



В. П. Фраленко, Ю. Г. Емельянова, О. Г. Шишкин,  
А. Е. Лисейцев

## Интеллектуальная поддержка процессов контроля и диагностики космических подсистем

**Аннотация.** В настоящей работе проведено исследование предметной области, выполнен обзор существующих разработок в области построения систем мониторинга, контроля и диагностики подсистем космических аппаратов, в том числе, с использованием нейросетевого подхода. Теоретически исследованы пути реализации математического и алгоритмического обеспечения системы контроля и диагностики подсистем космического аппарата.

Разработаны методические подходы, способы и методы решения технических задач по построению нейросетевой системы контроля и диагностики подсистем космического аппарата. Применение технологий искусственных нейронных сетей позволяет обнаруживать, классифицировать и прогнозировать ошибки, осуществлять многоуровневую диагностику подсистем космического аппарата и прогнозировать их дальнейшее поведение, тем самым увеличивая эффективность, скорость принятия решений и надежность работы узлов космического аппарата.

Представлен метод графического представления временных последовательностей, позволяющий визуально классифицировать радиотехнический сигнал и обнаружить шум в этом сигнале. Предлагается формировать и ранжировать набор значимых признаков путем применения алгоритмов «Add» и «Del».

**Ключевые слова и фразы:** космический аппарат, мониторинг, диагностика, прогнозирование, искусственные нейронные сети, интеллектуальная поддержка, когнитивная визуализация, когнитивное представление радиотехнического сигнала.

---


Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проекты №№ 18–07–00014–а и 18–37–00037–мол\_а).

© В. П. Фраленко<sup>(1)</sup> Ю. Г. Емельянова<sup>(2)</sup> О. Г. Шишкин<sup>(3)</sup> А. Е. Лисейцев<sup>(4)</sup> 2019

© Институт программных систем имени А. К. Айламазяна РАН<sup>(1, 2, 3)</sup> 2019

© МИРЭА – Российский технологический университет<sup>(4)</sup> 2019

© Программные системы: теория и приложения (дизайн), 2019

 10.25209/2079-3316-2019-10-4-25-75



## Введение

Внедрение интеллектуальных технологий является одним из основных направлений совершенствования космических систем, состоящих из космических аппаратов (КА) и наземных станций командно-измерительных систем (НС КИС). Построение компьютеризированных контрольно-измерительных комплексов, современных датчиков-сенсоров, систем и приборов создает предпосылки для решения задач диагностики, поддержания работоспособности служебных и целевых систем, обработки и визуализации информации, управления и других интеллектуальных задач, обеспечивающих улучшение системных характеристик, уменьшение затрат на эксплуатацию средств управления.

Цель, стоящая перед системой контроля и диагностики, как правило, формулируется в виде оптимизационной задачи, часть параметров которой может задаваться неявно. Кроме того, важнейшим требованием является функционирование в реальном режиме времени, т.е. в любой ситуации за ограниченный промежуток времени система должна построить план управляющих воздействий, как минимум, обеспечивающий безопасное функционирование КА на планируемом этапе управления.

Предлагается разработать новые и усовершенствовать существующие методы и средства интеллектуального анализа, обработки информации и управления сложными системами с целью повышения эффективности, надежности и качества космических систем. Общая идея системы информационной поддержки в целом опирается на теоретические работы в области искусственного интеллекта (ИИ). Внедрение интеллектуальных технологий позволит повысить функциональность и автономность систем управления КА, увеличить точность решения целевых задач, ускорить создание новых технологий управления и научно-технического задела для разработки и изготовления перспективной космической техники, конкурентоспособной на мировом рынке космической продукции и услуг.

Далее рассмотрены задачи и методы контроля и диагностики космических аппаратов, в том числе многоуровневые методы, использующие математическую логику и уравнения состояния объектов. Отдельно рассмотрены нейросетевые методы контроля, опирающиеся на перцептроны и вероятностные нейронные сети (ВНС), рекуррентную сеть Элмана. Выполнена формализация задачи диагностирования бортовой аппаратуры КА. Представлены результаты экспериментов с нейросетевым прогнозированием технического состояния подсистем

КА. Описан разработанный метод графического представления временных последовательностей, позволяющий визуально классифицировать радиотехнический сигнал и обнаружить шум в этом сигнале.

## **1. Задачи и методы контроля и диагностики подсистем космических аппаратов**

Космический аппарат состоит из составных частей [?bib:link1], которые в дальнейшем будем называть подсистемами КА. К ним относятся: целевая аппаратура, которая обеспечивает выполнение стоящей перед КА задачи; ряд подсистем: энергообеспечения, терморегуляции, радиационной защиты, управления движением и ориентации (бортовой комплекс управления), аварийного спасения, система посадки, система бортового радиокомплекса и др.

Источниками данных для контроля и диагностики служат космический аппарат и наземная станция командно-измерительных систем. Для контроля некоторых подсистем космического аппарата вполне можно использовать аппарат графов состояний, которые позволяют ускорить процесс анализа информации и частично автоматизировать этот процесс, поскольку данный подход легко реализовать на ЭВМ. Использование «деревьев» состояний бортовой системы для диагностики КА имеет следующие особенности:

- простота и наглядность получения текущей оценки состояния бортовой системы;
- возможность применения известных математических методов для поиска оптимальных путей в ориентированном графе;
- высокая сложность создания унифицированных графов для всех бортовых систем КА, необходимость создания разных деревьев состояний для каждой бортовой подсистемы;
- необходимость изменения процедуры оценки при изменении исходных данных.

В работе [?bib:link2] рассмотрены методы моделирования и обнаружения причин аномального функционирования автоматизированных систем управления, представлены методы последовательной классификации отказов бортового оборудования. Авторы отмечают, что текущие тенденции в области построения методов диагностики неисправности можно разделить на два класса: модельный подход с использованием оценки параметров и их соответствия нормам; подходы, использующие искусственный интеллект, в том числе, аппарат нечеткой логики и искусственные нейронные сети (ИНС). Авторы работы строят многоуровневый метод диагностики неисправности, использующий математическую логику и уравнения состояния объектов:

- на нижнем уровне рассматриваются доступные физические переменные (параметры системы), такие, как сила тока, напряжение, температура, скорость, ускорение и другие;
- на среднем уровне происходит мониторинг контура управления (по параметрам крена, рыскания и тангажа);
- на высоком «системном» уровне — основной контур управления и диагностики, на нем также происходит сравнение параметров с нормальными значениями и определяются нештатные ситуации.

В работе [?bib:link3] описан процесс анализа телеметрии космического аппарата «Юбилейный» посредством наземного комплекса обслуживания «ДОКА Н». Авторы делают акцент на интерполировании телеметрических данных и восстановлении искаженных значений на основе соседних данных.

Авторы работы [?bib:link4] предлагают многоуровневую систему диагностирования, показанную на рисунке ??:

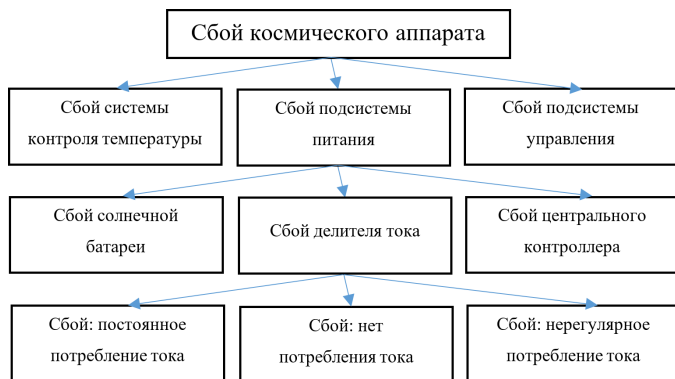


Рисунок 1. Многоуровневая система диагностики КА

При этом иерархическая структура процесса диагностики состоит из древовидно расположенных уровней. Снизу дерева расположен уровень, содержащий множество сенсоров, подключенных к наблюдаемым подсистемам космического аппарата. В случае сбоя сенсоры выдают тревожный сигнал функциональному уровню выше, который проводит диагностику неисправности, а именно изолирует проблему, классифицирует ее и передает эту информацию на уровень выше. Далее, в уровне, который оценивает поведение, проблема, возникшая на самом низком уровне, полностью определяется и, если это возможно, искореняется.

## 2. Нейросетевые подходы в задаче мониторинга и диагностики КА

Фундаментальными вопросами обработки данных на искусственных нейронных сетях занимались А.Н. Горбань, А.И. Галушкин, В.Б. Новосельцев, Л.Н. Ясницкий, А.В. Назаров, F. Rosenblatt, Т.К. Kohonen, J.J. Hopfield, S. Haykin, Н. Cheng, F. Wosserman, M.S. Mousavi и другие исследователи. Далее рассмотрим наиболее актуальные работы в области мониторинга и диагностики КА.

В работе [bib:link5] обнаружение неисправности сведено к задаче распознавания двух классов «исправно», «неисправно», проведен сравнительный анализ качества контроля с применением персептрона и вероятностной нейронной сети. Показано, что ВНС достаточно уверенно разделяет ситуацию на два класса и может быть использована для решения задачи анализа работы подсистем КА.

Авторы рассматривают задачу обнаружения отклонений в работе технической подсистемы КА как задачу распознавания. При этом метод состоит из трех шагов: построение таблиц прецедентов, обучение ИНС, распознавание.

Рассмотрим описание объектов как совокупность признаков, имеем информационный вектор принадлежности объекта к некоторым подклассам. Например, в задаче диагностики работы системы связи КА можно принять два класса: «1» — нет потери связи, «0» — связь потеряна. Соответственно, измерение значений ряда признаков и их проверку на заданные условия можно кодировать как «1» (условие выполнено) и «0» (условие не выполнено).

Для удобства работы с ИНС можно принять два порога: «0» соответствует порог 0.25, а «1» — 0.75.

Согласно методу ВНС, необходимо определить математические ожидания  $M_P$  признаков для каждого класса  $P$  обучающей выборки (средние значения признаков):

$$M_P^i = \frac{\sum_{k=1}^{Q_P} P_k^i}{Q_P},$$

где  $M_P^i$  — математическое ожидание  $i$ -го признака эталонных векторов класса  $P$ ;  $Q_P$  — число эталонных векторов в классе  $P$ ;  $P_k^i$  —  $i$ -ый

признак эталонного вектора с номером  $k$  из класса  $P$ . Тогда значение дисперсий  $D_A$  вычисляется следующим образом:

$$D_A = \frac{\sum_{i=1}^{i=h} (M_P^i - A^i)^2}{h},$$

где  $h$  — число признаков эталонов обучающей выборки;  $A^i$  —  $i$ -ый признак эталонного вектора  $A$ .

Для вероятностной ИНС «с усреднением» функция активации следующая:

$$f_P = \frac{\sum_{k=1}^{k=Q_P} S_{P_k}}{Q_P},$$

где  $f_P$  — вероятность того, что входной вектор  $A$  принадлежит к классу  $P$ , здесь  $S_{P_k}$  вычисляется по формуле

$$S_{P_k} = \exp \left( \frac{\sum_{i=1}^{i=h} (P_k^i - A^i)^2}{-2 \cdot D_{P_k} \cdot h} \right),$$

а  $D_{P_k}$  — дисперсия эталонного вектора с номером  $k$  из класса  $P$ . Кроме того, может быть задействована ВНС без усреднения с функцией активации  $f_P = \max_{k=1..Q_P} \{S_{P_k}\}$ .

В работе [bib:link6] описана нейросетевая технология решения задачи контроля датчиков положения космического аппарата. Авторами рассмотрены общие вопросы организации мониторинга и обработки потоков информации, такие, как приближение и интерполирование экспериментальных данных. Контроль осуществляется в несколько этапов:

- (1) фиксация показаний датчиков в базе данных;
- (2) построение модели текущего состояния контролируемой аппаратуры;
- (3) фиксация моделируемых значений в БД;
- (4) сравнительный анализ реальных и моделируемых показаний датчиков, анализ всей системы, принятие решения;
- (5) передача оператору информации о неисправностях.

Многоуровневый подход к организации системы контроля технического состояния КА позволяет делать сопоставительный анализ информации, собираемой от различных систем КА, и производить

формирование скоординированных управляющих воздействий на верхних уровнях контроля. В условиях нештатного функционирования КА состояние его бортовой аппаратуры может сложным образом зависеть от различных внешних факторов, а его прогноз возможен лишь с некоторой вероятностью.

В работе [?bib:link7] описан метод диагностики неисправностей группы КА, заключающийся в двухуровневой обработке информации на основе динамических ИНС. На нижнем уровне иерархии системы диагностики полета динамическая ИНС обучается посредством абсолютных измерений состояния каждого спутника и отвечает за исправность каждого спутника по отдельности. Однако, есть такие неисправности, которые требуют дополнительной проработки на другом (высоком) уровне. Для этого используется ИНС типа динамического многослойного персептрона. Предлагаемая двухуровневая схема контроля и диагностики позволяет эффективно обнаруживать и изолировать (классифицировать) неисправности, а также исправлять ошибки на разных уровнях в бортовых системах КА.

В работе [?bib:link8] рассмотрена задача построения прототипа программной системы на основе ИНС, управляющей потоком телеметрических данных в целях диагностики подсистем космического аппарата. На рисунке ?? показана архитектура этого прототипа.

В работе [?bib:link9] предлагается ИНС для обнаружения и изоляции неисправности спутников. В частности, предложенная схема диагностики применяется для анализа состояния импульсных плазменных двигателей, являющиеся частью подсистемы управления спутником. Многоуровневый метод диагностики КА показал высокую точность и сходимость, может обеспечивать контроль над системами управления как отдельного спутника, так и нескольких одновременно.

Можно отметить, что большинство современных систем диагностики, например, [?bib:link10], работает по принципу цепочки действий: обнаружение неисправности; изолирование неисправности; идентификация неисправности; реконфигурация системы (восстановление рабочей среды). Такой подход хорошо сочетается с иерархической структурой диагностической системы и с древовидной структурой подсистем КА.

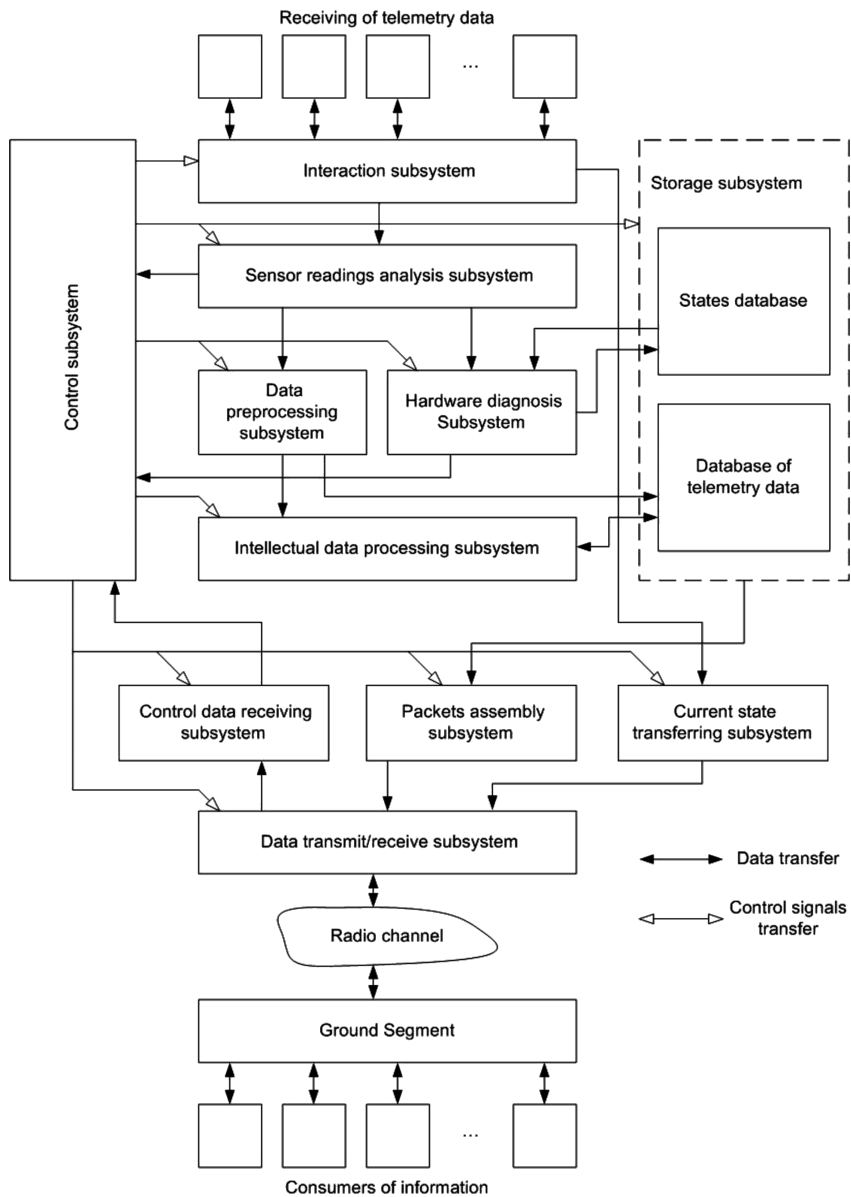


Рисунок 2. Схема работы системы для диагностики КА



По такому же принципу, но с применением ИНС, построена система, описанная в работе [?bib:link11], которая позволяет выявлять неисправности в подсистеме ориентации космического спутника. Авторы используют многослойный персептрон с нелинейной функцией активации с возможностью регулирования ее параметров.

В работе [?bib:link12] основное внимание уделено способам формирования обучающей выборки, реализующим принцип максимизации энтропии входов и выходов многослойной ИНС, позволяющим улучшить ее способность к обобщению. Представлен подход к формированию обучающей выборки, реализующий принцип максимизации энтропии входов и выходов многослойной ИНС, позволяющий улучшить ее способность к обобщению при использовании режима последовательного обучения и позволивший существенно повысить достоверность прогнозирования технического состояния бортовой аппаратуры КА. За счет использования представленных в статье алгоритмов формирования обучающей выборки и максимизации энтропии входов и выходов нейросетевой модели удалось добиться эффекта обобщения, повысить достоверность прогнозирования на тестовой выборке на 25%.

В работе [?bib:link13] описывается схема на базе нейронных сетей для обнаружения и локализации отказов в механизмах стабилизации углового момента искусственного спутника Земли. Задачей этой схемы является принятие решений о наличии отказов в шине питания, потере тока или повышении температуры, а также определение того механизма, в котором произошла ошибка. Для решения этих задач используются три ИНС, которые моделируют динамику механизмов отдельно по всем трем осям. Показывается, что особенности динамики механизмов определяют необходимость использования рекуррентной сети Элмана с обучающим алгоритмом с обратным распространением ошибки.

Обобщая, под нейросетевым обеспечением комплекса мониторинга и диагностики космического аппарата в настоящей работе понимается совокупность связанных методических средств, обеспечивающих решение задач обработки бортовых данных на основе использования ИНС и в интересах мониторинга и диагностики КА и функционирования его бортового оборудования.

### 3. Формализация задачи диагностирования бортовой аппаратуры КА

Диагностирование объекта осуществляется по контролируемым параметрам, называемым диагностическими признаками (ДП). Координаты  $(y_1, y_2, \dots, y_n)$  всякой точки  $Y$   $n$ -мерного (где  $n$  — количество признаков) пространства  $Y_{\text{пр}}$ , называемого пространством состояний или признаковым пространством, есть текущие значения ДП.

Классы технических систем (ТС) задаются путем разбиения пространства состояний на ряд смежных областей  $\bar{Y}_i \in Y_{\text{пр}}/Q, i = \bar{0}, m$  по некоторому отношению эквивалентности  $Q \subset Y_{\text{пр}} \times Y_{\text{пр}}$  [bib:link14]. Последнее позволяет множество неработоспособных состояний, обусловленных дефектами внутри каждого функционального элемента, с точностью до которого осуществляется диагностирования, заменить некоторым агрегированным состоянием (АС), описывающим общие свойства дефектов этого функционального элемента без учета различий между ними. Таким образом, имеет место отображение  $\varphi_1 : Y_{\text{пр}} \rightarrow Y_{\text{пр}}/Q$ .

Под агрегированным состоянием  $S_i$  понимают совокупность значений признаков, характеризующих общие свойства ТС диагностируемой системы и объединяющих эти состояния в рамках одного  $i$ -го класса. При диагностировании вектор  $Y$  идентифицируется путем отождествления его с одним из элементов  $S_i$  множества  $S$  заданных (полученных заранее) АС, то есть имеет место отображение  $\Psi_{D1} : Y_{\text{пр}} \rightarrow S$ . Каждая область  $\bar{Y}_i$  собственно и составляет  $i$ -ый класс ТС, а соответствующее ему АС  $S_i \in S$  является моделью этого класса.

Задачей диагностирования является интерпретация распознаваемого входного образа  $Y$ , определяемого текущими значениями ДП как одного из элементов  $S_i$  множества  $S$ . При этом должно быть выработано соответствующее решение  $R_{iS_A} \in R_{S_A}$  о фактической принадлежности наблюдаемого ТС диагностируемого объекта к одному из классов, то есть имеет место отображение  $\Psi_{D2} : S \rightarrow R_{S_A}$ .

Рассмотрим формализованную постановку задачи. Для этого введем следующие обозначения:

$\Pi = \{\pi_q (q = \bar{1}, n)\}$  — множество ДП различной физической природы;

$\bar{Y}' = \{\bar{Y} (i = \overline{0, m})\}$  — множество классов ТС, в одном из которых может находиться объект;

$R_{SA} = \{R_{iSA} (i = \overline{0, m})\}$  — множество возможных решений о фактическом классе ТС, в одном из которых находится диагностируемый объект;

$Y' = \{Y_h (h = \overline{1, H})\}$  — множество наблюдаемых состояний объекта, где

$Y_h = (y_{h1}, y_{h2}, \dots, y_{hn})^T$  —  $h$ -й обучающий вектор;

$R_{об} = \{R_h (h = \overline{1, H})\}$  — множество обучающих решений по каждому из  $Y_h$  (очевидно, что  $\forall h : R_h \in R_{SA}$ );

$P = \{P(\bar{Y}_i) (i = \overline{0, m})\}$  — множество вероятностей нахождения объекта в каждом из классов ТС.

Необходимо по заданным  $\Pi, Y', R_{об}, R_{SA}, P$  построить механизм диагностирования, который с заданной достоверностью обеспечивает распознавание предъявляемых обучающих векторов. Решение поставленной задачи в рамках нейросетевых методов и средств заключается в определении структуры ИНС, числа нейронов в ее слоях, значений их синапсов и внешних смещений, обеспечивающих принятие ИНС решений с заданной достоверностью [bib:link15].

В нейросетевой интерпретации каждая разделяющая классы гиперплоскость определяется вектором в  $(n + 1)$ -мерном пространстве значений синапсов одного из нейронов входного слоя. Для разделения подпространств, соответствующих различным классам ТС, используются многослойные ИНС, имеющие в выходном слое нейроны с сигмоидальной или ступенчатой функцией активации, среди которых в настоящее время наибольшее распространение получили многослойные персептроны, обучаемые по методу обратного распространения ошибки, Левенберга-Марквардта и другими способами, а также сети встречного распространения Кохонена-Гроссберга.

На практике значения ДП часто имеют значительный разброс во всех или некоторых классах ТС, при этом подпространства, соответствующие различным классам ТС, могут перекрываться. При этом достоверность диагностирования будет заведомо низкой. Одним из возможных подходов к уточнению положения гиперплоскостей является выбор значений внешних смещений нейронов первого слоя.

Критерием выбора является минимум некоторой функции вероятности ошибок 1-го и 2-го рода и вероятности правильного распознавания наблюдаемых состояний (функции риска).

Задача распознавания в рамках алгебраического подхода была исследована академиком Журавлевым Ю.И. [bib:link16]. Пусть дано множество  $M$  объектов (или ситуаций), покрытое конечным числом подмножеств  $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m$  таких, что  $M = \bigcup_{i=1}^m \Omega_i$ . Подмножества  $\Omega_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$  называют классами. Объекты  $\omega$  задаются значениями некоторых признаков  $x_j : j = 1, 2, \dots, N$ . Совокупность значений признаков  $x_j$  определяет описание  $I(\omega)$  объекта  $\omega$ . Каждый из признаков может принимать значения из различных множеств допустимых значений признаков.

Задача распознавания состоит в том, чтобы для данного объекта  $\omega$  и набора классов  $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m$  по обучающей информации  $I_0(\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m)$  о классах и описанию  $I(\omega)$  вычислить значения предикатов  $P_i(\Omega) - \omega \in \Omega_i, i = 1, 2, \dots, m$ . Информация о вхождении объекта  $\omega$  в класс  $\Omega_i$  кодируется символами «1» ( $\omega \in \Omega_i$ ), «0» ( $\omega \notin \Omega_i$ ),  $\Delta$  — неизвестно, принадлежит ли  $\omega$  классу  $\Omega_i$  или нет, и записывается в виде так называемого информационного вектора  $\alpha(\omega) = (\alpha_1(\omega), \dots, \alpha_m(\omega))$ , где  $\alpha_i \in \{0, 1, \Delta\}$ . Обнаружение аномалий с помощью ВНС представляется естественным решением задачи распознавания.

#### 4. Прогнозирование технического состояния подсистем КА

Для прогнозирования возникновения сбоя в подсистемах КА в настоящей работе использовалась динамически переобучающаяся в процессе обработки потока данных нейронная сеть прямого распространения. Количество скрытых слоев и нейронов задается настройками. Наилучшие результаты показали нейронные сети с числом слоев от пяти и выше.

Прогнозирование выхода отслеживаемых показателей, характеризующих состояние КА, за границы зоны допустимых значений осуществляется с использованием механизма рекурсивного нейросетевого прогнозирования. Нейронная сеть возвращает несколько прогнозных значений (в соответствии с числом выходных нейронов), однако наиболее информативным (и полезным) будем считать первый, он и используется для формирования следующего входного вектора.

Выполнив рекурсивное прогнозирование на необходимое число шагов, следует оценить полученные приращения и в случае выхода за границы допустимых значений выдается уведомление о потенциально опасной ситуации. Для каждой подсистемы КА формируется независимая ИНС. В случае отказа технического объекта нейросетевой комплекс способен выявить аномалию с точностью до блока (см. рисунок ??) [?bib:link11].

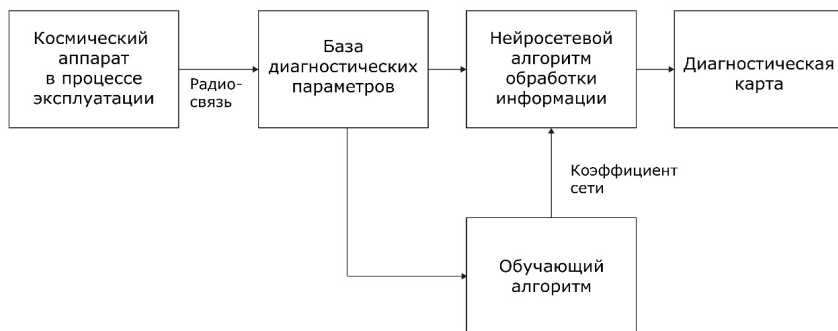


Рисунок 3. Организация контроля технического состояния КА

Для оценки точности прогноза, а также для сравнения различных моделей, приспособленных к временному ряду, обычно используются следующие показатели эффективности: «MSE», «M3AD», «RMSE», «MAPE» [?bib:link18]. В настоящей работе в качестве характеристики оценки погрешности был выбран показатель «RMSE».

Для прогнозирования временного ряда крайне важно обучать нейронную сеть данными, имеющими одинаковую частоту записи. Далее показания датчиков были преобразованы во временной ряд, значения которого записаны с частотой 1 минута. Вид показаний датчика «Bort,A» после осуществления предобработки данных телеметрии представлен на рисунке ??.

Значения исходной выборки во всех последующих экспериментах преобразовывались к диапазону от 0 до 1.

#### 4.1. Одноэтапное прогнозирование с помощью сети прямого распространения

Рассмотрим одноэтапное прогнозирование как прогнозирование на один временной шаг или такт. Алгоритмы, работающие в режиме

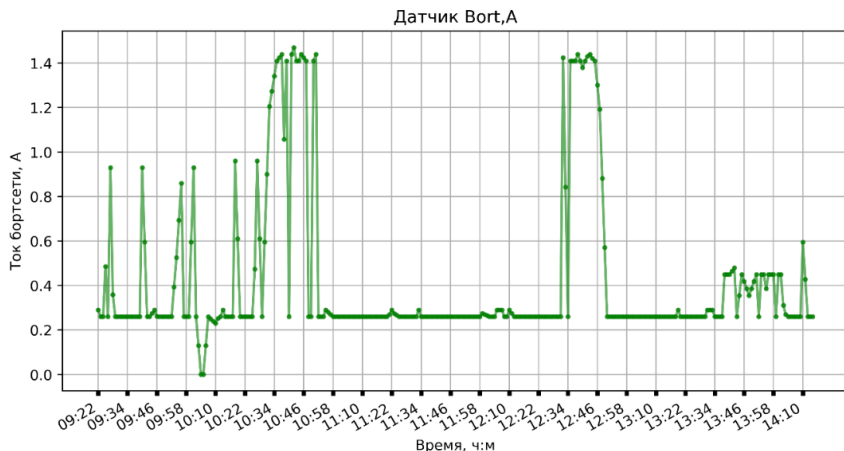


Рисунок 4. Организация контроля технического состояния КА

поступления данных в реальном времени, как правило, используют технику скользящего окна, которая заключается в наблюдении за последними поступившими измерениями и перемещении вдоль оси времени по мере поступления новых измерений.

Обычно каждое окно проверяется на наличие набора предопределенных событий, что требует сравнения текущего сегмента временного ряда со всеми предварительно изученными экземплярами временных шаблонов. Парные сравнения различий временных паттернов выполняются с помощью измерений расстояний во временных рядах [?bib:link19].

Временная и пространственная сложность технологии скользящего окна увеличивается с уменьшением размера шага, а также с увеличением размера окна, частоты измерения и количества предварительно изученных экземпляров [?bib:link20]. Размер окна, включающий больше количество элементов, может способствовать снижению погрешности модели, поэтому требуется его предварительный подбор для получения наиболее точных результатов [?bib:link21].

Архитектура используемой нейронной сети представляет собой следующие связанные между собой слои: входной слой, скрытый слой и выходной слой. Число нейронов во входном слое определяется размером скользящего окна. Количество нейронов в выходном слое соответствует возможности прогнозирования сети на несколько временных промежутков вперед. В данном случае осуществлялась

попытка прогнозирования на один шаг, поэтому выходной слой состоял из одного нейрона (см. рисунок ??):

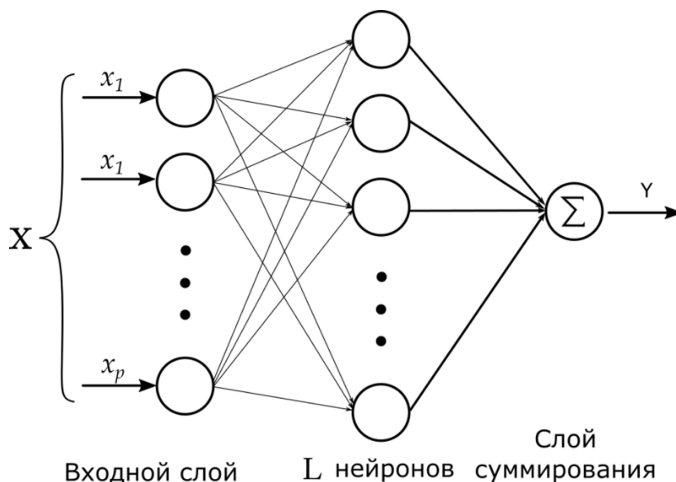


Рисунок 5. Архитектура используемой нейронной сети

Дальнейшее предсказание осуществляется с помощью использования техники скользящего окна, размер которого составлял шесть элементов.

Тренировочный набор «trainX» — записи, каждая из которых содержит количество признаков, равное размеру скользящего окна. В качестве «trainY» принимается значение временного ряда, которое следует за последним элементом временного окна. С помощью сформированного набора данных выполнялось обучение сети с количеством эпох равным 100. Результаты проведенного эксперимента представлены на рисунке ??, который графически отображает близость между исходными и прогнозными наблюдениями.

Оранжевым цветом изображен график, полученный с помощью обучающей выборки, зеленым — с помощью тестовой. Погрешность обучения сети составила 0.21 RMSE, погрешность прогнозирования на тестовой выборке — 0.21 RMSE, что является достаточно приемлемым результатом. Дальнейшее увеличение количества эпох для обучения сети не приносило положительного результата. Изменение размера скользящего окна в большую сторону также не позволяло добиться лучшего результата.

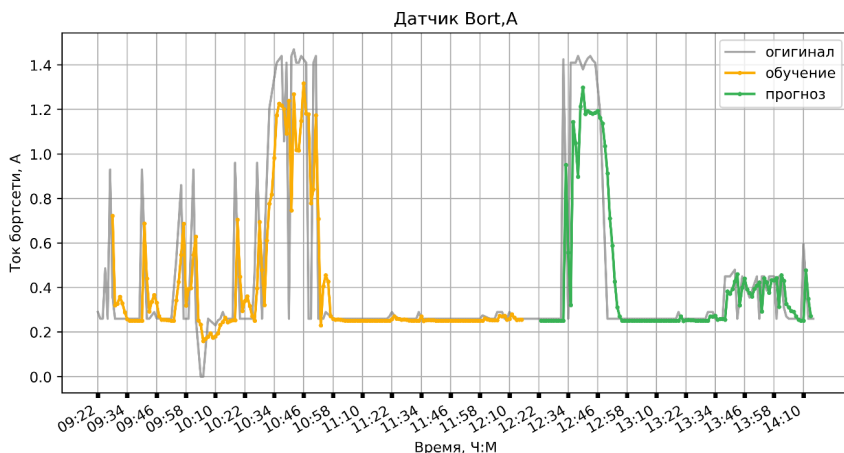


Рисунок 6. Прогнозирование с помощью сети прямого распространения

## 4.2. Одноэтапное прогнозирование с помощью LSTM-сети

Значения  $t_1, t_2, \dots, t_n$  в наборе данных «trainX», сформированные в соответствии с размером скользящего окна  $n$ , использовались в качестве разных признаков одного объекта. Однако сформированный ранее набор данных для обучения с учителем можно использовать иначе: принять значения  $t_1, t_2, \dots, t_n$ , записанные в разные промежутки времени, в качестве одного признака объекта. Сформулированную таким образом задачу поможет решить рекуррентный LSTM-слой нейронной сети (long short-term memory) [bib:link22].

Библиотека «keras», которая содержит реализацию LSTM, предоставляет возможность реализовать влияние совершенных предсказаний на последующие с помощью показателя «timestep». Данный показатель описывает количество временных промежутков, учитываемых рекуррентным LSTM-слоем сети, в принятии решения. В данном случае использовался timestep=6, равный размеру сформированного ранее скользящего окна. В результате LSTM-слой за счет рекуррентной связи будет учитывать влияние последних шести значений. Архитектура полученной сети представлена на рисунке ??.

Эксперимент осуществлялся на той же выборке значений датчика «Bort,A», что и с помощью сети прямого распространения. Результаты представлены на рисунке ??.



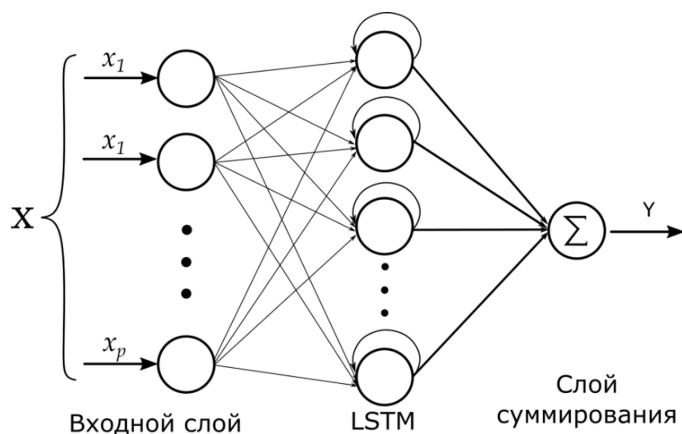


Рисунок 7. Схема работы системы для диагностики КА

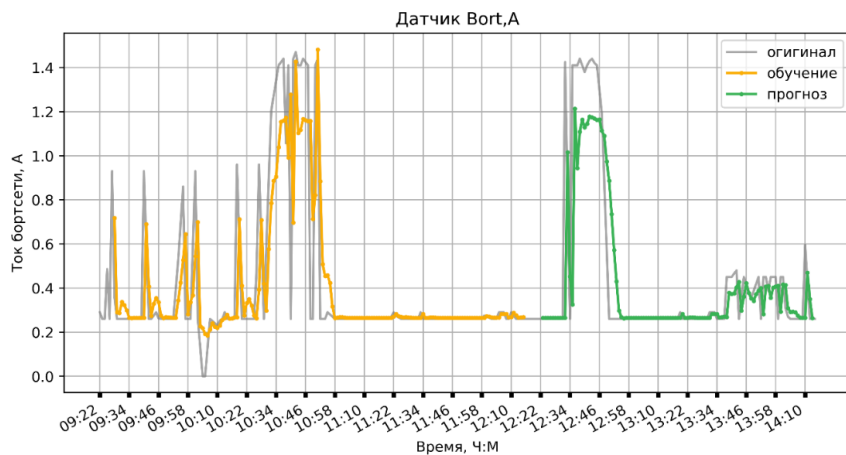


Рисунок 8. Схема работы системы для диагностики КА

Полученные результаты незначительно отличаются от эксперимента с использованием сети прямого распространения. Погрешность обучения сети составила 0.21 RMSE, погрешность на тестовой выборке также 0.21 RMSE.

### 4.3. Многоэтапное и многофакторное прогнозирование

В отличие от прогнозирования на один шаг вперед, задачи многоэтапного прогнозирования являются более сложными, поскольку приходится сталкиваться с различными дополнительными трудностями, такими как накопление ошибок, снижение точности и повышение неопределенности [?bib:link23].

Основными моделями, которые используются для многоэтапного прогнозирования, являются следующие: рекурсивная модель (Recursive), прямая модель (Direct), рекурсивно-прямая модель (DirRec), ММО-модель (Multi-Input Multi-Output).

Задача многоэтапного прогнозирования временного ряда заключается в предсказании следующих  $H$  значений  $[y_{N+1}; \dots; y_{N+H}]$  временного ряда  $[y_1; \dots; y_N]$ , состоящего из  $N$  наблюдений, где  $H > 1$  — горизонт прогнозирования. Введем следующие обозначения:  $f$  — функциональная зависимость между прошлыми и будущими наблюдениями,  $d$  — число прошлых значений, используемых для предсказания будущего значения,  $w$  — показатель, который включает в себя ошибку моделирования, возмущения и шум.

Рекурсивная модель (Recursive model) является самой старой и наиболее интуитивной моделью прогнозирования, которая достаточно широко использовалась на практике [?bib:link23, ?bib:link25, ?bib:link26]. В этой схеме одна модель  $f$  обучается выполнять прогнозирование на один шаг вперед, т.е.  $y_{t+1} = f(y_t, \dots, y_{t-d+1}) + w$ , где  $t \in \{d, \dots, N-1\}$ . При прогнозировании на  $H$  шагов вперед с помощью сконструированной модели изначально предсказывается первый шаг. Затем последнее спрогнозированное значение используется в качестве части входных данных для прогнозирования следующего шага.

Данная последовательность действий повторяется до тех пор, пока не будет спрогнозирован весь горизонт. Наличие выбросов или нечеткого тренда в исходных данных способно значительно снизить качество прогнозирования с помощью рекурсивной модели, если количество интервалов предсказания является значительным.

Использование сгенерированных моделью данных вместо реальных данных предметной области способно значительно повлиять на качество прогнозирования. Полученная погрешность на предыдущем этапе

прогнозирования приводит к еще большей погрешности на последующем этапе, что ведет к рекурсивному увеличению неточности.

Прямая модель (Direct model), называемая независимой [?bib:link25], заключается в прогнозировании каждого элемента горизонта независимо от других. Другими словами, для предсказания горизонта  $H$  осуществляется обучение моделей  $f_h$  (по одной модели на каждый элемент горизонта) из временного ряда

$$[y_1; \dots; y_N], y_{t+h} = f_h(y_t, \dots, y_{t-d+1}) + w,$$

где  $t \in \{d, \dots, N-1\}$  и  $h \in \{1, \dots, H\}$ . Суммарный прогноз будет являться объединение предсказаний, выполненных обученными моделями:  $\hat{y}_{N+h} = \widehat{f_h}(y_N, \dots, y_{N-d+1})$ . Таким образом, в прямой модели все прогнозы выполняются независимо друг от друга, поэтому данная модель не подвержена накоплению ошибок.

Достаточно часто данные предметной области обладают определенной зависимостью между собой. При использовании описанного выше подхода все модели обучаются независимо друг от друга, в результате чего возможная корреляция данных не используется в ходе прогнозирования. Игнорирование факта влияния данных друг на друга не всегда является качественной стратегией предсказания [?bib:link28a, ?bib:link28b]. Недостатком данной модели являются значительные временные затраты на вычисления, поскольку необходимо обучить количество моделей, равное размеру горизонта прогнозирования.

Прямо-рекурсивная модель (DirRec model) включает конструкционные особенности рекурсивной и прямой модели. В данном подходе значение каждого интересующего временного интервала прогнозируется с помощью отдельно обученной модели, как реализовано в прямой модели. Дополнительно модель использует методику рекурсивного подхода, подавая на вход предсказанные значения и используя их в качестве исходных данных для осуществления прогнозирования.

Модель «DirRec» обучает  $H$  моделей  $f_h$  из временного ряда  $[y_1; \dots; y_N], y_{t+h} = f_h(y_{t+h-1}, \dots, y_{t-d+1}) + w$ , где  $t \in \{d, \dots, N-H\}$  и  $h \in \{1, \dots, H\}$ . Для получения прогнозов модели используются следующим образом:

$$\hat{y}_{N+h} = \begin{cases} \widehat{f_h}(y_N, \dots, y_{N-d+1}) & \text{если } h = 1; \\ \widehat{f_h}(\hat{y}_{N+h-1}, \dots, \hat{y}_{N+1}, y_N, \dots, y_{N-d+1}) & \text{если } h \in \{2, \dots, H\}. \end{cases}$$

Рассмотренные модели обладают архитектурой, предполагающей единственный выход. Однако, наличие одного выхода у модели может привести к потере учета вероятностной (или стохастической) зависимости прогнозируемых данных между собой. Поиски решения описанной проблемы привели к созданию модели «ММО» (Multi-Input Multi-Output), обладающей сразу несколькими выходами.

Модель с такой архитектурой позволяет учитывать зависимость предсказанных на разных этапах значений между собой, что при определенных обстоятельствах способно внести положительный вклад в качество прогнозирования. Принцип использования описанного подхода заключается в обучении многовыходной модели  $f$  с помощью временного ряда  $[y_1; \dots; y_N]$ :  $[y_{t+H}, \dots, y_{t+1}] = f(y_t, \dots, y_{t-d+1}) + W$ , где  $t \in \{d, \dots, N - H\}$ ,  $f: R^d \rightarrow R^H$  обозначает вектор входных параметров, а  $W \in R^H$  — вектор зашумленности исходной выборки [bib:link29]. Многовыходная модель  $\hat{f}$  генерирует значения для каждого шага горизонта прогнозирования,  $[\hat{y}_{t+H}, \dots, \hat{y}_{t+1}] = \hat{f}(y_t, \dots, y_{t-d+1})$ .

Основная идея модели «ММО» заключается в сохранении стохастической зависимости между прогнозируемыми значениями, характеризующей временной ряд. Эта модель избегает предположения о условной независимости, которое делает прямая модель, а также накопления ошибок, от которых страдает рекурсивная модель. Для прогнозирования показания датчика телеметрии на несколько временных интервалов использовалась нейронная сеть прямого распространения.

Входной слой данной сети, как и в используемой для одноэтапного прогнозирования ИНС, содержит число нейронов, равное размеру скользящего окна (см. рисунок ??). Общее количество используемых скрытых слоев равнялось трем с количеством нейронов от 4 до 8. Количество выходов нейронной сети было равным числу предсказываемых временных интервалов, которое в данном случае составило 3.

Для обучения данной сети исходный временной ряд показаний датчика преобразовывался к виду, похожему на уже используемый в одноэтапном прогнозировании (см. таблицу ??). Разница заключается в размерности массива характеристик «trainY», который в данном случае содержит три признака для каждой записи сформированных данных. Записи таблицы, содержащие пропуски, удаляются перед выполнением обучения сети. С помощью сформированных данных нейронная сеть обучалась 100 эпох. Далее осуществлялась попытка

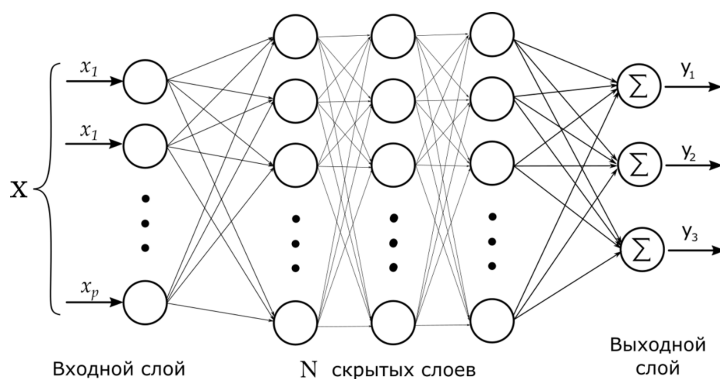


РИСУНОК 9. Схема работы системы для диагностики КА

ТАБЛИЦА 1. Формирование данных методом скользящего окна

№2	trainX						trainY		
	t-6	t-5	t-4	t-3	t-2	t-1	t	t+1	t+2
0	0.29	0.26	0.26	0.486	0.26	0.3579	0.26	0.275	0.29
1	0.26	0.26	0.486	0.26	0.3579	0.26	0.275	0.29	0.2616
2	0.26	0.486	0.26	0.3579	0.26	0.275	0.29	0.2616	
3	0.486	0.26	0.3579	0.26	0.275	0.29	0.2616		
4	0.26	0.3579	0.26	0.275	0.29	0.2616			
5	0.3579	0.26	0.275	0.29	0.2616				
6	0.26	0.275	0.29	0.2616					
7	0.275	0.29	0.2616						
8	0.29	0.2616							
9	0.2616								

прогнозирования на большее количество временных интервалов. Число выходов сети было увеличено до 5.

С помощью соответствующим образом преобразованного набора датчика выполнялось обучение ИНС (60 эпох). Результаты предсказания временного ряда представлены на рисунке ??, на котором для наглядности отображены прогнозные значения через один, три и пять интервалов.

Погрешность для первого интервала составила 0.2077 RMSE, второго интервала 0.2467 RMSE, третьего интервала 0.2484, четвертого интервала 0.2892 и пятого — 0.3306. С увеличением горизонта

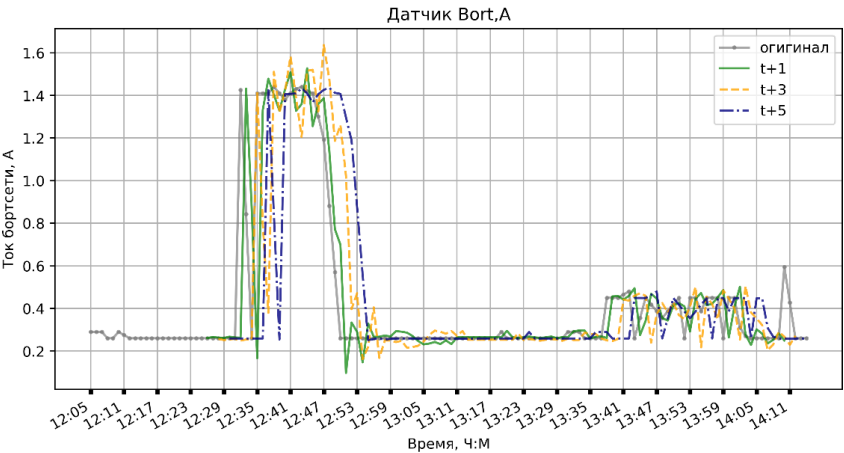


Рисунок 10. Прогнозирование на пять временных интервалов

прогнозирования погрешность сильно возрастает.

Аналогично осуществлялось прогнозирование на несколько временных интервалов с помощью LSTM-сети, архитектура которой показана на рисунке ??:

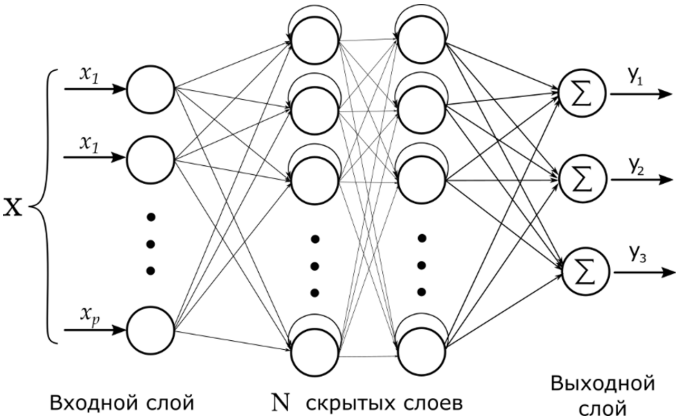


Рисунок 11. Архитектура LSTM-сети для многоэтапного прогнозирования

Данная сеть содержала два скрытых слоя с количеством нейронов от 4 до 8. Количество признаков, учитываемых рекуррентным LSTM-слоем,

было увеличено с 6 до 10, что позволило осуществлять прогнозирование несколько точнее.

Нейронная сеть обучалась порядка 50 эпох, с дальнейшим увеличением числа эпох обучения наблюдался эффект переобучения. На рисунке ?? представлены результаты прогнозирования сетью на три временных интервала.

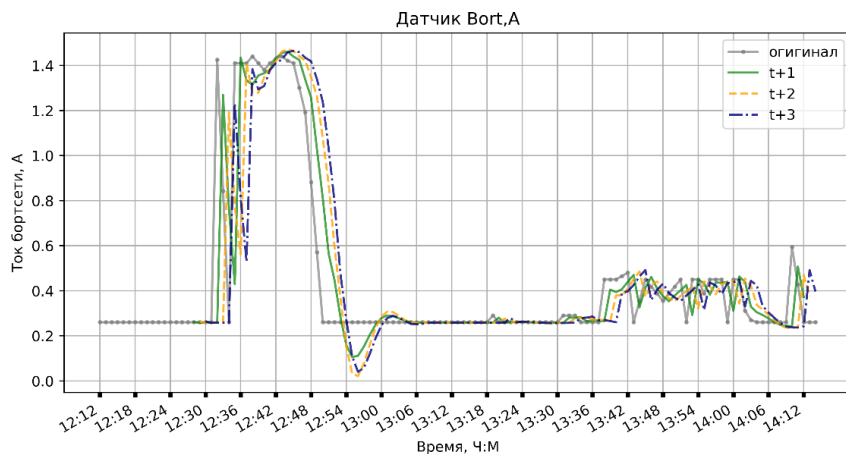


РИСУНОК 12. Результат прогнозирования LSTM-сетью

Для первого временного интервала погрешность составила 0.1966 RMSE, второго интервала — 0.2463 RMSE, третьего интервала — 0.2473 RMSE. С помощью LSTM-сети удалось выполнить предсказание немного точнее. С помощью похожей архитектуры сети была предпринята попытка прогнозирования на пять временных интервалов, как уже выполнялось ранее. Количество нейронов выходном слое увеличилось с 3 до 5. Результаты прогнозирования представлены на рисунке ??.

Погрешность в данном случае составила 0.1938 RMSE, второго интервала 0.2427 RMSE, третьего интервала 0.2436, четвертого интервала 0.2894 и пятого — 0.3310. Как и в случае с нейронной сетью прямого распространения, погрешность значительно увеличивается с увеличением горизонта предсказания.

Многофакторное прогнозирование учитывает факт возможности одновременного наличия значительного числа временных рядов, коррелирующих между собой в определенной степени, появилась

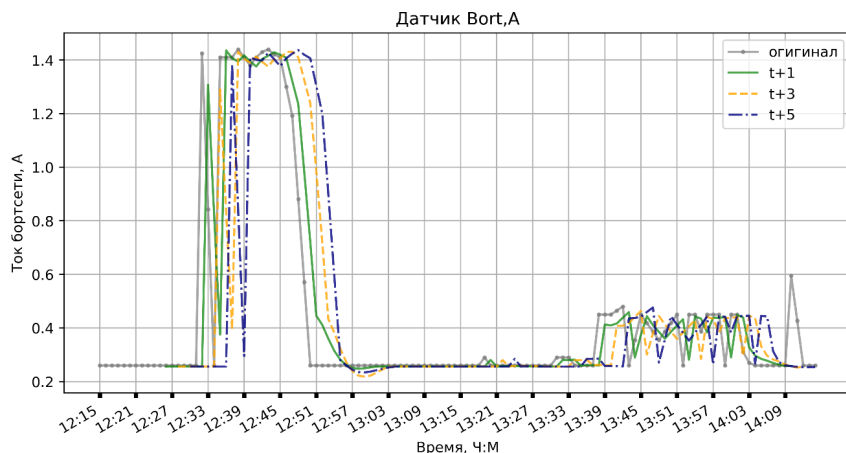


Рисунок 13. Предсказание LSTM-сетью на пять временных интервалов

проблема выявления динамики и зависимости между ними в разумные сроки для осуществления своевременных прогнозов.

Для улучшения точности прогнозирования с помощью использованной ранее нейронной сети были отобраны наиболее коррелирующие к «Bort,A» датчики бортовых систем КА. Формирование данных для нейронной сети осуществлялось с помощью техники скользящего окна, как и ранее. Отличие заключается только в увеличении признаков в таблице, приходящийся на один интервал времени. Таким образом, для каждого временного интервала в сформированной выборке содержатся показания всех отобранных коррелирующих датчиков, как показано в таблице ??.

Рассмотрим прогнозирование данных от датчика с помощью сети прямого распространения и LSTM-сети. Обучение сети осуществлялось порядка 100 эпох с помощью сформированных данных. Архитектура ИНС существенно не изменялась, за исключением адаптации входного слоя под расширенный вид входных данных. Результаты прогнозирования временного ряда данной сетью на пять временных интервалов представлены на рисунке ??.

Погрешность для случая многофакторного прогнозирования составила 0.1737 RMSE, второго интервала 0.2077 RMSE, третьего интервала 0.2197 RMSE, четвертого интервала 0.2547 RMSE и пятого —



ТАБЛИЦА 2. Формирование данных методом скользящего окна

№	trainX						trainY		
	t-6	t-5	t-4	t-3	t-2	t-1	t	t+1	t+2
0	0.29	0.26	0.26	0.486	0.26	0.3579	0.26	0.275	0.29
1	0.26	0.26	0.486	0.26	0.3579	0.26	0.275	0.29	0.2616
2	0.26	0.486	0.26	0.3579	0.26	0.275	0.29	0.2616	
3	0.486	0.26	0.3579	0.26	0.275	0.29	0.2616		
4	0.26	0.3579	0.26	0.275	0.29	0.2616			
5	0.3579	0.26	0.275	0.29	0.2616				
6	0.26	0.275	0.29	0.2616					
7	0.275	0.29	0.2616						
8	0.29	0.2616							
9	0.2616								

ТАБЛИЦА 3. Вид сформированных данных для многофакторного и многоэтапного прогнозирования

№	trainX						trainY	
	Tnap,C...Bort,A (t-6)	Tnap,C...Bort,A (t-6)	Tnap,C...Bort,A (t-5)	Tnap,C...Bort,A (t-5)	Tnap,C...Bort,A (t-1)	Tnap,C...Bort,A (t-1)	Bort,A...Bort,A (t)	Bort,A...Bort,A (t+4)
0	0.39	0.26	0.27	0.486	0.84	0.26	0.93	0.29
1	0.27	0.486	0.36	0.26	0.36	0.93	0.595	0.2616
2	0.36	0.26	0.586	0.93	0.39	0.595	0.26	0.74
3	0.586	0.93	0.36	0.3579	0.22	0.26	0.275	0.66
4	0.36	0.3579	0.84	0.26	0.83	0.275	0.29	0.23
5	0.84	0.26	0.36	0.93	0.35	0.29	0.2616	0.26
6	0.36	0.93	0.39	0.595	0.33	0.2616	0.74	0.75
7	0.39	0.595	0.27	0.26	0.22	0.74	0.26	0.26

0.2369 RMSE. Используя для обучения нейронной сети показания наиболее коррелирующих датчиков, удалось добиться приемлемой погрешности прогнозирования.

Далее прогнозирование осуществлялось с помощью LSTM-сети, архитектура которой не изменялась относительно предыдущих экспериментов. Формирование данных и процесс обучения также остались прежними. Результаты прогнозирования представлены на рисунке ??.

Погрешность для случая многофакторного прогнозирования составила 0.1965 RMSE, второго интервала 0.2372 RMSE, третьего

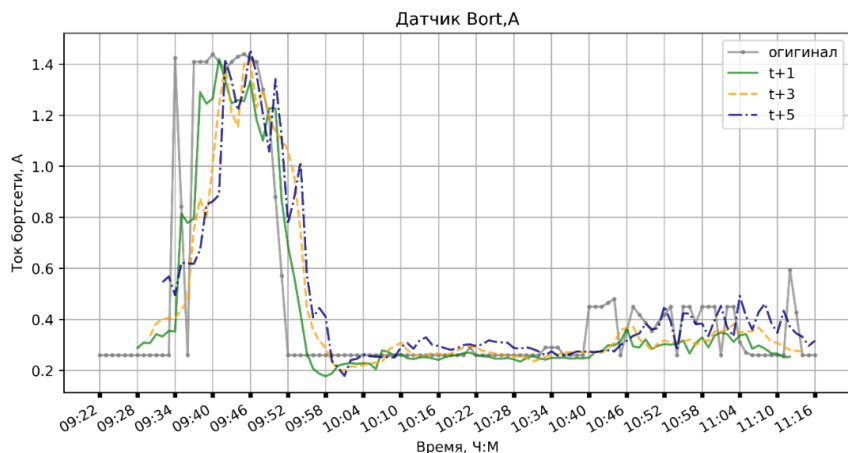


Рисунок 14. Многофакторное прогнозирование с использованием сети прямого распространения

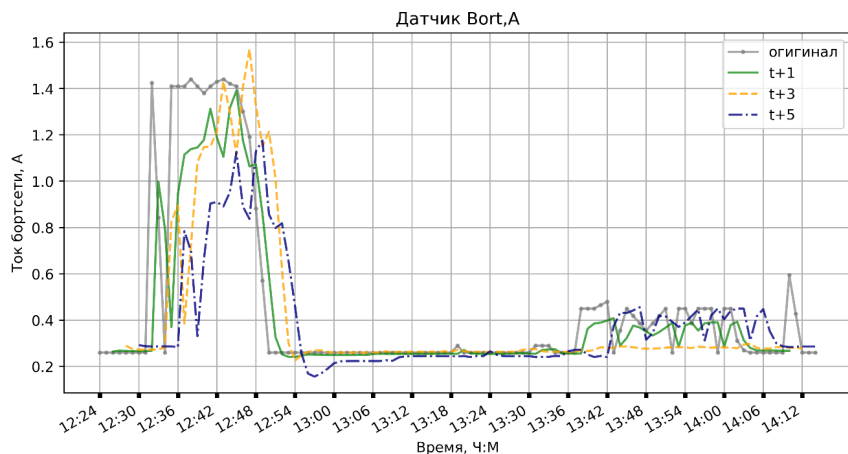


Рисунок 15. Многофакторное прогнозирование с использованием LSTM-сети

интервала 0.2607 RMSE, четвертого интервала 0.3041 RMSE и пятого — 0.3148 RMSE. Данный результат уступает полученному ранее с помощью сети прямого распространения во всех прогнозируемых временных интервалах.

Для предсказания выхода показаний датчика за его рабочий

диапазон была взята выборка, представленная на рисунке ?? . Для датчика «Bort,A» рабочий диапазон составляет 0.1-3.5 А.

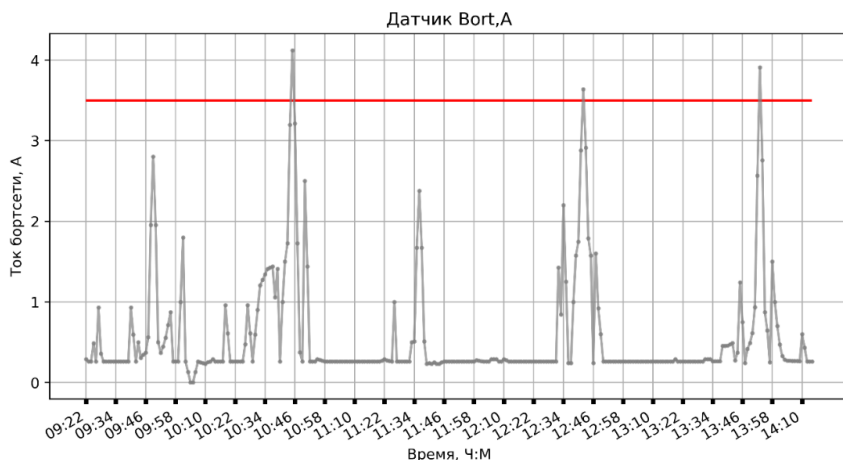


Рисунок 16. Выборка показаний датчика, содержащая выходы из его рабочего диапазона

Для многофакторного прогнозирования с использованием коррелирующих датчиков были применены нейронная сеть прямого распространения, LSTM-сети. На рисунке ?? представлен результат прогнозирования сетью прямого распространения.

Погрешность для первого временного интервала составила 0.2937 RMSE, третьего — 0.3993 RMSE и пятого — 0.4954 RMSE. Изменения размера скользящего окна или количества коррелирующих датчиков не помогли улучшить точность прогнозирования.

Количество эпох обучения LSTM-сети было снижено до 30, так как при дальнейшем увеличении данного количества возникал эффект переобучения сети с последующим ростом погрешности. Результаты прогнозирования с помощью данной сети представлены на рисунке ?? : Нейронной сети удается уловить общее направление тренда, но в точках выхода показаний датчика за рабочий диапазон точность прогнозирования является крайне низкой. Погрешность для первого временного интервала составила 0.3368 RMSE, третьего — 0.4531 RMSE и пятого — 0.5604 RMSE.

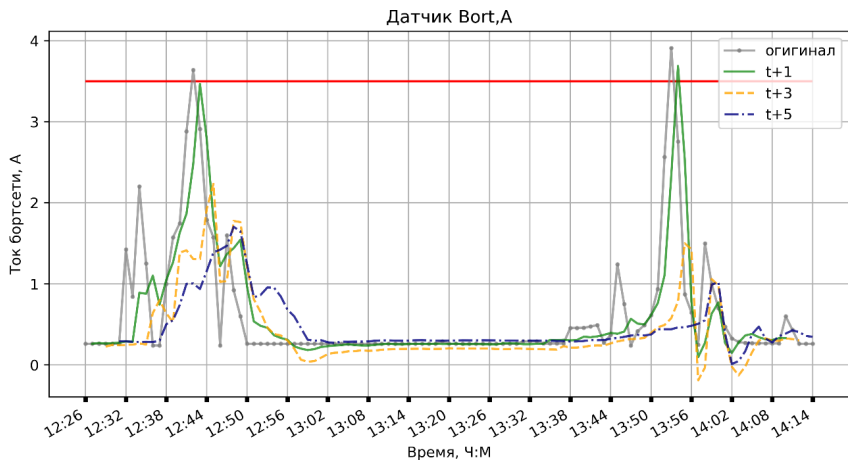


Рисунок 17. Прогнозирование с помощью сети прямого распространения

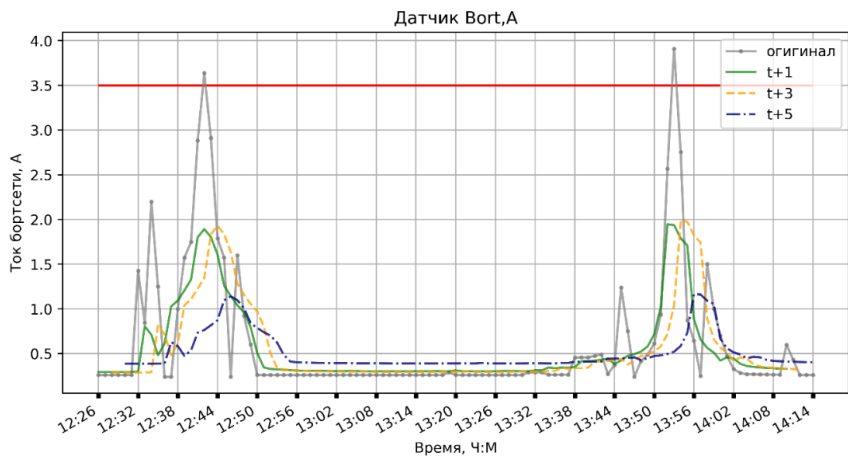


Рисунок 18. Прогнозирование показаний датчика с помощью LSTM-сети

Для улучшения точности прогнозирования была выполнена корректировка формирования данных и процесса обучения нейронной сети. Размер скользящего окна был уменьшен до трех временных интервалов, количество показаний датчиков в обучающей выборке было уменьшено до четырех наиболее коррелирующих. Результаты прогнозирования

после осуществления корректировки представлены на рисунке ??.

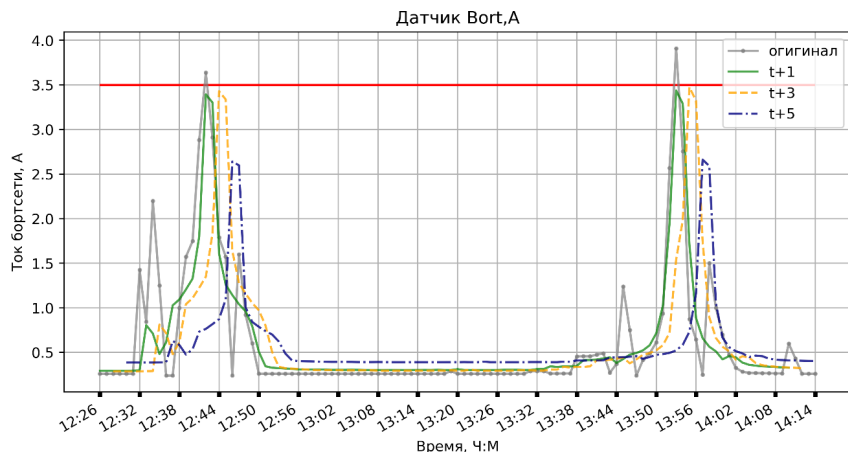


Рисунок 19. Прогнозирование выхода показаний датчика за рабочий диапазон

Из рисунка видно, что выход за рабочий диапазон датчика удастся определить при прогнозировании на три и иногда на пять временных интервалов вперед. Погрешность для первого временного интервала составила 0.2368 RMSE, третьего — 0.2531 RMSE и пятого — 0.2860 RMSE.

## 5. Когнитивная визуализация радиотехнических сигналов

Существенный вклад в развитие методов когнитивной графики, визуализации и управления отображением информации внесен отечественными исследователями. К ним следует отнести Д.А. Поспелова, А.А. Зенкина, А.А. Башлыкова, М.Н. Бурдаева, В.И. Бойко, А.Е. Янковскую, В.Г. Гришина, А.Ю. Зиновьева, В.Л. Горохова, Ю.В. Новоселова, А.Н. Анохина, Л.В. Массель, Н.Г. Чернышова, В.Н. Решетникова, М.В. Михайлюка, И.А. Осадчую. Среди зарубежных исследований можно выделить работы R.M. Axelrod, E. Kleiberg, H. van de Wetering, J.J. van Wijk, F. Beck, M. Burch, T. Munz, L. Silvestro, D. Weiskopf, H. Janetzko, F. Stoffel, S. Mittelstädt, D.A. Keim, H. Song, Chr.W. Muelder, K.-L. Ma, E.T. Stoneking, S. Neerav, D.J. Chai, Nan

Cao, Yu-Ru Lin, D. Gotz, Fan Du, A. Lex, M. Krstajić, V.H.A. Soares, dos Santos J.A., M.C. Naldi, D.E. Kieras, T. Höllt, F. Fischer.

Для операторов НС КИС необходима разработка специальных программных средств, предназначенных, в том числе, для поддержки принятия решений и обучения особенностям сигналов и помех [?bib:link30, ?bib:link31]. Далее представлен разработанный метод графического представления временных последовательностей, который позволяет визуально классифицировать радиотехнический сигнал и обнаружить шум в этом сигнале.

Анализ радиотехнических сигналов проведен в несколько этапов:

- (1) определение числовых признаков типовых сигналов;
- (2) ранжирование и отбор признаков, формирующих наиболее информативный когнитивный графический образ;
- (3) построение графических образов, визуализирующих многомерный вектор из признаков сигнала.

### **5.1. Формирование когнитивного образа радиотехнических сигналов на основе полярной развертки, оптимизация набора различных признаков**

Предлагается использовать в качестве когнитивно-графических образов контурные представления сигналов по методу полярной развертки. Каждая точка образа  $\rho(\phi) = \sum_{k=1}^n x_k \sin(k\phi)$  представляет собой комбинацию всех данных вектора  $x = (x_1, \dots, x_n)$ , элементами которого являются информативные параметры сигнала.

Порядок координат вектора не является случайным: первые координаты вектора определяют характер низкочастотных компонент изображения (ориентацию, симметрию и т.п.), а последние координаты — высокочастотных (локальных признаков). При этом каждая  $i$ -ая точка контура имеет координаты  $(\varphi, \rho(\varphi))$ , где  $\varphi = \overline{0, 1, 2, \dots, 360}$ . Ниже перечислены информативные параметры сигнала, включенные в контурный образ полярной развертки.

- (1) Средняя мощность для дискретного сигнала  $P_{\text{ср}} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} s_n^2$ , где  $N$  — число дискретных отсчетов сигнала,  $s_n$  — значения дискретных отсчетов сигнала

- (2) Среднее квадратичное значение за период дискретизации сигнала  $\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} s_n^2}$

- (3) Среднее значение за период дискретизации сигнала  $M[S] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} s_n$
- (4) Среднее выпрямленное значение за период дискретизации сигнала  $\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |s_n|$
- (5) Сумма амплитудно-частотных характеристик (АЧХ)  $\sum_{m=0}^{N-1} \sqrt{A_m^2 + B_m^2}$ , где  $A_m = \sum_{n=0}^{N-1} s_n \cos(2\pi n m / N)$ ,  $B_m = \sum_{n=0}^{N-1} s_n \sin(2\pi n m / N)$
- (6) Энергия дискретного сигнала  $E = \sum_{n=0}^{N-1} s_n^2$
- (7) Длительность дискретного сигнала  $T = N * \Delta t$ , где  $N$  — число дискретных отсчетов,  $\Delta t$  — период дискретизации
- (8) Эффективная ширина спектра сигнала — полоса частот, в пределах которой сосредоточена основная энергия сигнала. При лепестковом характере спектра за эффективную ширину спектра можно принять ширину главного лепестка [[bib:link31](#)]  
 $\Delta\omega_{\text{эф}} = \frac{1}{F_{\text{max}}} \sum_{n=0}^{N-1} F(\omega)$ , где  $F(\omega)$  — односторонний спектр мощности,  $F_{\text{max}} = \max(F(\omega))$
- (9) База сигнала — произведение длительности сигнала на ширину его спектра  $B = T F$
- (10) Отношение шум/сигнал  $\frac{\sigma[S]}{M[S]}$ , где  $\sigma[S]$  — среднеквадратическое отклонение сигнала,  $M[S]$  — среднее значение сигнала
- (11) Динамический диапазон  $D = 10 \lg \frac{P_{\text{max}}}{P_{\text{min}}}$ , где  $P_{\text{max}}$  — максимальная мгновенная мощность сигнала,  $P_{\text{min}}$  — минимальная мгновенная мощность сигнала
- (12) Объем передаваемой информации  $V = \Delta\omega_{\text{эф}} T D$
- (13) Дисперсия  $D[S] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (s_n - M[S])^2$
- (14) Среднеквадратическое отклонение  $\sigma = \sqrt{D[S]}$
- (15) Норма сигнала  $\|s\| = \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} s_n^2}$
- (16) Минимальное значение сигнала на периоде дискретизации  $s_{\text{min}}$
- (17) Максимальное значение сигнала на периоде дискретизации  $s_{\text{max}}$
- (18) Размах сигнала  $s_{\text{max}} - s_{\text{min}}$
- (19) Экстремальное отклонение от среднего значения  $\max |s_n - M[S]|$
- (20) Минимальное значение действительной части спектра  $\min(A_m)$
- (21) Максимальное значение действительной части спектра  $\max(A_m)$

- (22) Разность между максимальным и минимальным значениями действительной части спектра  $\max(A_m) - \min(A_m)$
- (23) Сумма значений действительной части спектра  $\sum_{m=0}^{N-1} A_m$
- (24) Минимальное значение мнимой части спектра  $\min(B_m)$
- (25) Максимальное значение мнимой части спектра  $\max(B_m)$
- (26) Разность между максимальным и минимальным значениями мнимой части спектра  $\max(B_m) - \min(B_m)$
- (27) Сумма значений мнимой части спектра  $\sum_{m=0}^{N-1} B_m$
- (28) Минимальное значение АЧХ  $\min(R_m)$ , где  $R_m = \sqrt{A_m^2 + B_m^2}$
- (29) Максимальное значение АЧХ  $\max(R_m)$
- (30) Разность между максимальным и минимальным значениями АЧХ  $\max(R_m) - \min(R_m)$
- (31) Интервал корреляции  $\tau_K = \frac{\pi}{2\Delta\omega_{\text{эф}}}$
- (32) Минимальное значение фазочастотной характеристики (ФЧХ)  $\min(\varphi_m)$ , где  $\varphi_m = \arctg\left(\frac{-B_m}{A_m}\right)$
- (33) Максимальное значение ФЧХ  $\max(\varphi_m)$
- (34) Разность между максимальным и минимальным значениями ФЧХ  $\max(\varphi_m) - \min(\varphi_m)$
- (35) Сумма ФЧХ  $\sum_{m=1}^{N-1} \varphi_m$
- (36) Текущий спектр за промежуток времени  $T$   $S_T = \sum_{m=0}^{N-1} R_m e^{j\varphi_m}$
- (37) Отношение сигнал/шум в децибелах (дБ)  $Q = 10 \lg \frac{P_{\text{ср}}}{D[S]}$ , где  $P_{\text{ср}}$  — средняя мгновенная мощность сигнала
- (38) Максимальная пропускная способность канала  $C = \Delta\omega_{\text{эф}} \log_2(1 + Q)$
- (39) Интеграл вероятности [bib:link33]  $\Phi(s) = \sum_{n=0}^{N-1} e^{-s_n^2/2}$
- (40) Среднеквадратическое значение напряжения шума [bib:link34]  $\sqrt{F_{\text{max}} \Delta\omega_{\text{эф}}}$

## 5.2. Разработка алгоритмов ранжирования признаков по информационной значимости

Задача ранжирования формулируется как поиск сочетания признаков, правильно распознающих ситуацию (радиотехнический сигнал).



При этом возможны как формализованный подход к определению информативности признака, так и экспертный подход.

Перестановки координат в векторе информативных параметров  $x = (x_1, \dots, x_n)$  могут существенно изменять возможности обнаружения отличий между когнитивными образами для разнотипных сигналов. Так как представление одним контуром более двадцати-тридцати различных  $x_k$  является неэффективным, то следует снизить размерность признакового пространства.

Ранжирование признаков по убыванию информативности повышает селективность полярной развертки кривой со спектром, задаваемым вектором  $x$ . Предлагается формировать и ранжировать набор значимых признаков путем применения алгоритмов «Add» и «Del» [?bib:link35a, ?bib:link35b], в качестве фитнес-функции использована метрика Евклида-Махаланобиса [?bib:link36].

С помощью меры оценивались расстояния от тестовых сигналов до классов из обучающей выборки, содержащих как эталонные образцы сигналов, так и зашумленные сигналы. В качестве меры качества классификации выбрана  $F$ -мера [?bib:link37]:  $F = 2 \frac{PR}{P+R}$ , где  $P$  — точность распознавания,  $R$  — полнота распознавания.

Сочетание методов «Del» и «Add» выполняется следующим образом:

- (1) Сначала производится сортировка информативных признаков по методу «Add».
- (2) Затем производится инверсия полученного набора признаков, ранжированных по убыванию информативности.
- (3) Далее выполняется повторное ранжирование признаков, но по методу «Del».
- (4) Получаем вектор признаков, ранжированных по возрастанию информативности.
- (5) Выполняется инверсия полученного вектора признаков.

Аналогично выполняется сочетание методов «Add» и «Del». Сначала производится сортировка информативных признаков по методу «Del». Затем производится инверсия полученного набора признаков, ранжированных по возрастанию информативности. Далее, выполняется повторное ранжирование признаков, но по методу «Add». Получаем вектор признаков, ранжированных по убыванию информативности (см. таблицу ??).

Оператору предоставляется динамика изменения сигнала, визуализирующая когнитивный образ для каждого периода. Длина периода для одного колебания вычисляется по формуле  $T = 2\pi/\phi_0$ , где  $\phi_0$  — значение фазочастотной характеристики, соответствующее максимальному значению амплитудно-частотной характеристики.

ТАБЛИЦА 4. Признаки, ранжированные ( $\mathcal{P}$ ) по убыванию информативности методами «Add» и «Del»

$\mathcal{P}$	№	Наименование
1	10	Динамический диапазон
2	37	Максимальная пропускная способность канала
3	38	Интеграл вероятности
4	30	Интервал корреляции
5	5	Энергия
6	7	Эффективная ширина спектра сигнала
7	35	Текущий спектр
8	9	Отношение шум/сигнал вычисляется делением среднеквадратического отклонения на среднее значение
9	4	Сумма амплитудно-частотных характеристик
10	26	Сумма значений мнимой части спектра
11	11	Объем передаваемой информации
12	8	База сигнала
13	12	Дисперсия
14	16	Максимальное значение сигнала на периоде дискретизации
15	15	Минимальное значение сигнала на периоде дискретизации
16	34	Сумма ФЧХ
17	22	Сумма значений действительной части спектра
18	14	Норма сигнала
19	39	Среднеквадратическое значение напряжения шума
20	36	Отношение сигнал/шум в децибелах
21	6	Длительность дискретного сигнала
22	18	Экстремальное отклонение от среднего значения
23	2	Среднее значение за период дискретизации сигнала
24	13	Среднеквадратическое отклонение
25	25	Разность между максимальным и минимальным значениями мнимой части спектра
26	19	Минимальное значение действительной части спектра
27	27	Минимальное значение АЧХ
28	24	Максимальное значение мнимой части спектра
29	29	Разность между максимальным и минимальным значениями АЧХ
30	17	Размах сигнала
31	3	Среднее выпрямленное значение за период дискретизации сигнала
32	23	Минимальное значение мнимой части спектра
33	1	Среднее квадратичное значение за период дискретизации сигнала
34	0	Средняя мощность
35	28	Максимальное значение АЧХ
36	21	Разность между максимальным и минимальным значениями действительной части спектра
37	20	Максимальное значение действительной части спектра
38	33	Разность между максимальным и минимальным значениями ФЧХ
39	32	Максимальное значение ФЧХ
40	31	Минимальное значение фазочастотной характеристики

Пусть  $P = \{P_1, \dots, P_u, \dots, P_s\}$  — обучающая выборка из  $s$  типов сигналов ( $s = 15$ ).  $P_u$  — множество прецедентов в подвыборке с номером  $u$  (см. таблицу ??).

ТАБЛИЦА 5. Сигналы обучающей выборки

Группа	Тип	Количество
1	амплитудно-модулированный сигнал	3
2	функция Дирихле $\text{diric}(x) = \frac{\sin(nx/2)}{n \sin(x/2)}$	4
3	функция Дирихле с шумом	3
4	импульс Гаусса	3
5	радиоимпульс	3
6	радиоимпульс с шумом	2
7	последовательность прямоугольных импульсов с шумом	1
8	последовательность пилообразных сигналов	1
9	последовательность пилообразных сигналов с шумом	2
10	синусоидальный сигнал	4
11	синусоидальный сигнал с шумом	3
12	последовательность прямоугольных импульсов	3
13	последовательность прямоугольных импульсов с шумом	3
14	последовательность треугольных импульсов	3
15	последовательность треугольных импульсов с шумом	2

**Алгоритм 1** (выделение и нормализация информативных параметров. Формирование учебной выборки)

**Дано:** набор типовых сигналов, представленных в дискретном виде с шагом 0.2. Каждому типу сигнала в таблице соответствует несколько прецедентов (от одного до четырех).

**Результат:** нормализованная учебная выборка из 40 информативных параметров.

- (1) Вычисляются информативные параметры сигналов для каждого обучающего образца (список 1–40).
- (2) Нормализация полученных характеристик: для каждого информативного параметра по формуле

$$\bar{x}_k^{ub} = \frac{x_k^{ub} - x_{k\_min}}{x_{k\_max} - x_{k\_min}},$$

где  $x_k^{ub}$  — значение  $k$ -го информативного параметра сигнала с номером  $b$  в подвыборке с номером  $u$ ,  $x_{k\_min}$  — минимальное значение  $k$ -го атрибута,  $x_{k\_max}$  — максимальное значение  $k$ -го атрибута.

- (3) Вычисляются математические ожидания нормализованных параметров для всех типов сигналов ( $M_k^u = \frac{1}{N} \sum_{b=1}^N \bar{x}_k^{ub}$ , где  $N$  — количество объектов в подвыборке  $P_u$ ).
- (4) Для каждого типа сигнала вычисляется обратная матрица ковариации, элементы матриц ковариации вычисляются следующим образом:

$$c_{uij} = \frac{1}{N-1} \sum_{b=1}^N (\bar{x}_i^{ub} - M_i^u)(\bar{x}_j^{ub} - M_j^u), i, j = 1, \dots, 40.$$

**Алгоритм 2** (ранжирование признаков: алгоритм «Add»)

**Дано:** InfParamNumbers — вектор номеров информативных признаков. AddSortParams =  $\emptyset$ .

**Результат:** AddSortParams — ранжированный по росту информативности вектор номеров информативных параметров.

- (1) Если вектор номеров атрибутов InfParamNumbers пуст, перейти к шагу 7.
- (2) Вектор AddSortParams увеличивается на один элемент справа, ему присваивается номер первого атрибута из вектора InfParamNumbers.
- (3) Выполняется распознавание последовательности AddSortParams.
- (4) Вычисляется  $F$ -мера качества распознавания, максимальная  $F$ -мера и номер соответствующего ей атрибута.
- (5) Последнему элементу вектора AddSortParams присваивается номер атрибута, на котором  $F$ -мера максимальна.
- (6) Из вектора InfParamNumbers удаляется номер атрибута, на котором последовательность AddSortParams получила максимальную  $F$ -меру. Переход к шагу 1.
- (7) Изменение порядка ранжированного вектора признаков AddSortParams на обратный.
- (8) Конец.

**Алгоритм 3** (ранжирование признаков: алгоритм «Del»)

**Дано:** AddSortParams; DelAddSortParams — множество номеров информативных признаков, отсортированных по методам «Add» и «Del» соответственно; DelAddSortParams =  $\emptyset$ .

**Результат:** DelAddSortParams — ранжированное по уменьшению информативности множество номеров информативных параметров.

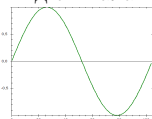
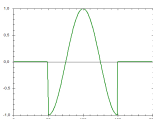
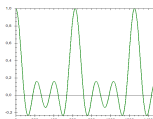
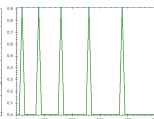
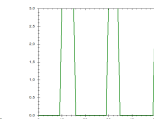
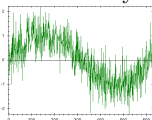
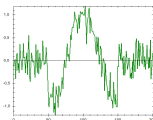
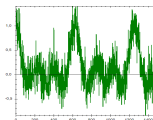
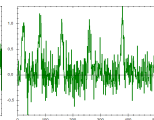
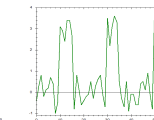
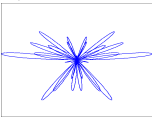
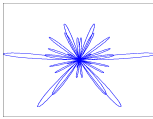
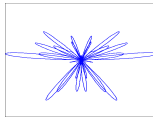
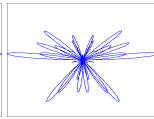
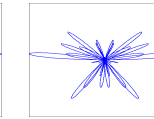
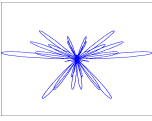
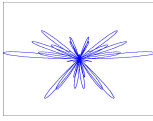
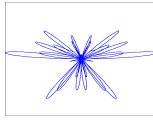
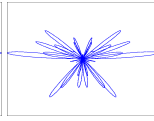
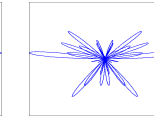
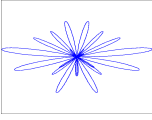
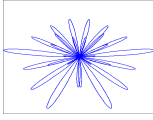
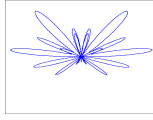
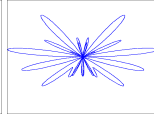
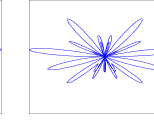
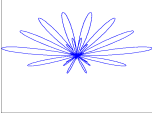
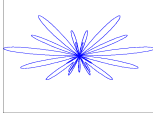
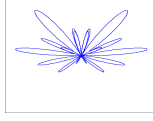
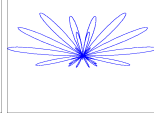
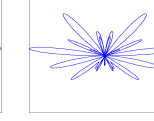
- (1) Если вектор номеров атрибутов AddSortParams пуст, перейти к шагу 9.
- (2) Пусть  $i = 0$  — номер проверяемого атрибута, length — длина вектора AddSortParams.
- (3) Распознавание сигнала, описываемого вектором tmpList, в который включены все признаки из вектора AddSortParams, за исключением  $i$ -го.
- (4) Вычисляется  $F$ -мера качества распознавания.
- (5)  $i$  увеличивается на единицу. Если  $i \leq \text{length}$ , перейти к шагу 3.
- (6) Вычисляется максимальная  $F$ -мера и номер соответствующего ей атрибута.
- (7) Вектор DelAddSortParams увеличивается на один элемент справа, которому присваивается номер атрибута, на котором  $F$ -мера максимальна.
- (8) Из вектора AddSortParams удаляется номер атрибута, на котором последовательность tmpList получила максимальную  $F$ -меру. Величина length уменьшается на единицу. Переход к шагу 1.
- (9) Изменение порядка ранжированного вектора признаков DelAddSortParams на обратный.
- (10) Конец.

### 5.3. Когнитивно-графические образы радиотехнических сигналов

В таблице ?? представлены результаты отбора наиболее информативных образов.

Наиболее различимые образы сформированы путем автоматической перестановки и подбора параметров на основе сочетания методов «Del» и «Add» (вариант б). Машинный подход к упорядочению является универсальным и быстрым. При прочих равных условиях интерпретируемости образов оператором, он более «эффективен» или «полезен» при расширении числа типов анализируемых сигналов.

ТАБЛИЦА 6. Когнитивные графические образы сигналов

Синусоида	Радиоимпульс	Функция Дирихле	Последовательности импульсов треугольных      прямоугольных	
Вид сигнала:				
				
он же с шумом:				
				
Контурные образы сигналов, построенные по признакам, выбранным и ранжированным алгоритмами «Add» и «Del»:				
а) «Add» и «Del» 7, 35, 9, 4, 26, 5, 8, 11, 0, 16, 15, 12, 34, 22, 14, 1, 23, 19, 27, 17				
				
они же для сигнала с шумом:				
				
Расстояние до эталона:				
0.036449	1.416997	0.207355	0.068881	0.068447
б) «Del» и «Add» 10, 37, 38, 30, 5, 7, 35, 9, 4, 26, 11, 8, 12, 16, 15, 34, 22, 14, 39, 36				
				
они же для сигнала с шумом:				
				
Расстояние до эталона:				
1.018225	1.201341	1.130072	0.101031	0.301230

В таблице ?? показаны образы для разных уровней шумов, построенные по признакам, выбранным и ранжированным сначала алгоритмом «Add», а потом «Del» и расстояния Евклида от сигнала до эталона.

Для повышения наглядности введем операцию вычитания сигналов, определенную над их признаками:

$$\rho_{\text{разн}}(\phi) = \sum_{k=1}^n (x_k - x_{k\varepsilon}) \sin(k\phi),$$

где  $x_{k\varepsilon}$  —  $k$ -ый эталонный признак сигнала. Выполним соответствующую визуализацию  $\rho_{\text{разн}}(\varphi)$  (см. таблицу ??).

Для усиления восприятия в контурные представления разностных образов введены цветояркие компоненты и приведены расстояния Евклида до эталонных сигналов в принятом признаковом пространстве.

Из таблиц виден характер чувствительности когнитивных образов к существенным зашумлениям сигналов. Она выражается в изменении формы полярных разверток, а также в изменении формы и цветоярких представлений.

## Заключение

Основными перспективными методами решения задачи прогнозирования показаний датчиков телеметрии являются поиск автокорреляции в показаниях одного датчика, а также отыскание зависимости показаний нескольких датчиков между собой. Для реализации данных подходов использовалась техника скользящего окна, которая заключается в наблюдении за последними поступившими измерениями и смещении входной выборки вдоль оси времени по мере поступления новых измерений.

Прогнозирование показаний датчиков с помощью LSTM-сети и нейронной сети прямого распространения на один временной интервал, который в работе составлял одну минуту, показывает примерно одинаковые результаты по точности — 0.21 RMSE. При многоэтапном прогнозировании одновременно на пять временных интервалов LSTM-



сеть показала несколько меньшую погрешность. Однако с увеличением горизонта прогнозирования наблюдалось значительное возрастание погрешности.

Таблица 7. Влияние уровня шума на когнитивные образы сигналов

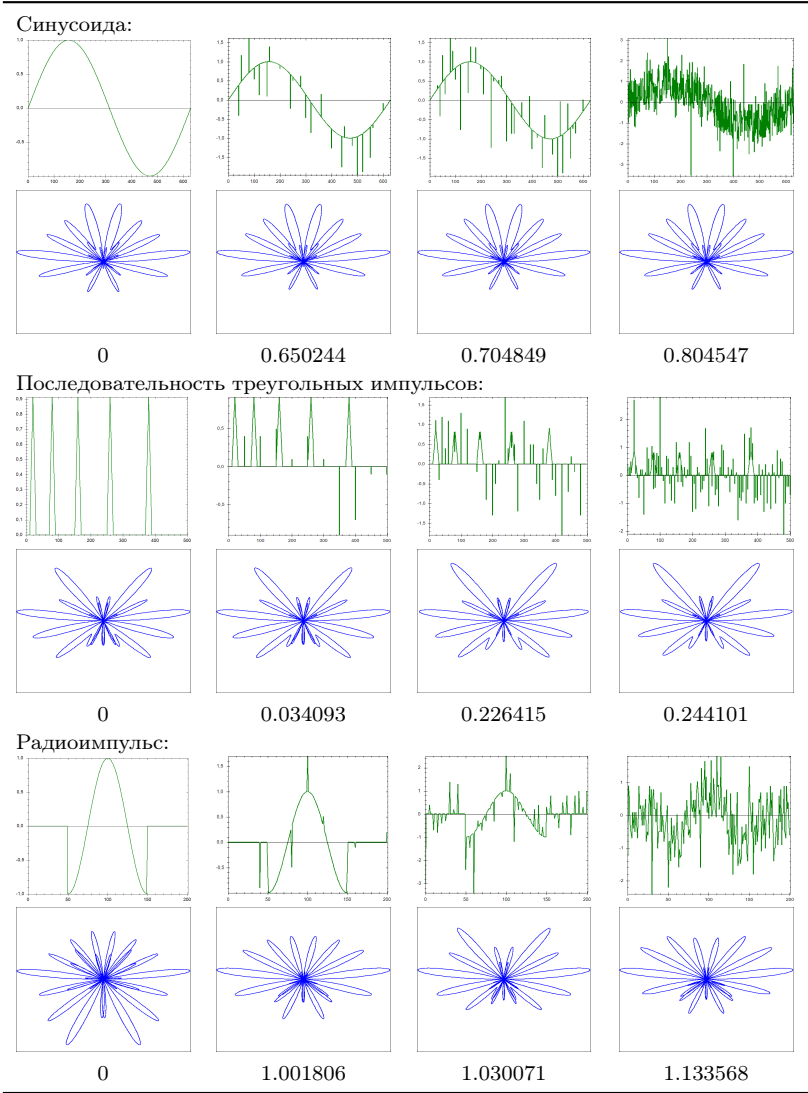
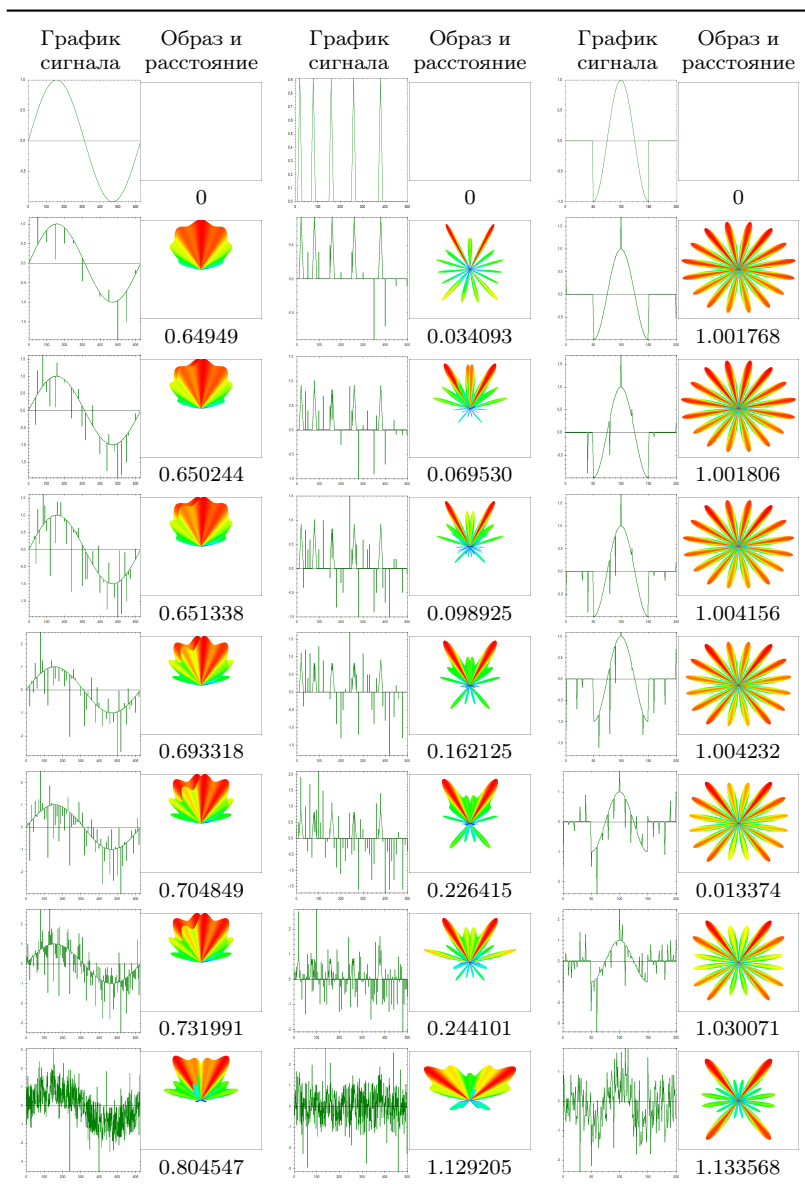


ТАБЛИЦА 8. Когнитивные образы разности и расстояния до эталонных сигналов



Точность прогнозирования на три и пять временных интервалов для LSTM-сети составила 0.2436 и 0.3306 RMSE, а для сети прямого распространения 0.2484 и 0.3310 RMSE. Максимальной точности удалось добиться с помощью многофакторного прогнозирования, в котором нейронные сети обучались с помощью данных наиболее коррелирующих датчиков телеметрии.








Посредством LSTM-сети удалось прогнозировать на три и пять временных интервалов с погрешностью 0.2607 и 0.3148 RMSE. Нейронная сеть прямого распространения показала для третьего и пятого интервалов погрешность 0.2197 и 0.2369 RMSE, что значительно превосходит LSTM.





Полученные результаты позволяют приблизиться к решению актуальных задач контроля и диагностики, к обеспечению отказоустойчивости бортового оборудования, в том числе за счет прогнозирования состояния подсистем КА на необходимую глубину. Разработанные методы позволяют оперативно выявлять аномалии в работе космических подсистем и прогнозировать их состояние, что способствует продлению жизненного цикла КА за счет возможного парирования неисправностей.










Разработанный и исследованный в настоящей работе метод когнитивно-графического представления временных последовательностей способствует обнаружению шумов в радиотехнических сигналах. Следует отметить, что различать образы сможет только оператор НС КИС, прошедший соответствующее обучение.



Полученные когнитивные образы позволяют улучшить эргономические качества интерфейсов для объектов авиакосмической отрасли и повысить эффективность работы лиц, принимающих решения. Основные достоинства разработанных методов графической поддержки: наглядность интерпретации и надежность контроля телеметрии; легкость восприятия больших объемов и интенсивных потоков информации в реальном масштабе времени.

## Список литературы

- [1] В. Н. Гушин. *Основы устройства космических аппаратов*, Учебник для вузов, Машиностроение, М., 2003, ISBN 9785217013012, 272 с. ↑
- [2] E. Somov, V. Makarov, V. Matrosov. “Diagnosis and reconfiguration of the spacecraft fault tolerant gyromoment control systems”, *Proceedings of the IFAC Workshop “Aerospace Guidance, Navigation and Flight Control Systems”* (June 30–July 2, 2009, Samara, Russia), 2009.  ↑
- [3] С. В. Беневольский, В. И. Майорова, Д. А. Гришко, Н. Н. Ханеня. «Анализ телеметрии с космического аппарата «Юбилейный»», *Наука и образование. Электронный журнал*, 2011, №8.  ↑
- [4] Y. Hong, J. Changwei. “A research on development in fault diagnosis system of spacecraft”, *Space Mission Operations and Ground Data Systems*, Proceedings of the Fourth International Symposium SpaceOps '96 (16–20 September 1996, Munich, Germany), European Space Agency, Paris, 1996, pp. 838–843.  ↑
- [5] Ю. Г. Емельянова, А. А. Талалаев, В. П. Фраленко, В. М. Хачумов. «Нейросетевой метод обнаружения неисправностей в космических подсистемах», *Труды международной конференции «Программные системы: теория и приложения»*. Т. 1 (май 2009, Переславль-Залесский), Изд-во «Университет города Переславля», Переславль-Залесский, 2009, с. 133–143. ↑
- [6] Ю. Г. Емельянова, К. А. Константинов, С. В. Погодин, А. А. Талалаев, И. П. Тищенко, В. П. Фраленко, В. М. Хачумов. «Нейросетевая система контроля датчиков углов ориентации и дальности космического аппарата», *Программные системы: теория и приложения*, 2010, №1, с. 45–59.  ↑
- [7] M. S. Mousavi. *Neural network-based fault diagnosis of satellites formation flight*, M.A. Sc. work, Concordia University, Canada, 2013, 241 pp.  ↑
- [8] V. Ganchenko, A. Doudkin, A. Inyutin, Y. Marushko, L. Podenok, R. Sadykhov. “Neural network software diagnosis system of telemetry data”, *2013 IEEE 7th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS)*. V. 1 (12–14 September 2013, Berlin, Germany), 2013, pp. 376–380.  ↑
- [9] A. Valdes, K. Khorasani, M. Liying. “Dynamic neural network-based fault detection and isolation”, *Advances in Neural Networks — ISNN 2009*, Lecture Notes in Computer Science, vol. 5553, Springer, Berlin–Heidelberg, 2009, ISBN 978-3-642-01513-7, pp. 780–793.  ↑

- [10] A. Wander, R. Forstner. “Innovative fault detection, isolation and recovery strategies on-board spacecraft: state of the art and research challenges”, Deutscher Luft- und Raumfahrtkongress (10–12 September 2012, Estrel Berlin, Germany), 281268.  ↑
- [11] S. Montenegro, W. Hu. “Detection of actuator faults for an attitude control system using neural network”, *International Journal of Aerospace and Mechanical Engineering*, **4**:11 (2010), pp. 1284–1290. ↑
- [12] В. Л. Якимов, А. И. Лоскутов, А. В. Назаров. «Максимизация энтропии входов и выходов многослойной нейронной сети при моделировании процессов функционирования бортовой аппаратуры космического аппарата», *Нейроинформатика*, 2011, №3, с. 141–147. ↑
- [13] Z. Q. Li, L. Ma, K. Khorasani. “Neural network-based faults detection and isolation for attitude control subsystem of satellites”, *Proceedings of the DASIA 2006: Data Systems In Aerospace Conference* (22–25 May 2006, Berlin, Germany), European Space Agency–Publications ESA SP, vol. **630**, ISBN 9290929413, pp. 10B-3. ↑
- [14] А. К. Дмитриев. «Принципы алгебраического агрегирования в задачах диагностирования сложных технических систем», *Известия высших учебных заведений. Приборостроение*, **40**:8 (1997), с. 5–13. ↑
- [15] В. В. Кудрявцев, В. А. Белозеров. «Достоверность диагностирования технического состояния сложных систем», *Известия высших учебных заведений. Приборостроение*, **40**:8 (1997), с. 38–48. ↑
- [16] Ю. И. Журавлев. «Об алгебраических методах в задачах распознавания и классификации», *Распознавание. Классификация. Прогноз. Математические методы и их применение*, т. **1**, Наука, М., 1989, с. 9–16. ↑
- [17] C. L. Scofield, D. L. Reilly. “Into silicon: real time learning in a high density RBF neural network”, *Proceedings of the IJCNN-91 – Seattle International Joint Conference on Neural Networks*. V. I (8–12 July 1991, Seattle, WA, USA, USA), 1991, ISBN 0-7803-0164-1, pp. 551–556.  ↑
- [18] R. Adhikari, R. K. Agrawal. *An introductory study on time series modeling and forecasting*, LAP LAMBERT Academic Publishing, 2013, ISBN 9783659335082, 67 pp. ↑
- [19] S. Spiegel. *Time series distance measures: segmentation, classification and clustering of temporal data*, Doktor der Ingenieurwissenschaften Diss., Berlin, 2015 (in English), 211 pp.  ↑
- [20] G. Lesti, S. Spiegel. “A sliding window filter for time series streams” (September 18–22, 2017, Skopje, Macedonia), *CEUR Workshop Proceedings*, vol. **1958**, 2017, 12 pp.  ↑

- [21] H. S. Hota, R. Handa, A. K. Shrivastava. "Time series data prediction using sliding window based RBF neural network", *International Journal of Computational Intelligence Research*, **13**:5 (2017), pp. 1145–1156.  ↑
- [22] C. Olah. *Understanding LSTM Networks*, 2015.  ↑
- [23] A. Sorjamaa, J. Hao, N. Reyhani, Y. Ji, A. Lendasse. "Methodology for long-term prediction of time series", *Neurocomputing*, **70**:16–18 (2007), pp. 2861–2869.  ↑
- [24] C. Hamzaebi, D. Akay, F. Kutay. "Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting", *Expert Systems with Applications*, **32**:2, Part 2 (2009), pp. 3839–3844.  ↑
- [25] H. Cheng, P.-N. Tan, J. Gao, J. Scripps. "Multistep-ahead time series prediction", *PAKDD 2006: Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, Lecture Notes in Computer Science, vol. **3918**, Springer-Verlag, Berlin–Heidelberg, 2006, ISBN 978-3-540-33207-7, pp. 765–774.  ↑
- [26] D. M. Kline. "Methods for multi-step time series forecasting with neural networks", *Neural Networks in Business Forecasting*, IGI Global, 2004, pp. 226–250.  ↑
- [27] G. Bontempi, S. B. Taieb. "Conditionally dependent strategies for multiple-step-ahead prediction in local learning", *International Journal of Forecasting*, **27**:3 (2011), pp. 689–699.  ↑
- [28] J. M. Matias. "Multi-output nonparametric regression", *EPIA 2005: Progress in Artificial Intelligence*, Lecture Notes in Computer Science, vol. **3808**, 2005, ISBN 978-3-540-30737-2, pp. 288–292.  ↑
- [29] Ю. Г. Емельянова, Н. Е. Теплоухова. «Моделирование и когнитивно-графическое представление радиотехнических сигналов в системах обучения эксплуатирующего персонала», *Авиакосмическое приборостроение*, 2011, №9, с. 21–30.  ↑
- [30] В. Ф. Заднепровский, Ю. Г. Емельянова, А. А. Талалаев, И. П. Тищенко, В. П. Фраленко, В. М. Хачумов, В. М. Ватутин, Н. Е. Теплоухова. «Состав инструментальных программных средств для моделирования работы и когнитивно-графического представления информации радиотехнических систем на базе суперкомпьютера семейства «СКИФ»», *Ракетно-космическое приборостроение и информационные технологии*, Труды IV Всероссийской научно-технической конференции «Актуальные проблемы ракетно-космического приборостроения и информационных технологий» (15–17 июня 2011 г., Москва, Россия), Радиотехника, М., 2012, ISBN 978-5-88070-023-3, с. 282–292. ↑

- [31] Р. Лайнос. *Цифровая обработка сигналов*, Пер. с англ., 2-е изд., ООО «Бином-Пресс», М., 2006, ISBN 978-5-9518-0355-9, 656 с. ↑
- [32] В. К. Слока. *Вопросы обработки радиолокационных сигналов*, Книга по требованию, М., ISBN 978-5-458-46960-9, 254 с. ↑
- [33] С. И. Баскаков, *Радиотехнические цепи и сигналы*, Классика инженерной мысли: радиотехника, 4-е изд., исправл. и доп., Ленанд, М., 2016, ISBN 978-5-9710-2464-4, 528 с. ↑
- [34] Н. Г. Загоруйко. *Прикладные методы анализа данных и знаний*, ИМ СО РАН, Новосибирск, 1999, ISBN 5-86134-060-9, 270 с. ↑
- [35] О. В. Жвалевский. «Отбор информативных признаков: постановка задачи и методика ее решения», *Труды СПИИРАН*, 2017, №4, с. 416–426.  ↑
- [36] M. V. Khachumov. “Distances, metrics and cluster analysis”, *Scientific and Technical Information Processing*, **39**:6 (2012), pp. 310–316.  ↑
- [37] B. Larsen, C. Aone. “Fast and effective text mining using linear-time document clustering”, In KDD '99: Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, 1999, pp. 16–22. ↑

Поступила в редакцию 26.07.2019

Переработана 28.11.2019


Опубликована 05.12.2019


Рекомендовал к публикации

д.т.н. В. М. Хачумов

*Пример ссылки на эту публикацию:*

В. П. Фраленко, Ю. Г. Емельянова, О. Г. Шишкин, А. Е. Лисейцев. «Интеллектуальная поддержка процессов контроля и диагностики космических подсистем». *Программные системы: теория и приложения*, 2019, **10**:4(43), с. 25–75.

 10.25209/2079-3316-2019-10-4-25-75

 [http://psta.psiras.ru/read/psta2019\\_4\\_25-75.pdf](http://psta.psiras.ru/read/psta2019_4_25-75.pdf)



*Об авторах:*



### **Виталий Петрович Фраленко**

К.т.н., ведущий научный сотрудник ИЦМС ИПС им. А.К. Айламазяна РАН. Область научных интересов: интеллектуальный анализ данных и распознавание образов, искусственный интеллект и принятие решений, параллельно-конвейерные вычисления, сетевая безопасность, диагностика сложных технических систем, графические интерфейсы.



0000-0003-0123-3773

**e-mail:** alarmod@pereslavl.ru



### **Юлия Геннадиевна Емельянова**

Научный сотрудник ИЦМС ИПС им. А.К. Айламазяна РАН. Область научных интересов: человеко-машинные интерфейсы, когнитивно-графическое отображение информации.



0000-0001-7735-6820

**e-mail:** yuliya.emelyanowa2015@yandex.ru



### **Олег Гарриевич Шишкин**

Инженер, сотрудник ИЦИИ ИПС им. А.К. Айламазяна РАН. Область научных интересов: интеллектуальный анализ данных, искусственный интеллект и принятие решений, диагностика сложных технических систем, сжатие данных.



0000-0003-1293-7733

**e-mail:** shishkinog@mail.ru



### **Антон Егорович Лисейцев**

Магистрант МИРЭА. Область научных интересов: диагностика сложных технических систем



0000-0002-4458-4189

**e-mail:** antonlis2@yandex.ru

CSCSTI 28.23.37, 55.49.45

UDC 004.896:629.7.067

Vitaly P. Fralenko, Yulia G. Emelyanova, Oleg G. Shishkin, Anton E. Liseytshev.  
*Intellectual support of processes of control and diagnostics of space subsystems.*

**ABSTRACT.** We study the subject area is carried out, a review of existing developments in the field of constructing monitoring systems, monitoring and diagnostics of subsystems of spacecraft, including using the neural network approach. Theoretical studies was aimed at the implementation of mathematical and algorithmic support for the monitoring and diagnostics system of spacecraft subsystems. Our search for solutions was resulted in methodological approaches and methods for solving technical problems on the construction of a neural network monitoring system and diagnostics of subsystems of the spacecraft. The use of artificial neural network technologies makes it possible to detect, classify and predict errors, carry out multilevel diagnostics of subsystems of the spacecraft and predict their further behavior, thereby increasing the efficiency, speed of decision making and the reliability of the nodes of the spacecraft. The presented method of graphical representation of time sequences allows visual classification of the radio signal and noise detection. We propose to form and rank a set of significant features by applying the Add and Del algorithms. (*In Russian*).

*Key words and phrases:* spacecraft, monitoring, diagnostics, forecasting, artificial neural networks, intellectual support, cognitive visualization, cognitive representation of the radio signal.

2010 *Mathematics Subject Classification:* 93C83; 68T45, 94A12


---

© V. P. FRALENKO<sup>(1)</sup>, Y. G. EMELANOVA<sup>(2)</sup>, O. G. SHISHKIN<sup>(3)</sup>, A. E. LISEYTSHEV<sup>(4)</sup> 2019

© AILAMAZAN PROGRAM SYSTEMS INSTITUTE OF RAS<sup>(1, 2, 3)</sup> 2019

© MIREA — RUSSIAN TECHNOLOGICAL UNIVERSITY<sup>(4)</sup> 2019












© PROGRAM SYSTEMS: THEORY AND APPLICATIONS (DESIGN), 2019



 10.25209/2079-3316-2019-10-4-25-75




## References


- [1] V. N. Gushchin. *Basics of spacecraft*, Textbook for universities, Mashinostroyeniye, M., 2003, ISBN 9785217013012 (in Russian), 272 pp. ↑
- [2] E. Somov, V. Makarov, V. Matrosov. "Diagnosis and reconfiguration of the spacecraft fault tolerant gyromoment control systems", *Proceedings of the IFAC Workshop "Aerospace Guidance, Navigation and Flight Control Systems"* (June 30–July 2, 2009, Samara, Russia), 2009. [URL](#) ↑
- [3] S. V. Benevol'skiy, V. I. Mayorova, D. A. Grishko, N. N. Khanenya. "Analysis of telemetry from the "Yubileiny" spacecraft", *Science and Education. Electronic Journal*, 2011, no.8 (in Russian). [URL](#) ↑
- [4] Y. Hong, J. Changwei. "A research on development in fault diagnosis system of spacecraft", *Space Mission Operations and Ground Data Systems*, Proceedings of the Fourth International Symposium SpaceOps '96 (16–20 September 1996, Munich, Germany), European Space Agency, Paris, 1996, pp. 838–843. [URL](#) ↑
- [5] Yu. G. Yemel'yanova, A. A. Talalayev, V. P. Fralenko, V. M. Khachumov. "Neural network method for detecting faults in space subsystems", *Trudy mezhdunarodnoy konferentsii "Programmnyye sistemy: teoriya i prilozheniya"*. V. 1 (may 2009, Pereslavl'-Zalesskiy), Izd-vo "Universitet goroda Pereslavl'ya", Pereslavl'-Zalesskiy, 2009, pp. 133–143 (in Russian). ↑
- [6] Yu. G. Yemel'yanova, K. A. Konstantinov, S. V. Pogodin, A. A. Talalayev, I. P. Tishchenko, V. P. Fralenko, V. M. Khachumov. "Monitoring system of spacecraft orientation angle-data and distance transmitters based on artificial neural networks", *Program Systems: Theory and Applications*, 2010, no.1, pp. 45–59 (in Russian). [URL](#) ↑
- [7] M. S. Mousavi. *Neural network-based fault diagnosis of satellites formation flight*, M.A. Sc. work, Concordia University, Canada, 2013, 241 pp. [URL](#) ↑
- [8] V. Ganchenko, A. Doudkin, A. Inyutin, Y. Marushko, L. Podenok, R. Sadykhov. "Neural network software diagnosis system of telemetry data", *2013 IEEE 7th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS)*. V. 1 (12–14 September 2013, Berlin, Germany), 2013, pp. 376–380. [DOI](#) ↑
- [9] A. Valdes, K. Khorasani, M. Liying. "Dynamic neural network-based fault detection and isolation", *Advances in Neural Networks — ISNN 2009*, Lecture Notes in Computer Science, vol. **5553**, Springer, Berlin–Heidelberg, 2009, ISBN 978-3-642-01513-7, pp. 780–793. [DOI](#) ↑
- [10] A. Wander, R. Forstner. "Innovative fault detection, isolation and recovery strategies on-board spacecraft: state of the art and research challenges", *Deutscher Luft- und Raumfahrtkongress* (10–12 September 2012, Estrel Berlin, Germany), 281268. [URL](#) ↑
- [11] S. Montenegro, W. Hu. "Detection of actuator faults for an attitude control system using neural network", *International Journal of Aerospace and Mechanical Engineering*, **4**:11 (2010), pp. 1284–1290. ↑
- [12] V. L. Yakimov, A. I. Loskutov, A. V. Nazarov. "Maximizing the entropy of the inputs and outputs of a multilayer neural network in the simulation of the functioning of the spacecraft onboard equipment", *Neuroinformatics*, 2011, no.3, pp. 141–147 (in Russian). ↑
- [13] Z. Q. Li, L. Ma, K. Khorasani. "Neural network-based faults detection and isolation for attitude control subsystem of satellites", *Proceedings of the DASIA 2006: Data Systems In Aerospace Conference* (22–25 May 2006, Berlin, Germany), European Space Agency–Publications ESA SP, vol. **630**, ISBN 9290929413, pp. 10B-3. ↑

- [14] A. K. Dmitriyev. “Principles of algebraic aggregation in the problems of diagnosing complex technical systems”, *Journal of Instrument Engineering*, **40**:8 (1997), pp. 5–13 (in Russian).<sup>↑</sup>
- [15] V. V. Kudryavtsev, V. A. Belozеров. “Reliability of diagnosing the technical condition of complex systems”, *Journal of Instrument Engineering*, **40**:8 (1997), pp. 38–48 (in Russian).<sup>↑</sup>
- [16] Yu. I. Zhuravlev. “On algebraic methods in recognition and classification problems”, Recognition. Classification. Forecast. Mathematical methods and their application, vol. 1, Nauka, M., 1989, pp. 9–16 (in Russian).<sup>↑</sup>
- [17] C. L. Scofield, D. L. Reilly. “Into silicon: real time learning in a high density RBF neural network”, *Proceedings of the IJCNN-91 — Seattle International Joint Conference on Neural Networks*. V. 1 (8–12 July 1991, Seattle, WA, USA, USA), 1991, ISBN 0-7803-0164-1, pp. 551–556.  <sup>↑</sup>
- [18] R. Adhikari, R. K. Agrawal. *An introductory study on time series modeling and forecasting*, LAP LAMBERT Academic Publishing, 2013, ISBN 9783659335082, 67 pp.<sup>↑</sup>
- [19] S. Spiegel. *Time series distance measures: segmentation, classification and clustering of temporal data*, Doktor der Ingenieurwissenschaften Diss., Berlin, 2015 (in English), 211 pp.  <sup>↑</sup>
- [20] G. Lesti, S. Spiegel. “A sliding window filter for time series streams” (September 18–22, 2017, Skopje, Macedonia), *CEUR Workshop Proceedings*, vol. **1958**, 2017, 12 pp.  <sup>↑</sup>
- [21] H. S. Hota, R. Handa, A. K. Shrivastava. “Time series data prediction using sliding window based RBF neural network”, *International Journal of Computational Intelligence Research*, **13**:5 (2017), pp. 1145–1156.  <sup>↑</sup>
- [22] C. Olah. *Understanding LSTM Networks*, 2015.  <sup>↑</sup>
- [23] A. Sorjamaa, J. Hao, N. Reyhani, Y. Ji, A. Lendasse. “Methodology for long-term prediction of time series”, *Neurocomputing*, **70**:16–18 (2007), pp. 2861–2869.  <sup>↑</sup>
- [24] C. Hamzaebi, D. Akay, F. Kutay. “Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting”, *Expert Systems with Applications*, **32**:2, Part 2 (2009), pp. 3839–3844.  <sup>↑</sup>
- [25] H. Cheng, P.-N. Tan, J. Gao, J. Scripps. “Multistep-ahead time series prediction”, *PAKDD 2006: Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, Lecture Notes in Computer Science, vol. **3918**, Springer-Verlag, Berlin–Heidelberg, 2006, ISBN 978-3-540-33207-7, pp. 765–774.  <sup>↑</sup>
- [26] D. M. Kline. “Methods for multi-step time series forecasting with neural networks”, *Neural Networks in Business Forecasting*, IGI Global, 2004, pp. 226–250.  <sup>↑</sup>
- [27] G. Bontempi, S. B. Taieb. “Conditionally dependent strategies for multiple-step-ahead prediction in local learning”, *International Journal of Forecasting*, **27**:3 (2011), pp. 689–699.  <sup>↑</sup>
- [28] J. M. Matias. “Multi-output nonparametric regression”, *EPIA 2005: Progress in Artificial Intelligence*, Lecture Notes in Computer Science, vol. **3808**, 2005, ISBN 978-3-540-30737-2, pp. 288–292.  <sup>↑</sup>
- [29] Yu. G. Yemel’yanova, N. Ye. Teploukhova. “The modeling and cognitive-graphic representation of radio engineering signals in exploiting personnel teaching system”, *Aerospace Instrumentation*, 2011, no.9, pp. 21–30 (in Russian).<sup>↑</sup>

- [30] V. F. Zadneprovskiy, Yu. G. Yemel'yanova, A. A. Talalayev, I. P. Tishchenko, V. P. Fralenko, V. M. Khachumov, V. M. Vatutin, N. Ye. Teploukhova. "Composition of software tools for modeling work and cognitive-graphical representation of information of radio engineering systems based on the SKIF family supercomputer", *Rocket and space instrumentation and information technology*, Proceedings of the IV All-Russian Scientific and Technical Conference "Actual problems of rocket and space instrument engineering and information technology" (15–17 June 2011, Moscow, Russia), Radiotekhnika, M., 2012, ISBN 978-5-88070-023-3, pp. 282–292 (in Russian).<sup>↑</sup>
- [31] R. Layons. *Digital signal processing*, 3 ed., Prentice Hall, 2010, ISBN 978-0137027415 ISBN 978-5-9518-0355-9, 954 pp.<sup>↑</sup>
- [32] V. K. Sloka. *Questions about radar signals processing*, Kniga po trebovaniyu, M., ISBN 978-5-458-46960-9, 254 pp.<sup>↑</sup>
- [33] S. I. Baskakov, *Radio circuits and signals*, Klassika inzhenernoy mysli: radiotekhnika, 4-ye izd., ispravl. i dop., Lenand, M., 2016, ISBN 978-5-9710-2464-4, 528 pp.<sup>↑</sup>
- [34] N. G. Zagoruyko. *Applied methods of data and knowledge analysis*, IM SO RAN, Novosibirsk, 1999, ISBN 5-86134-060-9, 270 pp.<sup>↑</sup>
- [35] O. V. Zhvalevskiy. "Features extraction: problem formulation and solving technique", *Trudy SPIIRAN*, 2017, no.4, pp. 416–426 (in Russian). <sup>↑</sup>
- [36] M. V. Khachumov. "Distances, metrics and cluster analysis", *Scientific and Technical Information Processing*, **39**:6 (2012), pp. 310–316. <sup>↑</sup>
- [37] B. Larsen, C. Aone. "Fast and effective text mining using linear-time document clustering", In KDD '99: Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, 1999, pp. 16–22.<sup>↑</sup>

*Sample citation of this publication:*

Vitaly P. Fralenko, Yulia G. Emelyanova, Oleg G. Shishkin, Anton E. Liseytsev. "Intellectual support of processes of control and diagnostics of space subsystems". *Program Systems: Theory and Applications*, 2019, **10**:4(43), pp. 25–75. (In Russian).  10.25209/2079-3316-2019-10-4-25-75

 [http://psta.psir.ru/read/psta2019\\_4\\_25-75.pdf](http://psta.psir.ru/read/psta2019_4_25-75.pdf)