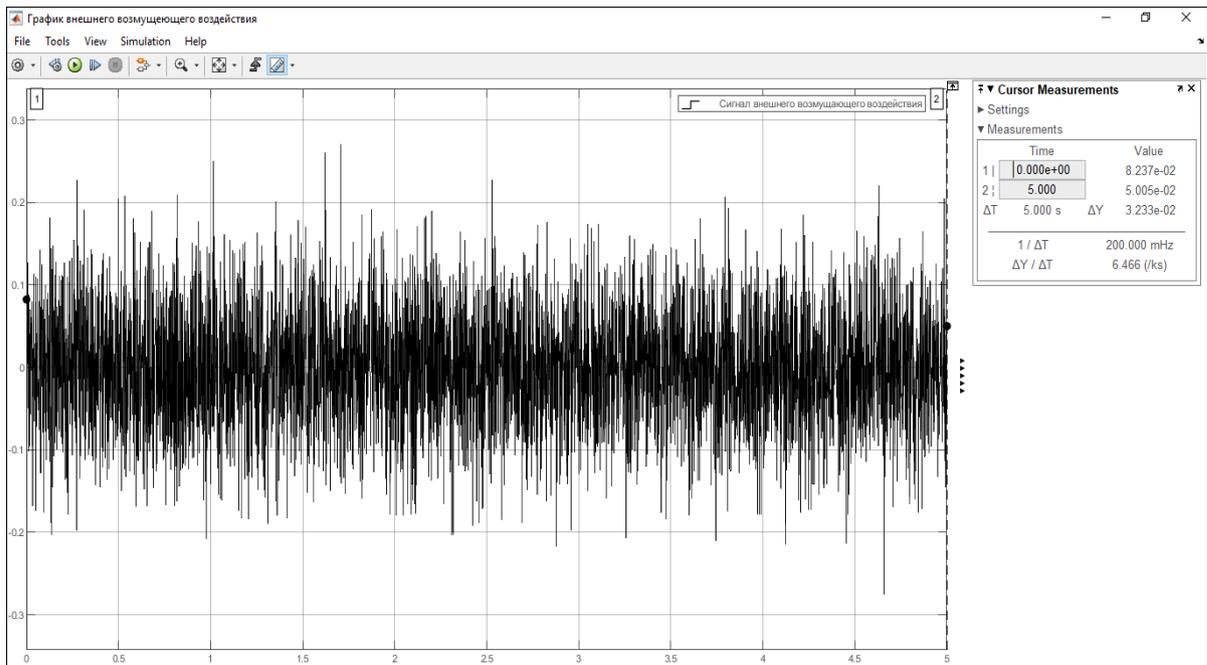


Рис. 8. График возмущающего воздействия на моделируемую СВС

Моделируемое внешнее возмущающее воздействие на рассматриваемую систему, является высокочастотным, малым по амплитуде ($\approx 0,28$ единиц) случайным сигналом, формируемым блоком Random Number, пакета Simulink. Посредством сумматора, представленного на схеме модели (рис. 7), внешнее возмущающее воздействие накладывается на сигнал, полученный от первичного преобразователя статического давления СВС, и является тестируемым воздействием, подаваемым на вход ИДС.

Симуляция собранной модели, позволяет убедиться в точности воспроизведения цифрового управляющего кода модели системы СВС моделью ИДС, а также в построении условных двухсторонних упреждающих допусков функциональной зависимости, представленных на рис. 9 [12].

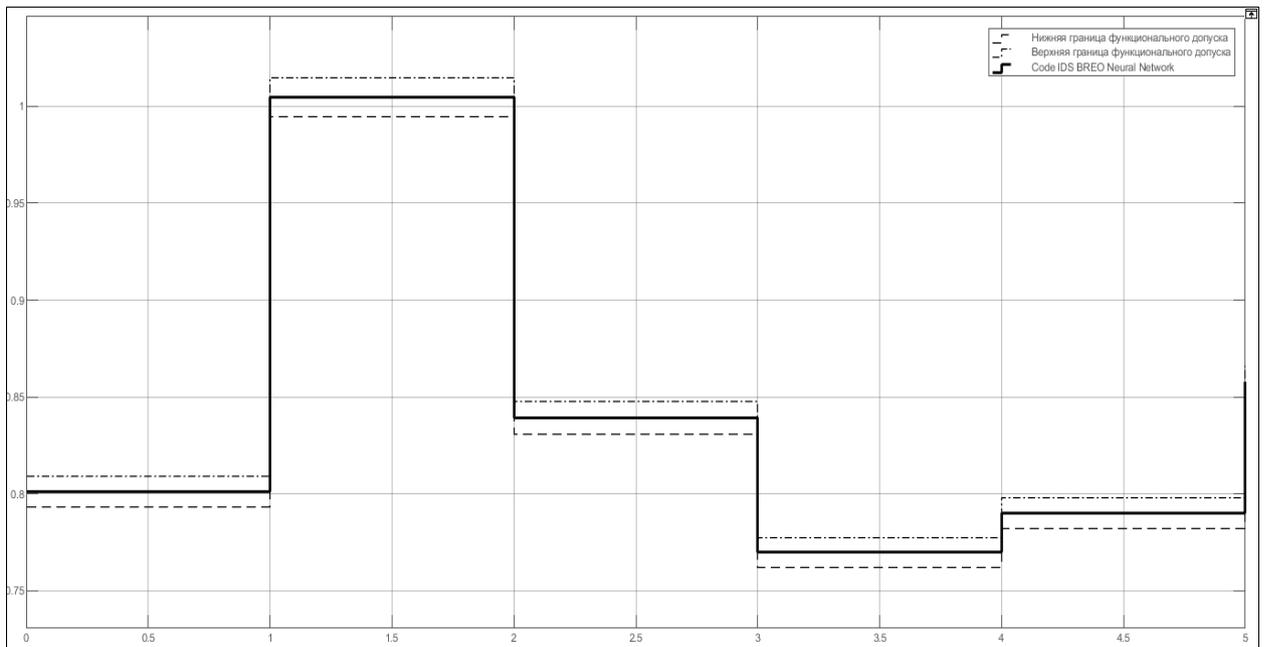


Рис. 9. График преобразования высоты полета ИДС без внешнего возмущающего воздействия с условными двусторонними границами функционального допуска

Повторная симуляция модели позволяет произвести графический анализ погрешности преобразования входного воздействия на ИДС на пяти интервалах моделирования, в условиях наложения внешнего возмущающего воздействия, представленного высокочастотным, малым по амплитуде случайным сигналом, формируемым блоком Random Number пакета Simulink, представленный рис. 4.

Вывод: ИДС полностью справляется с преобразованием входного сигнала статического давления в условный цифровой код модели системы СВС с построением условных двусторонних границ допусков функциональной зависимости как при отсутствии внешнего возмущающего воздействия, так и при его наличии (вибрации, температура, ЭМИ, порыв ветра (что влечет за собой скачкообразное изменение давления)). Для большей наглядности на рис. 10

представлен масштабированный график воспроизведения управляющего кода модели ИДС с внешним возмущающим воздействием.

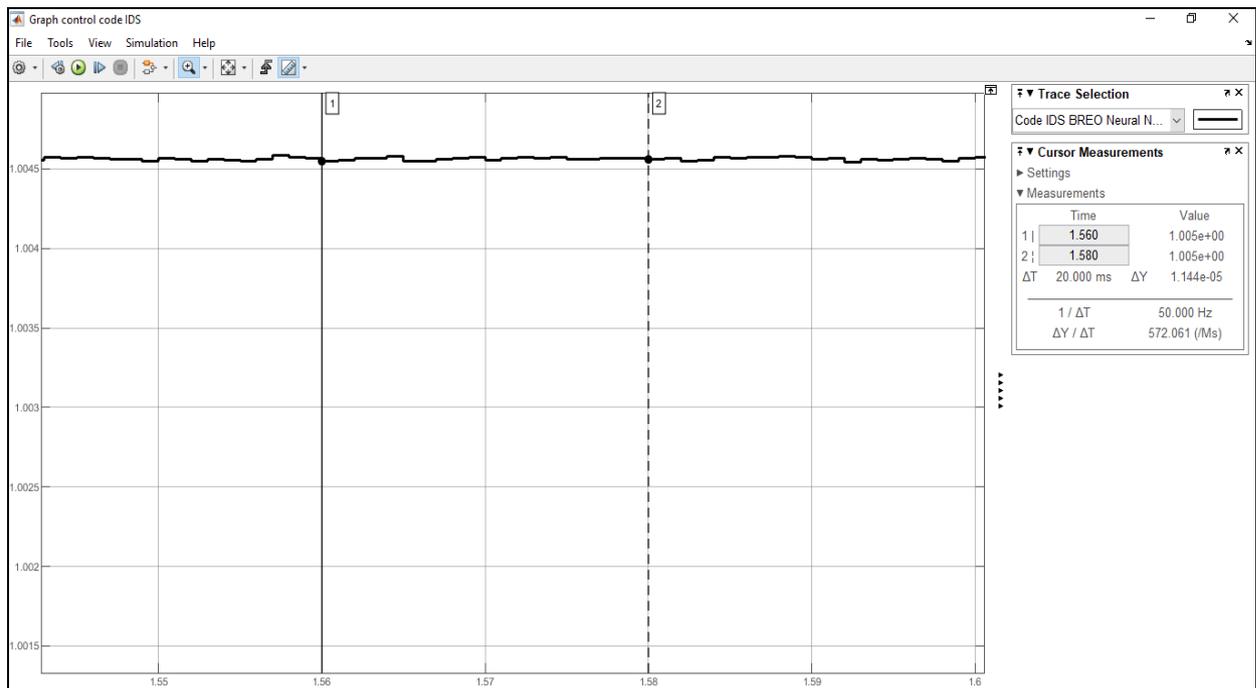


Рис. 10. Масштабированный график управляющего кода

Проведя анализ масштабируемого графика преобразования входного сигнала моделью ИДС с внешним возмущающим воздействием, можно сделать вывод, что ИНС, применяемая при обучении достаточно точно воспроизводит выходной сигнал и адаптируется к данным, не присутствующим в обучающей выборке, но принадлежащим классу обучающих данных, с относительно низкой погрешностью, имеющей порядок 10^{-5} единиц, которую встроенные инструменты контроля блока Scope пакета Simulink не позволяют зафиксировать, автоматически округляя до ближайшего значения. Колебательные значения выходного сигнала центрируются около значения 1,005 (как и при преобразовании эталонного входного сигнала без внешнего возмущающего воздействия моделью СВС), не выходя за пределы вышеуказанного порядка ошибки. Имеющийся размах значений на контролируемом

участке сигнала, согласно графика, представленного на рис. 6, составляет $1,144 \cdot 10^{-5}$ единиц.

Для численной оценки степени готовности ИНС, входящей в состав ИДС к адаптации преобразования входного сигнала модели системы СВС по стохастическому закону функциональной зависимости в выходной сигнал, в условиях внешнего возмущающего воздействия, предлагается ввести в рассмотрение определяющий параметр – коэффициент адаптации ИНС – K_A .

$$K_A = \left(1 - \frac{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВЫХ}}}{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВОЗМ}}} \right) \cdot 100\% = \left(1 - \frac{R_{\text{ВЫХ}}}{R_{\text{ВОЗМ}}} \right) \cdot 100\%, \quad (1.1)$$

где $(A_{\max}, A_{\min})_{\text{ВЫХ}}$ – максимальное и минимальное значение выходного сигнала соответственно; $(A_{\max}, A_{\min})_{\text{ВОЗМ}}$ – максимальное и минимальное значение входного возмущающего воздействия; $R_{\text{ВЫХ}}, R_{\text{ВОЗМ}}$ – размах (разница между максимальным и минимальным значением сигнала) выходного сигнала и входного возмущающего воздействия соответственно.

Согласно графика возмущающего воздействия на моделируемую СВС, представленного на рис. 8, а также масштабированного графика воспроизведения управляющего кода модели ИДС с внешним возмущающим воздействием, представленного на рис. 10, коэффициент адаптации будет равен:

$$K_A = \left(1 - \frac{R_{\text{ВЫХ}}}{R_{\text{ВОЗМ}}} \right) \cdot 100\% = \left(1 - \frac{0,00001144}{0,03233} \right) \cdot 100\% = 99,9646\%$$

Введенный параметр (1.1) представляет собой абсолютный процентный коэффициент адаптированности обученной ИНС эталонным значениям при

интеграции с возмущающим воздействием во время тестирования модели ИДС. Соответственно, чем меньше значение размаха $R_{\text{вых}}$ (по модулю), тем выше значение коэффициента K_A , и, тем самым ИНС, используемая в модели ИДС, может считаться более приспособленной к адаптации и перенастройке синаптических весовых коэффициентов скрытого слоя ИНС при ее тестировании в условиях внешних возмущающих воздействий. Таким образом, для достижения максимальной эффективности функционирования модели ИДС в условиях внешних возмущающих воздействий, по значению коэффициента K_A можно выбрать наиболее подходящую ИНС. Для нахождения архитектуры ИНС, наиболее подходящей для решения данного типа задач были рассмотрены распространенные четыре типа ИНС, применяющихся в MATLAB: feed forward (newff; искусственная нейронная сеть прямого распространения (ПР); с множеством слоев нейронов (в данной работе – 500). Данные сети иногда называют многослойным персептроном (multi-layer perceptron)); сеть Элмана с обратным распространением ошибки (newelm); линейная сеть (newlind); а также радиально-базисная сеть (newrb) [13-15].

Результаты тестирования четырех типов ИНС с результатами расчетов коэффициентов адаптации, а также погрешности преобразования входного сигнала с внешним возмущающим воздействием, представлены в таблице 1.

Таблица 1. Значения коэффициентов адаптации

Тип ИНС	Newff	newelm	newlind	newrb
Значение коэффициента K_A , %	99,9646	99,9523	97,5443	98,9877

Погрешность преобразования Δ , %	0,0354	0,0477	2,4557	1,0123
---	--------	--------	--------	--------

Проведя анализ таблицы 1, можно сделать вывод, что ИНС (newff), применяемая при обучении, имеет самое высокое значение коэффициента адаптации, и, соответственно, самую низкую погрешность, что свидетельствует о минимальном размахе выходного сигнала модели системы ИДС, относительно других ИНС.

Для оценки качества адаптации ИНС, входящей в состав ИДС к преобразованию входного сигнала модели системы СВС по стохастическому закону функциональной зависимости в выходной сигнал, в условиях предельных внешних возмущающих воздействий, предлагается ввести в рассмотрение определяющий параметр – коэффициент пропорциональности изменения размаха – ($K_{прм}$). Для анализа качества адаптации ИНС, в работе рассматривается временной участок от 1 до 2 секунд моделирования.

Коэффициент пропорциональности изменения размаха ($K_{прм}$) выходного сигнала модели СВС характеризует степень готовности к перестройке синаптических весовых коэффициентов ИНС, используемых в модели ИДС, а также скорость нарастания разброса выходного сигнала относительно его эталонного значения (без наличия внешнего возмущающего воздействия), при увеличении амплитуды внешнего возмущающего воздействия в 10, 50, 100, 500, 1000 и 3000 раз. Такое тестовое воздействие на ИНС позволяет оценить предельный уровень внешнего возмущающего воздействия, при котором модель ИДС будет адекватно

функционировать в рамках нахождения выходного диагностируемого сигнала в допусках, оговоренных технической документацией на каждую конкретную авиационную систему (например, $\pm 0,5\%$), а также в условиях выполнения принципа формирования и назначения двусторонних упреждающих допусков функциональных зависимостей информационно-преобразующих систем КБО интегрированной авионики на предотказное состояние (при использовании ИДС), который заключается в системе функционирования и архитектуре проектирования БЦВС в классе структур интегрированной авионики пятого поколения, в которой заложены алгоритмы присвоения более высокого ранга тем системам управления информационного обеспечения ЛА, которые в большей степени соответствуют повышению эффективности использования ЛА в целом [16-18].

При использовании ИДС, от конструктивно-функциональных модулей БЦВС в коммутатор через МКИО поступают управляющие сигналы, пропорциональные рангу диагностируемым систем, и обратно пропорциональные значению упреждающих допусков: чем выше ранг диагностируемой с помощью ИДС системы – тем меньше значение упреждающего допуска. Таким образом, осуществляется автоматическая адаптация ИДС к перераспределению ранга информационно-преобразующих систем, с возможностью формирования упреждающих допусков различного значения на предотказное состояние.

Вышеуказанный коэффициент $K_{\text{пр}_m}$ будет иметь следующий вид:

$$K_{\text{пр}_m} = \frac{(A_{\text{max}} - A_{\text{max}})_{\text{ВЫХ}(xN)}}{(A_{\text{max}} - A_{\text{max}})_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{R_{\text{ВЫХ}(xN)}}{R_{\text{ВОЗМ}_0}}, \quad (1.2)$$

где $(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВЫХ}(xN)}$ – максимальное и минимальное значение выходного сигнала при увеличении дисперсии возмущающего воздействия в N раз; $(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВОЗМ}_0}$ – максимальное и минимальное значение начального входного возмущающего воздействия; $R_{\text{ВЫХ}(xN)}, R_{\text{ВОЗМ}_0}$ – размах (разница между максимальным и минимальным значением сигнала) выходного сигнала, увеличенного в N раз и начального входного возмущающего воздействия соответственно. Для увеличивающегося по амплитуде внешнего возмущающего воздействия, расчет вышеуказанного коэффициента будет иметь вид:

$$K_{\text{пр1}} = \frac{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВЫХ}(x10)}}{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{R_{\text{ВЫХ}(x10)}}{R_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{3,234 \cdot 10^{-6}}{3,233 \cdot 10^{-2}} = 1 \cdot 10^{-4};$$

$$K_{\text{пр2}} = \frac{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВЫХ}(x50)}}{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{R_{\text{ВЫХ}(x50)}}{R_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{7,231 \cdot 10^{-6}}{3,233 \cdot 10^{-2}} = 2,236 \cdot 10^{-4};$$

$$K_{\text{пр3}} = \frac{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВЫХ}(x100)}}{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{R_{\text{ВЫХ}(x100)}}{R_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{1,023 \cdot 10^{-5}}{3,233 \cdot 10^{-2}} = 3,164 \cdot 10^{-4};$$

$$K_{\text{пр4}} = \frac{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВЫХ}(x500)}}{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{R_{\text{ВЫХ}(x500)}}{R_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{2,287 \cdot 10^{-5}}{3,233 \cdot 10^{-2}} = 7,073 \cdot 10^{-4};$$

$$K_{\text{пр4}} = \frac{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВЫХ}(x1000)}}{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{R_{\text{ВЫХ}(x1000)}}{R_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{3,234 \cdot 10^{-5}}{3,233 \cdot 10^{-2}} = 10 \cdot 10^{-4};$$

$$K_{\text{пр5}} = \frac{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВЫХ}(x3000)}}{(A_{\max} - A_{\min})_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{R_{\text{ВЫХ}(x3000)}}{R_{\text{ВОЗМ}_0}} = \frac{5,602 \cdot 10^{-5}}{3,233 \cdot 10^{-2}} = 17,327 \cdot 10^{-4}.$$

На рис. 11 представлен график зависимости коэффициента пропорциональности изменения размаха выходного сигнала модели СВС при увеличении внешнего возмущающего воздействия на модель.

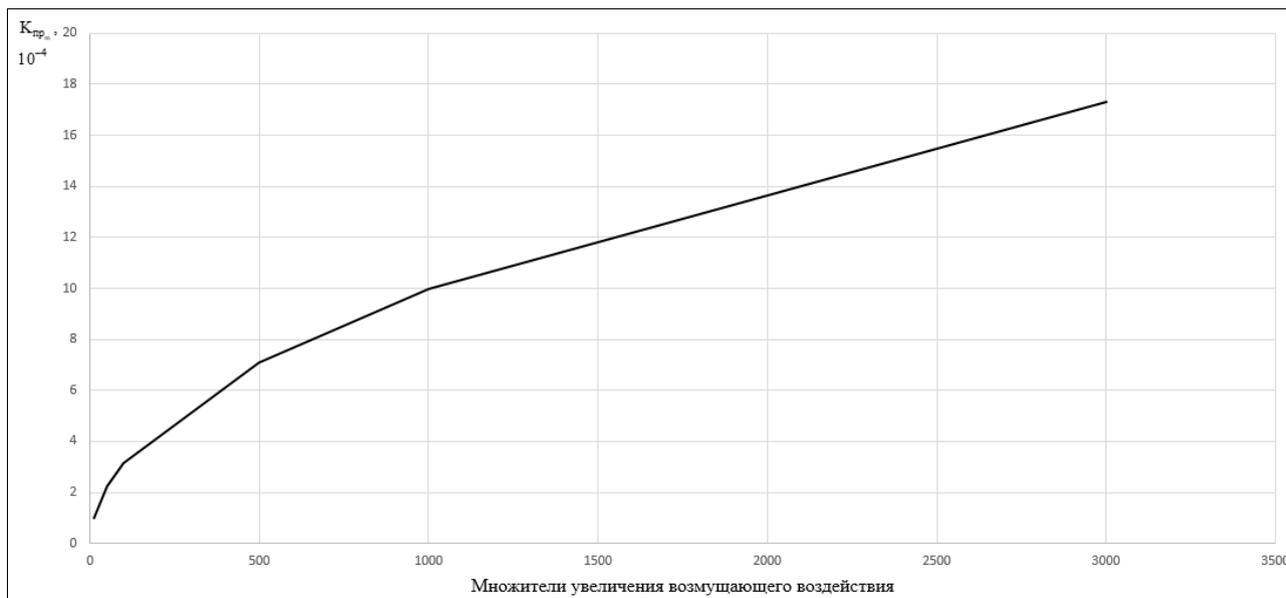


Рис. 11. График роста коэффициента пропорциональности изменения размаха выходного сигнала модели СВС при увеличении возмущающего воздействия

Полученный разброс выходного сигнала относительно его математического ожидания (характеристика относительного центра группирования выходных данных) является минимальным и возрастающим по закону степенной функции с порядком в 10^{-4} единиц, при использовании ИНС, имеющей структуру, указанную в данной работе. Неизбежный и минимальный рост погрешности выходного сигнала при увеличении внешнего возмущающего воздействия объясняется несовершенством ИНС, используемой в модели, из-за относительно низкого количества нейронов в ее слоях [19].

С целью графической оценки интенсивности нарастания отклонений выходного сигнала, диагностируемого ИДС, введем в рассмотрение еще один параметр – коэффициент отклонения G_i :

$$G_i = |A_N - m_k|, \quad (1.3)$$

где A_N – амплитудное значение возмущающего воздействия (экстремум) при увеличении его дисперсии в N раз; m_k – эталонное значение выходного сигнала на контролируемом участке.

Для изменяющегося внешнего возмущающего воздействия на модель, расчет коэффициента G_i будет иметь вид:

$$G_{10} = |A_{10} - m_k| = |1,00505 - 1,005| = 0,5 \cdot 10^{-4};$$

$$G_{50} = |A_{50} - m_k| = |1,00511 - 1,005| = 1,1 \cdot 10^{-4};$$

$$G_{100} = |A_{100} - m_k| = |1,00544 - 1,005| = 4,4 \cdot 10^{-4};$$

$$G_{500} = |A_{500} - m_k| = |1,00568 - 1,005| = 6,8 \cdot 10^{-4};$$

$$G_{1000} = |A_{1000} - m_k| = |1,00654 - 1,005| = 15,4 \cdot 10^{-4};$$

$$G_{3000} = |A_{3000} - m_k| = |1,0031 - 1,005| = 19 \cdot 10^{-4}.$$

На рис. 12 представлен график зависимости интенсивности нарастания отклонений выходного сигнала.

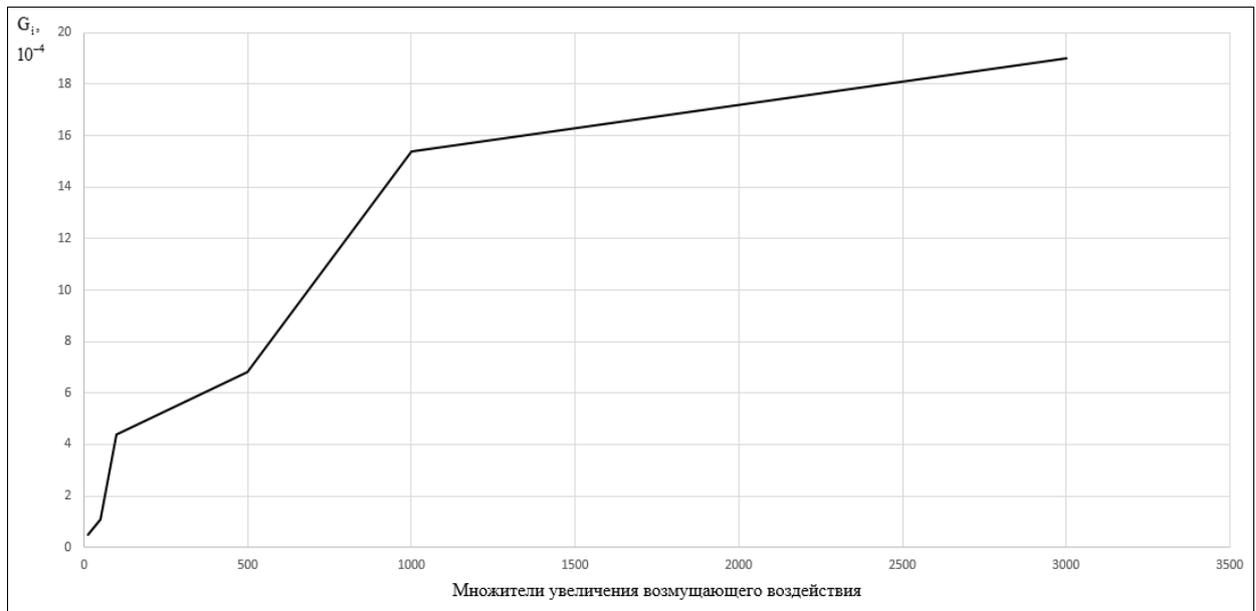


Рис. 12. График интенсивности нарастания отклонений выходного сигнала

Таким образом, путем моделирования процесса преобразования входного сигнала моделью СВС, выявлено, что при увеличении возмущающего воздействия до предельного (с которым справляется ИНС) предотказное состояние вышеуказанной системы (приближение к двусторонним границам условных функциональных допусков) наступает при увеличении уровня внешнего возмущающего воздействия в 3000 раз, но все же имея порядок 10^{-4} (рис. 13).

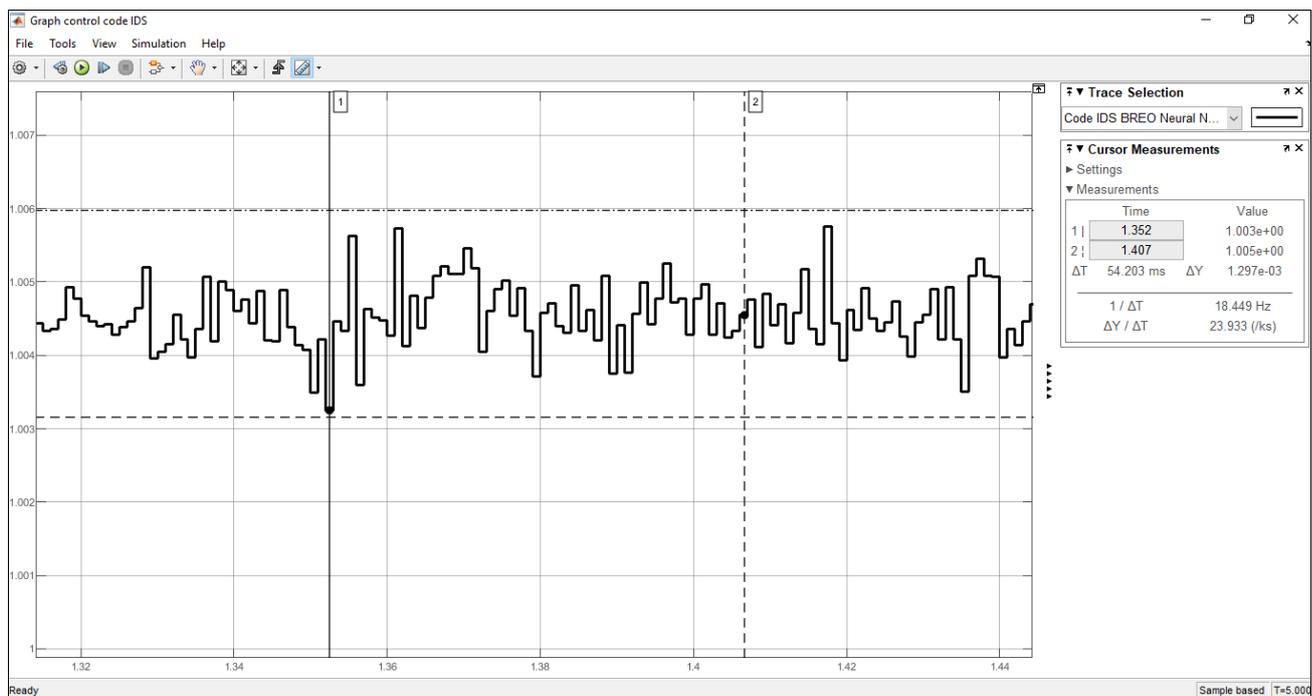


Рис. 13. График выходного сигнала модели ИДС, подверженного предельному внешнему возмущающему воздействию

Согласно рис. 13, имеющийся «коридор» условного функционального допуска на участке контроля с использованием ИДС, имеет нижнюю границу со значением 1,0032, и верхнюю границу со значением 1,0059. Следовательно, погрешность выходного сигнала, даже с увеличенным в 3000 раз значением начального внешнего возмущающего воздействия, составляет $\pm 0,0027$. Отношение возмущающего воздействия к полезной составляющей сигнала составляет 0,95%, что говорит о хороших возможностях ИНС в рамках адаптации к изменяющимся входным возмущающим воздействиям.

Заключение

В работе был рассмотрен процесс обучения и тестирования искусственной нейронной сети, являющейся программной составляющей модели интеллектуальной

диагностической системы, информационно-преобразующих авиационных систем комплексов бортового оборудования интегрированной авионики, с оценкой погрешности тестирования искусственной нейронной сети при внешних возмущающих воздействиях, путем интеграции с эталонными значениями. Теоретическая значимость работы состоит в обосновании возможности применения аппаратно-программного средства автоматического диагностирования информационно-преобразующих авиационных систем КБО авиационной техники – интеллектуальной диагностической системы.

Была проверена и доказана способность ИНС, применяемой в работе адаптироваться к предельным внешним возмущающим воздействиям, при увеличении параметра разброса «variance» в 10, 50, 100, 500, 1000 и 3000 раз относительно начального воздействия. Обоснована устойчивость функционирования ИДС к внешним возмущающим воздействиям, путем моделирования вышеуказанного процесса в пакете Simulink среды программирования MATLAB.

Предложенный принцип построения ИДС позволит создать унифицированную диагностическую систему инвариантную к различным классам модулей, используемых для информационного преобразования сигналов комплекса бортового оборудования авиационной техники [20], а также устойчивую к возникновению внешних возмущающих воздействий, интегрированных с преобразуемым сигналом модели. Данный принцип позволяет создать многомерную, комплексную ИДС, для контроля ТС всех систем КБО данного типа. Также, это позволит создать программную основу для решения задачи управления информационной

избыточностью в КБО и значительно упростит процесс создания диагностических систем и их алгоритмов.

Список источников

1. 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
2. Кольцов Ю.В., Добычина Е.М. Авионика истребителя пятого поколения Су-57. Ч. 2. // Успехи современной радиоэлектроники. 2020. № 3. С. 47-54. DOI: 10.18127/j20700784-202003-06
3. Сытников И.А., Куликова Т.А., Куликов М.В. Уникальность бортового оборудования и материалов истребителя Су-57 // XI Международная научно-практическая конференция молодых ученых, посвященная 60-ой годовщине полета Ю.А. Гагарина в космос (Краснодар, 13–15 апреля 2021): сборник научных статей. – Краснодар: Издательский Дом «Юг», 2021. С. 340-343.
4. Бочаров А.С., Локтиков А.Ю., Шаров И.В., Шипилов А.А. Разработка панели управления и визуализации режимов работы имитационной модели системы электроснабжения постоянного тока летательного аппарата в среде Simulink // Материалы V Международной научно-практической конференции «Виртуальное моделирование, прототипирование и промышленный дизайн» (Тамбов, 14–16 ноября 2018). – Тамбов: Тамбовский государственный технический университет, 2018. С. 154-160.

5. Есев А.А. Методическое обеспечение наземных испытаний боевых вертолётов, оборудованных очками ночного видения. Автореферат дисс.... канд. техн. наук. Москва, 2010, 22 с.
6. Ступаков В.Я., Шапкин С.Ф. Ми-28Н «ночной охотник» многоцелевой ударный вертолёт // Материалы международной научно-практической конференции «Актуальные аспекты развития воздушного транспорта» Авиатранс-2018. (Ростов-на-Дону, 27–30 сентября 2018). – Ростов-на-Дону: ООО «Фонд науки и образования», 2018. С. 757-762.
7. Савченко А.Ю., Букирёв А.С. Интеллектуальная диагностическая система // V Межвузовская НПК курсантов и слушателей «Молодежные чтения памяти Ю.А. Гагарина» (Воронеж, 16 мая 2018): сборник статей. - Воронеж: ВУНЦ ВВС «ВВА», 2018. С. 163-166.
8. Бураков М.В. Нейронные сети и нейроконтроллеры. – СПб.: ГУАП, 2013. – 284 с.
9. Букирёв А.С. Программа диагностики технического состояния авиационных систем на основе интеллектуальной диагностической системы. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ 2019618017 РФ, 26.06.2019.
10. Жаринов О.О., Видин Б.В., Шек-Иовсепянц Р.А. Принципы построения крейта бортовой многопроцессорной вычислительной системы для авионики пятого поколения // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2010. № 4 (68). С. 21-27.
11. Николаева С.Г. Нейронные сети. Реализация в Matlab. – Казань: Казанский государственный энергетический университет, 2015. – 92 с.

12. Букирёв А.С. Метод резервирования каналов конструктивно-функциональных модулей бортовых цифровых вычислителей летательных аппаратов на основе интеллектуальной диагностической системы в условиях интегрированной модульной авионики. Патент RU № 2778366 С1, 17.08.2022.
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. <https://trudymai.ru/published.php?ID=165538>. DOI: [10.34759/trd-2022-123-26](https://doi.org/10.34759/trd-2022-123-26)
16. Клячкин В.Н., Карпунина И.Н., Кувайскова Ю.Е., Хорева А.С. Применение методов машинного обучения при решении задач технической диагностики // Научный вестник УИ ГА. 2016. № 8. С. 158-161.
17. Добродеев И.П. Повышение эффективности нейросетевых моделей в системах диагностики технического состояния газотурбинных двигателей на основе функциональной адаптации. Дисс.... канд. техн. наук. – Рыбинск, 2010, - 218 с.
18. Попов Е.П., Верейкин А.А., Насонов Ф.А. Исследование физических особенностей авиационных систем с применением математического моделирования

на примере системы воздушного охлаждения // Труды МАИ. 2021. № 120. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=161429>. DOI: 10.34759/trd-2021-120-15

19. Букирёв А.С. Модель интеллектуальной диагностической системы информационно-преобразующих авиационных систем комплексов бортового оборудования интегрированной авионики в условиях внешних возмущающих воздействий. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ 2022667311 РФ, 19.09.2022.

20. Интерфейс магистральной последовательной системы электронных модулей. ГОСТ Р 52070-2003. – М.: Стандартинформ, 2003.

References

1. Kol'tsov Yu.V., Dobychina E.M. *Uspekhi sovremennoi radioelektroniki*, 2019, no. 8, pp. 29-45. DOI: 10.18127/j20700784-201908-03

2. Kol'tsov Yu.V., Dobychina E.M. *Uspekhi sovremennoi radioelektroniki*, 2020, no. 3, pp. 47-54. DOI: 10.18127/j20700784-202003-06

3. Sytnikov I.A., Kulikova T.A., Kulikov M.V. *XI Mezhdunarodnaya nauchno-prakticheskaya konferentsiya molodykh uchenykh, posvyashchennaya 60-oi godovshchine poleta Yu.A. Gagarina v kosmos: sbornik nauchnykh statei*. Krasnodar, Izdatel'skii Dom «Yug», 2021, pp. 340-343.

4. Bocharov A.S., Loktikov A.Yu., Sharov I.V., Shipilov A.A. *Materialy V Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii «Virtual'noe modelirovanie, prototipirovanie i promyshlennyy dizain»*. Tambov, Tambovskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet, 2018, pp. 154-160.

5. Esev A.A. *Metodicheskoe obespechenie nazemnykh ispytaniy boevykh vertoletov, oborudovannykh ochkami nochnogo videniya* (Methodological support for ground testing of combat helicopters equipped with night vision goggles): dissertation abstract. Moscow, 2010, 22 p.
6. Stupakov V.Ya., Shapkin S.F. *Materialy mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii «Aktual'nye aspekty razvitiya vozdushnogo transporta» Aviatrans-2018.* – Rostov-na-Donu, OOO «Fond nauki i obrazovaniya», 2018, pp. 757-762.
7. Savchenko A.Yu., Bukirev A.S. *V Mezhvuzovskaya NPK kursantov i slushatelei «Molodezhnye chteniya pamyati Yu.A. Gagarina»:* sbornik statei. Voronezh, VUNTs VVS «VVA», 2018, pp. 163-166.
8. Burakov M.V. *Neironnye seti i neurokontrollery* (Neural networks and neurocontrollers), Saint Petersburg, GUAP, 2013, 284 p.
9. Bukirev A.S. Programma diagnostiki tekhnicheskogo sostoyaniya aviatsionnykh sistem na osnove intellektual'noi diagnosticheskoi sistemy. *Svidetel'stvo o gosudarstvennoi registratsii programmy dlya EVM 2019618017 RF*, 26.06.2019 (The program for diagnosing the technical condition of aviation systems based on an intelligent diagnostic system. Certificate of state registration of the computer program 2019618017 SU, 26.06.2019.
10. Zharinov O.O., Vidin B.V., Shek-Iovsepyants R.A. *Nauchno-tekhnicheskii vestnik informatsionnykh tekhnologii, mekhaniki i optiki*, 2010, no. 4 (68), pp. 21-27.
11. Nikolaeva S.G. *Neironnye seti. Realizatsiya v Matlab* (Neural networks. Implementation in Matlab), Kazan', Kazanskii gosudarstvennyi energeticheskii universitet, 2015, 92 p.

12. Bukirev A.S. *Patent RU 2778366 S1*, 17.08.2022.
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
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
15. Zheleznyakov A.O., Sidorchuk V.P., Podrezov S.N. *Trudy MAI*, 2022, no. 123. <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=165538>. DOI: 10.34759/trd-2022-123-26
16. Klyachkin V.N., Karpunina I.N., Kuvaiskova Yu.E., Khoreva A.S. *Nauchnyi vestnik UI GA*, 2016, no. 8, pp. 158-161.
17. Dobrodeev I.P. *Povyshenie effektivnosti neirosetevykh modelei v sistemakh diagnostiki tekhnicheskogo sostoyaniya gazoturbinykh dvigatelei na osnove funktsional'noi adaptatsii* (Improving the efficiency of neural network models in systems for diagnosing the technical condition of gas turbine engines based on functional adaptation). Doctor's thesis. Rybinsk, 2010, 218 p.
18. Popov E.P., Vereikin A.A., Nasonov F.A. *Trudy MAI*, 2021, no. 120. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=161429>. DOI: 10.34759/trd-2021-120-15
19. Bukirev A.S. Model' intellektual'noi diagnosticheskoi sistemy informatsionno-preobrazuyushchikh aviatsionnykh sistem kompleksov bortovogo oborudovaniya integrirovannoi avioniki v usloviyakh vneshnikh vozmushchayushchikh vozdeistvii. *Svidetel'stvo o gosudarstvennoi registratsii programmy dlya EVM 2022667311 RF*, 19.09.2022 (Model of an intelligent diagnostic system for information-converting aviation systems of onboard equipment complexes of integrated avionics under conditions of external

disturbing influences. Certificate of state registration of the computer program 2022667311 SU, 19.09.2022).

20. *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.

Статья поступила в редакцию 12.12.2022

Одобрена после рецензирования 27.12.2022

Принята к публикации 27.02.2023

The article was submitted on 12.12.2022; approved after reviewing on 27.12.2022; accepted for publication on 27.02.2023