При использовании материалов статьи необходимо использовать данную ссылку:
Лоскутов А.И., Клыков В.А., Ряхова Е.А., Шестаков А.В. Алгоритм локализации неисправности бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов по прогнозным значениям контролируемых параметров на основе нейронных сетей // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2021. № 2 (60). С. 47-59

УДК [005.7:006.6]:005.334

АЛГОРИТМ ЛОКАЛИЗАЦИИ НЕИСПРАВНОСТИ БОРТОВОЙ АППАРАТУРЫ АВТОНОМНЫХ КОСМИЧЕСКИХ АППАРАТОВ ПО ПРОГНОЗНЫМ ЗНАЧЕНИЯМ КОНТРОЛИРУЕМЫХ ПАРАМЕТРОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Лоскутов А.И., Клыков В.А., Ряхова Е.А., Шестаков А.В.

В работе рассмотрены вопросы разработки специального математического обеспечения (СМО) бортовых комплексов диагностирования (БКД) автономных космических аппаратов (КА) с точки зрения повышения оперативности поиска места и причины (локализация) неисправности. Осуществлена постановка задачи разработки алгоритма локализации неисправности бортовой радиоэлектронной аппаратуры (БРЭА) автономных космических аппаратов на основе решения задачи прогнозирования контролируемых параметров. В качестве метода прогнозирования контролируемых параметров выбран подход, основанный на логических и структурных методах искусственного интеллекта, в частности для проведения эксперимента применялась нейронная сеть (НС), с количеством нейронов на каждом слое 7-10-10-3. Синтезирован алгоритм локализации неисправности бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе решения задачи прогнозирования контролируемых параметров с применением нейронных сетей. Показан выигрыш применения разработанного алгоритма на основе оценки оперативности технического диагностирования (ТД) БРЭА автономных КА.

Ключевые слова: прогноз технического состояния, автономный космический аппарат, бортовая аппаратура, техническое диагностирование

ВВЕДЕНИЕ

Повышение автономности функционирования является важнейшим и непреходящим критерием разработки и создания современных и перспективных автономных космических аппаратов. Для современных КА предъявляются наиболее жесткие требования по оперативности и устойчивости их целевого применения, сформулированный выше критерий определяет необходимость неразрывного повышения как эффективности, так

Лоскутов Андрей Иванович, доктор технических наук, профессор, начальник кафедры телеметрических систем, комплексной обработки и защиты информации, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского,
Санкт-Петербург
Клыков Владимир Алексеевич, кандидат технических наук, преподаватель кафедры телеметрических систем, комплексной обработки и защиты информации, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского,
Санкт-Петербург
Ряхова Екатерина Александровна, адъюнкт кафедры телеметрических систем, комплексной обработки и защиты информации, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского
Санкт-Петербург
Шестаков Алексей Вячеславович, аспирант, Научно-исследовательский центр информации при МИД России
Москва

и автономности функционирования БРЭА, в соответствии с перечнем решаемых задач.

Автономность КА требует постоянного решения широкого спектра задач, в том числе и технического диагностирования бортовой аппаратуры КА. В общем случае к задачам технического диагностирования относятся: контроль технического состояния (ТС), поиск места и причины неисправности, а также прогноз ТС [1]. Основным направлением развития решений задач данного класса является передача бортовым комплексам диагностирования функции принятия решений (автоматически) о виде ТС бортовой аппаратуры КА в каждый момент времени до ситуации отказа резервной аппаратуры с разработкой соответствующего специального математического обеспечения. Необходимо отметить, что вопросам разработки как СМО, так программно-алгоритмического обеспечения (ПАО) БКД в общем случае в настоящее время уделяется большое внимание [2-6.]. Однако, разработка математического обеспечения БКД с позиции решения задачи прогноза ТС в данных работах изучены мало. Необходимо отметить, что наиболее актуальным данный вопрос становится в ситуации, когда возможность принятия упреждающих решений позволяет сохранить в работоспособном состоянии бортовую аппаратуру КА и выполнить целевую задачу в автономном режиме функционирования. Исходя из этого необходимость определения наиболее вероятных нештатных ситуаций на борту автономного КА в условиях априорной неопределённости создает предпосылки к разработке и использованию новых подходов при решении задач контроля и ТД БРЭА. Рассмотрим детально методы прогнозирования технического состояния, которые могут быть применены для решения задач технического диагностирования.

Анализ методов прогнозирования технического состояния при диагностировании бортовой аппаратуры автономных КА

Анализ ряда источников показал, что в качестве основных методов прогнозирования могут быть рассмотрены следующие [7-11]:

1. Эвристические методы прогнозирования.
2. Математические методы временной экстраполяции, которые могут быть разделены на:
   2.1. Методы аналитического прогнозирования.
   2.2. Методы вероятностного прогнозирования.
   2.3. Методы статической классификации.
3. Методы моделирования процессов развития, которые могут быть разделены на:
   3.1. Физическое моделирование.
   3.2. Математическое моделирование.
   3.3. Имитационное моделирование.
4. Логические и структурные методы искусственного интеллекта.

Достоинства и недостатки каждого из представленных методов приведены в таблице 1.

Таблица 1

Анализ методов прогнозирования технического состояния

Достоинства	Недостатки
1. Эвристические методы прогнозирования	
– возможность избегать грубые ошибки в области скачкообразных изменений прогнозируемой величины; – применение при долгосрочном прогнозировании ТС статических систем, характеризующихся небольшим количеством параметров	– пригодны, когда есть эксперты, знакомые с прогнозируемой ситуацией; – низкая оперативность, невозможность краткосрочного прогнозирования процессов; – непригодны для построения прогнозной модели ТС объекта, находящегося под воздействием внешних факторов
2. Математические методы временной экстраполяции	
2.1. Методы аналитического прогнозирования	
2.1.1. Градиентный метод	
– относительная простота вычислений; – оценивает работоспособность системы в наиболее «опасном» направлении	– неэффективность в случае изменения функции состояния по нелинейному закону
2.1.2. Метод прогнозирования одномерных временных рядов	
– развитый математический аппарат теории интерполяции; – возможность применения элементарных функций для прогнозирования	– предполагает прогнозирование только одномерных процессов

2.1.3. Метод наименьших квадратов	
– прост в применении и реализации на ЭВМ; – точный прогноз на небольшой период времени	– сложность подбора уравнения регрессии; – постоянный пересчет уравнения регрессии при наличии новой информации
2.1.4. Метод сплайн аппроксимации	
– обладает универсальностью и обеспечивает легкость реализации вычислительных алгоритмов; – позволяет приближать функции с достаточно высокой точностью	– отсутствие общего выражения для всей кривой
2.2. Методы вероятностного прогнозирования	
2.2.1. Метод статистического градиента	
– возможность принятия решения о направлении прогнозирования, не требуя проверки всех возможных направлений	– дает не градиентное направление, а его оценку ограниченной точности
2.2.2. Метод с использованием Байесова критерия	
– позволяет получить выражение для апостериорного распределения градиента вектора функции состояния после определенного количества шагов контроля	– дает не градиентное направление, а его оценку ограниченной точности
2.2.3. Метод прогнозирования при помощи уравнений регрессии	
– возможность определения аналитического выражения, связывающего функцию работоспособности с параметрами объекта	– не учитывается фактор старения информации об объекте; – невозможность прогнозирования качественных изменений – «скачков»
2.2.4. Метод прогнозирования известных функций распределения параметров	
– Применяются известные математические модели	– продолжительный интервал наблюдения необходимый для формирования выборки
3. Методы моделирования процессов развития	
3.1. Физическое моделирование	
– устраняет любую неопределенность при построении прогнозной модели	– дороговизна и невозможность имитации ряда факторов реальных условий полета
3.2. Математическое моделирование	
– позволяет глубоко и всесторонне изучить исследуемые процессы; – универсальность, на этапе разработки системы позволяет формировать различные варианты модели; – минимальная стоимость	– сложность математического аппарата; – описание реального объекта с некоторой степенью приближения к действительности
3.3. Имитационное моделирование	
– возможность получения достоверного прогноза ТС систем при достаточном количестве априорной информации	– отсутствие единых стандартов при имитационном моделировании
4.Нейронные сети	
– возможность прогнозирования скачков в динамике ТС наблюдаемой бортовой системы – возможность извлечения скрытых закономерностей	– трудности отработки языка описания прогнозируемых классов; – сложность прогнозной модели;

В свою очередь, проведенный анализ показал, что для прогнозирования динамических процессов, большого объёма контролируемых параметров в различных режимах функционирования бортовой аппаратуры наибольший интерес представляют нейронные сети.

Постановка задачи разработки алгоритма локализации неисправности бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе решения задачи прогнозирования контролируемых параметров

Анализ современных диагностических систем [11-17] указывает на то, что существует научно-техническая проблема несовершенства средств поиска места и причины неисправности.

Данный факт обусловлен недостаточным объемом статистических данных, получаемых в результате экспериментальной отработки и испытаний сложной БРЭА КА. Вследствие этого уменьшается возможность получения полноценных данных по отказам и их влияния на работоспособность КА в целом. Необходимо отметить, что на данный момент, принятие решения о техническом состоянии БРЭА КА и выработка управляющих воздействий для парирования нештатных ситуаций в большинстве случаев проводятся в условиях априорной неопределенности. Для решения данной проблемы необходимо формирование единого подхода к техническому диагностированию БРЭА КА, который заключается в прогнозировании контролируемых параметров на определённый интервал времени с целью оценивания ТС. Это позволит решить задачу упреждающего технического диагностирования, результатом решения которой будет локализация различного рода неисправностей. Очевидно, что выигрыш при использовании предложенного подхода будет заключатся в сокращении времени решения диагностических задач, что особо актуально для КА с высокой степенью автономности.

Постановка задачи локализации неисправности бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе решения задачи прогнозирования контролируемых параметров может представлена следующим образом:

Дано:

1. Модель функционирования M_F бортовой аппаратуры космического аппарата – формализующая процесс функционирования БРЭА автономного КА на основе применения заданного математического аппарата *I*. С формальной точки зрения данное утверждение можно записать следующим образом: $M_F=F(I)$, где оператор *F* характеризует процесс идентификации (построение модели) БРЭА. Необходимо отметить, что здесь и далее под M_F подразумевается модель исправно функционирующего объекта $M_F^{испр}$.

2. Модель контроля M_K ТС БРЭА автономных КА, которая в свою очередь зависит от модели функционирования M_F, то есть, с формальной точки зрения, модель контроля ТС может быть выражена через определенный оператор *K*, характеризующий способ контроля на основании синтезированной модели исправного функционирования БРЭА автономных КА: $M_K=K(M_F^{испр})$.

3. Модель M_{Lf} БРЭА автономных КА – формализующая процесс локализации неисправности бортовой аппаратуры космического аппарата. Необходимо отметить, что M_{Lf} зависит не только от модели исправно функционирующего объекта (БРЭА) $M_F^{испр}$, но также и модели, учитывающей неисправные состояния $\overline{M_F^{испр}}$. С формальной токи зрения запишем данное утверждение следующим образом: $M_{Lf}=Lf(\overline{M_F^{испр}} \cup M_F^{испр})$, где *Lf* – оператор, характеризующий способ локализации неисправности на основании синтезированных моделей $M_F^{испр}$ и $\overline{M_F^{испр}}$.

4. Модель прогноза M_P ТС БРЭА автономных КА, которая в свою очередь зависит от модели функционирования M_F, то есть модель прогноза ТС может быть выражена через определенный оператор *P*, характеризующий способ прогноза на основании синтезированной модели функционирования: $M_P=P(M_F)$.

Требуется:

Разработать алгоритм *Al* в рамках создания СМО $\Omega_{смо}$ БКД БРЭА автономных КА, учитывающий модели M_K, M_P, M_{Lf} и обеспечивающие минимум функции времени технического диагностирования $T_{ТД}$ с учётом ограничений на показатели достоверности $D_{ТД}^{треб}$ и ресурсоёмкости $R_{ТД}^{треб}$. С математической точки зрения данная постановка может быть записана следующим образом:

$$\begin{cases} Al(M_K, M_{Lf}, M_P) \Rightarrow T_{ТД}(\Omega_{смо}) \xrightarrow[\substack{D_{ТД} \geq D_{ТД}^{треб}; \\ R_{ТД} \leq R_{ТД}^{треб}}]{} \min; \\ M_{Lf} = Lf(\overline{M_F^{испр}} \cup M_F^{испр}); \\ M_K = K(M_F^{испр}); \\ M_P = P(M_F); \\ M_F = F(I). \end{cases} \quad (1)$$

Рассмотрим предложенный алгоритм локализации неисправности бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе решения задачи прогнозирования контролируемых параметров с применением нейронных сетей.

Алгоритм локализации неисправности бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе решения задачи прогнозирования контролируемых параметров с применением нейронных сетей

Как было отмечено ранее для прогнозирования динамических процессов, большого объёма контролируемых параметров в различных режимах функционирования бортовой аппаратуры автономных КА наибольший интерес представляют нейронные сети. В общем случае применение НС может быть реализовано следующим образом:

– на этапе идентификации (построения математической модели) происходит обучение нейронной сети на возможные значения параметров модельных неисправностей,

– при штатной эксплуатации КА происходит корректировка данных (дообучение) на предмет локализации неисправностей.

В качестве алгоритма прогнозирования использован классический подход на основе многослойных нейронных сетей, которые позволяют учесть нелинейный характер и взаимовлияние между большим количеством разнородных телеметрируемых параметров, что особенно важно для автономных КА.

Сочетание указанных подходов позволяет уменьшить количество локальных минимумов при обучении многослойных нейронных сетей и, в целом, повысить точность прогнозирования параметров.

В качестве показателя эффективности решения задачи прогнозирования ТС БРЭА КА с использованием нейронной сети третьего этапа будем использовать показатель $D_{нс}$, значение которого представляет собой статистическую оценку математического ожидания достоверности прогноза и определяется на тестовой выборке по результатам H экспериментов обучения нейронной сети при различных начальных значениях весовых коэффициентов [18,19]:

$$D_{нс} = 1 - \frac{1}{H}\sum_{h=1}^{H}\Delta_h ,$$

где Δ_h – статистическая оценка вероятности ошибки прогнозирования ТС БРЭА КА, полученная в ходе эксперимента, h – номер эксперимента

$$\Delta_h = \frac{1}{(M-T)}\sum_{k=1}^{M-T}\left(\hat{\mathbf{Y}}_{k+T} - \mathbf{Y}_{k+T}\right)$$

Здесь $\hat{\mathbf{Y}}_{k+T} - \mathbf{Y}_{k+T} = \begin{cases} 0, & \hat{\mathbf{Y}}_{k+T} = \mathbf{Y}_{k+T} \\ 1, & \hat{\mathbf{Y}}_{k+T} \neq \mathbf{Y}_{k+T} \end{cases}$,

где $\hat{\mathbf{Y}}_{k+T}$ – прогнозное значение состояния (слова);

T – интервал упреждения прогноза в дискретных отсчетах времени;

M – количество дискретных отсчетов времени в выборке;

k – номер дискретного отсчета времени.

В процессе обучения нейросетевой модели (1) происходит настройка параметров нейронной сети таким образом, чтобы выполнялись следующие условия [18,19]:

$$D_{нс}\left(\{s^{(2)}\}, T\right) \underset{\{s^{(1)}\}}{\rightarrow} \max,$$

$$D \geq D_{зад},\ \xi \leq \xi_{зад}, T_{обуч} \leq T,$$

где $D_{зад}$ – заданная достоверность прогноза ТС, $\xi_т$ – заданная величина доверительного интервала при заданном времени упреждения прогноза T на проверочной и тестовой выборках, $T_{обуч}$ – время обучения нейронной сети. Доверительный интервал ξ определяется по результатам H экспериментов и заданному значению доверительной вероятности, которое выбирается в пределах от 0.95 до 0.99 [20].

Исходя из выше изложенного постановка задачи (1) может быть переписана следующим образом:

$$Al(M_K, M_{Lf}, M_{HC}) \Rightarrow$$

$$D_{нс}\left(\{s^{(2)}\}, T\right) \underset{\substack{\{s^{(1)}\} \\ \xi \leq \xi_{зад} \\ T_{обуч} \leq T}}{\rightarrow} \max \Rightarrow$$

$$T_{ТД}(\Omega_{смо}) \xrightarrow[\substack{D_{ТД} \geq D_{ТД}^{треб}; \\ R_{ТД} \leq R_{ТД}^{треб}}]{} \min$$

Необходимо отметить, что в качестве модели используется декомпозированная конечно-автоматная модель, общий граф которой представлен на рисунке 1. Пунктиром обозначены взаимодействующие логические подсистемы системы (ЛПС) [3]. Особенностью данной модели является получение при идентификации для каждого исправного состояния N неисправных, также с учетом взаимодействия систем.

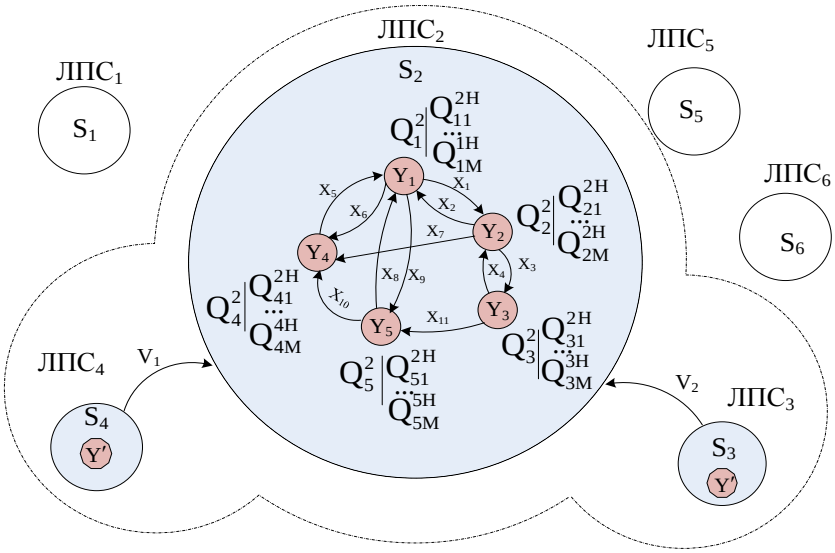


Рисунок 1. Пример модели функционирования БРЭА КА

Поясним некоторые обозначения: N – число ЛПС; L – число взаимосвязанных ЛПС; K – число параметров взаимосвязанных ЛПС по всем состояниям; M – число неисправных состояний *i*-го исправного состояния; T – множество состояний ЛПС

В общем случае алгоритм локализации неисправности бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе решения задачи прогнозирования контролируемых параметров с применением нейронных сетей может быть условно разделен на три этапа.

1. На первом этапе происходит прогнозирование параметров ТС БРЭА КА. С этой целью необходимо:

1.1. Получить параметры после первичной обработки и подать их на вход нейронной сети.

1.2. Задать структуру модели, сформировать обучающие, проверочные и тестовые выборки; задать матрицы весовых коэффициентов , l – номер слоя, l=1..3; E_m=1, $E_{зад}$, $T_{зад}$.

1.3. Задать начальные значения весовых коэфф. матриц W^l и C^l на интервале [-0.5,0.5].

1.4. Обучить НС, произвести коррекцию матрицы весовых коэффициентов:

$$\mathbf{dW}_k^l = \eta \mathbf{Y}_k^{l-1T} \mathbf{\Delta}_k^l + \alpha \mathbf{dW}_{k-1}^l,$$

$$\mathbf{W}_{k+1}^l = \mathbf{W}_k^l + \mathbf{dW}_k^l,$$

$$\mathbf{dC}_k^l = \eta \mathbf{\Delta}_k^l + \alpha \mathbf{dC}_{k-1}^l,$$

$$\mathbf{C}_{k+1}^l = \mathbf{C}_k^l + \mathbf{dC}_k^l$$

1.5. Определить значение целевой функции *D* на проверочной выборке и на тестовой выборке, согласно выражению (2) и (3).

1.6. Получить прогнозные значения параметров, не соответствующих модельным. Формирование неисправного состояния – Q^H.

1.7. Определить номера ЛПС, в которых возникла неисправность: S_i *i*=1...N.

1.8. Сформировать ИД для решения задачи поиска места и причины неисправности в i-ой подсистеме: Q_j^i, Q_{jK}^{iH}, j=1...T, k=1...M

2. На втором этапе осуществляется использование допускового контроля и проверка на соответствие реальных параметров БРЭА КА модельным неисправным. Поясним данный этап более детально:

2.1. В случае, если не найдено ни одно неисправное состояние для текущей ЛПС пространство поиска расширяется с учётом схемы взаимодействия ЛПС.

2.2. Далее проверяется соответствие неисправности по взаимодействующим ЛПС (по неисправным состояниям взаимодействующих ЛПС). В итоге, возможны два очевидных исхода. Первое, определено модельное неисправное состояние в текущей ЛПС или в системе взаимодействующих ЛПС. Второе, неисправность не классифицирована.

2.3. В случае, если неисправность не классифицирована допусковым контролем, на третьем этапе осуществляется нейросетевая классификация параметров.

3. Для этого по запросам выбираются из базы данных нейронных сетей нейронные сети

текущей ЛПС, обученные на соответствующие неисправные состояния. Также поясним данный этап более детально:

3.1. Определяются нейронные сети, обученные на неисправные состояния системы взаимодействующих ЛПС.

3.2. Проведение нейросетевой классификации параметров, в результате которой на вход нейронных сетей подаются вектора параметров соответствующих неисправных состояний.

3.3. Завершающим этапом является этап принятия решения о месте и причинах неисправности, если неисправность классифицирована. Происходит оценка возникновения неисправности по модельным неисправным состояниям. В противном случае реализуется классическая схема телеметрического контроля с привлечением средств НКУ.

Исходя из выше обозначенного обобщенная схема алгоритма локализации неисправностей на этапе эксплуатации автономных КА может быть представлена следующим образом (рисунок 2).

При получении прогнозного неисправного состояния на первом этапе, осуществляется допусковый контроль. В случае если неисправность не классифицирована, на втором этапе осуществляется нейросетевая классификация. При отрицательном результате осуществляется вызов пункта управления, либо решение задачи реконфигурации БРЭА с целью парирования неисправностей.

Пример реализации алгоритма локализации неисправности бортовой радиоэлектронной аппаратуры автономных космических аппаратов на основе решения задачи прогнозирования контролируемых параметров

Входной вектор нейронной сети содержал 7 компонент – значений параметров БРЭА. Выходной вектор нейронной сети представлял собой набор из 3 бит, которыми можно закодировать как раз 8 ТС анализируемой системы. Значения функциональных параметров формировались случайным образом в соответствии с допусками, приведенными в таблице 2.

Таблица 2

Описание обучающих пар векторов

Выходной вектор			Входной вектор						
$\hat{\mathbf{Y}}_{k+T}$			$\hat{\mathbf{X}}_{k+T}$						
0	0	0	[5; 25]	[18; 22]	[1.1; 3.05]	0	0	0	0
0	0	1	[5; 25]	[22; 33]	[1.1; 3.05]	0	0	0	1
0	1	0	[25; 45]	[18; 22]	[3.05; 5]	0	0	0	0
0	1	1	[25; 45]	[22; 33]	[3.05; 5]	0	0	0	0
1	0	0	[25; 45]	[22; 33]	[1.1; 3.05]	0	0	0	0
1	0	1	[5; 25]	[22; 33]	[1.1; 3.05]	1	0	0	0
1	1	0	[5; 25]	[22; 33]	[1.1; 3.05]	0	1	0	0
1	1	1	[5; 25]	[22; 33]	[1.1; 3.05]	1	0	1	0

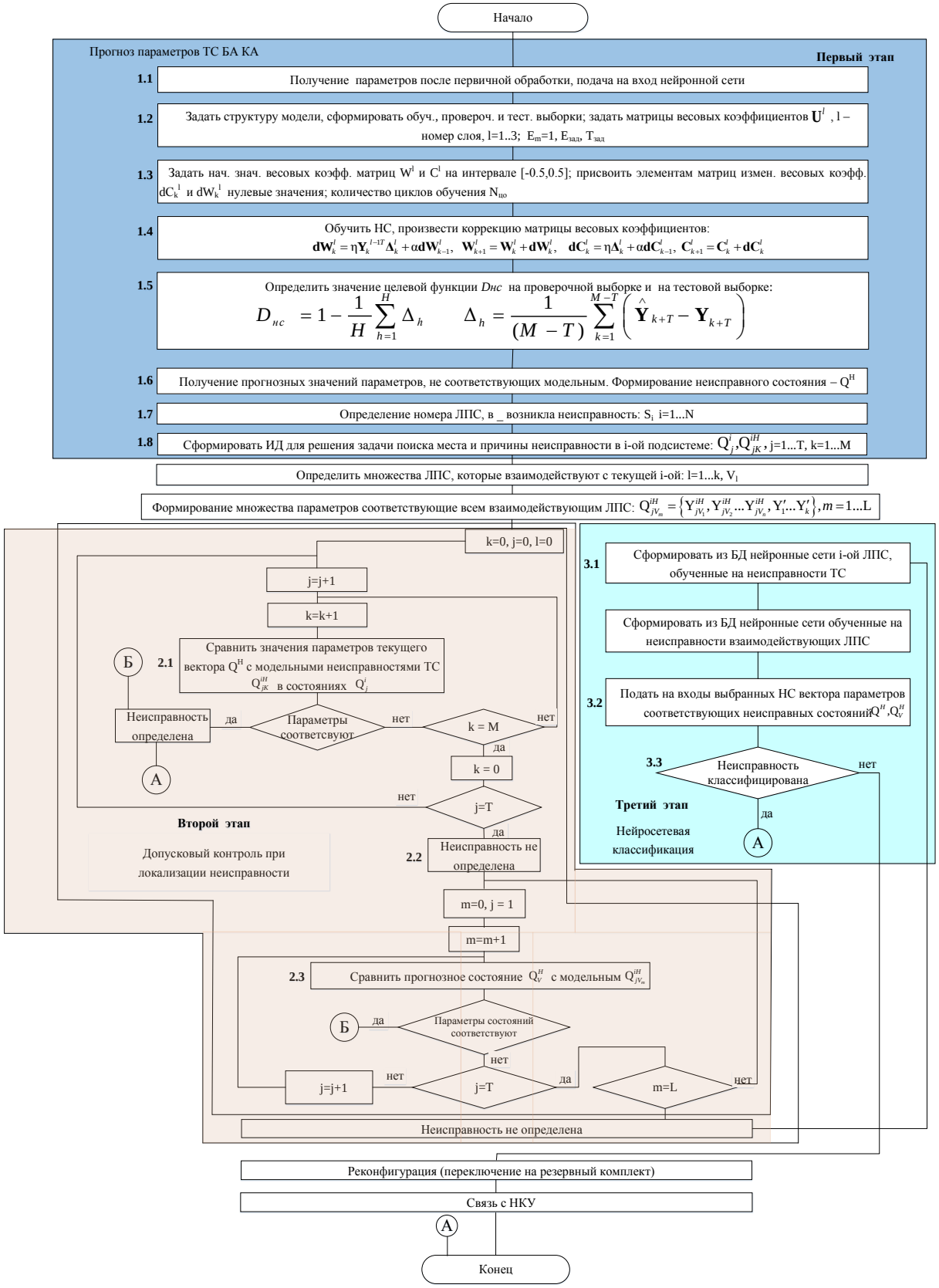
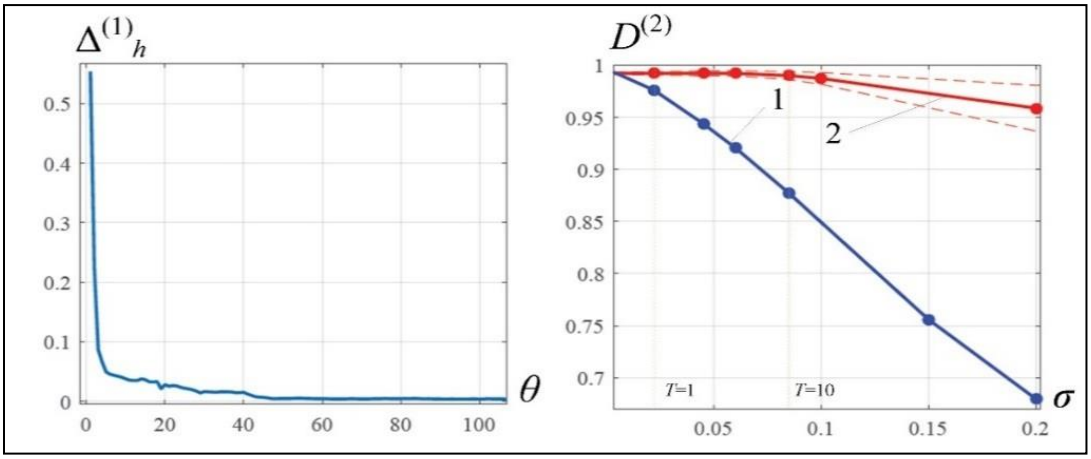


Рисунок 2. Алгоритм локализации неисправностей на примере модели БРЭА автономных космических аппаратов

На рисунке 3 а) представлены зависимости ошибки локализации неисправностей системы от количества циклов обучения НС, полученные в одном эксперименте.



а) б)

Рисунок 3. Зависимость: а) ошибки локализации неисправностей системы от количества циклов обучения НС; б) достоверности локализации неисправностей от среднеквадратического отклонения (СКО) гауссовских возмущений в анализируемых данных, соответствующих погрешностям прогнозирования параметров

При проведении экспериментов было рассмотрено 2 случая. Для реализации первого эксперимента в тестовую выборку добавлялся нормальный Гауссовский шум, с заданными параметрами математического ожидания, равного нулю, и СКО, равного σ, соответствующего различным временам упреждения прогноза Т. Для реализации второго эксперимента такой шум подмешивался также и в обучающую и в проверочную выборки, что позволяло нейросетевой модели эффективно адаптироваться к уровню шумов во входных данных и повысить достоверность лока-лизации неисправностей системы.

На рисунке 3,б) представлены зависимости достоверности локализации неисправ-ностей системы от СКО гауссовских возмущений в анализируемых данных, соот-ветствующих погрешностям прогнозирования параметров для двух случаев: слу-чая 1 – локализация неисправностей без предобработки значений прогнозируемых параметров (кривая 1), случая 2 – локализация неисправностей с предобработкой значений прогнозируемых параметров (кривая 2). Кривая 2 включает две компоненты: математическое ожидание достоверности локализации неисправностей на тестовой выборке и доверительный интервал на полученное значение математического ожидания.

На рисунке 4 представлена оценка оперативности ТД с учётом разработанного подхода.

Как видно из представленных результатов (рисунок 3 б) учёт погрешности прогнозирования параметров системы позволил обеспечить требуемый уровень достоверности локализации неисправностей $D_{ТД} \geq 0{,}9$ при изменении времени технического диагностирования $\overline{T}_{ТД} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \Delta T_i$, где $\bar{T}_{ТД}$ – среднее время ТД при *n*=8; ΔT_i – время поиска места и причины *i*-ой неисправности, $i = \overline{1...8}$. Выигрыш в оперативности ТД по сравнению с существующим подходом составил 25%.

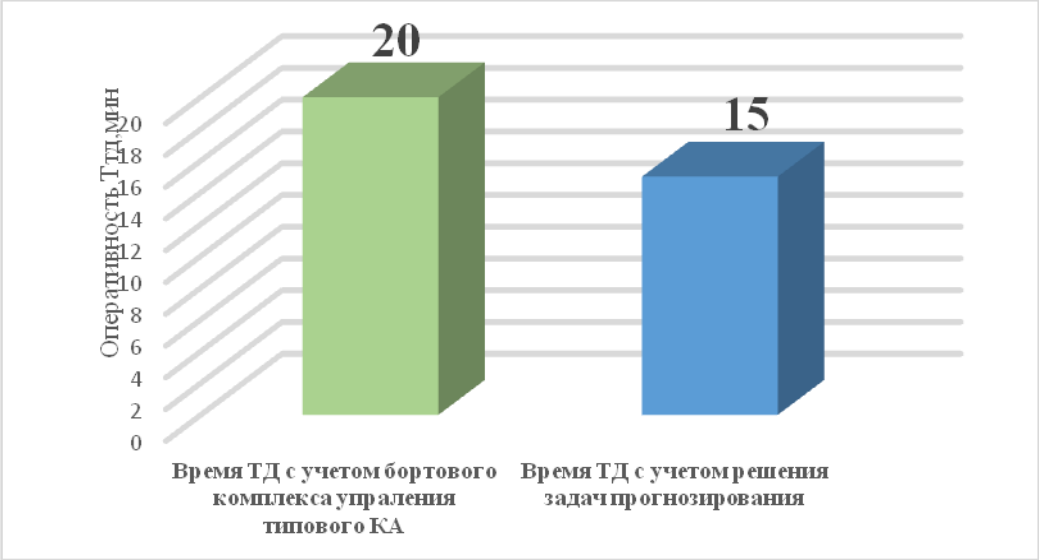


Рисунок 4. Сравнение подходов к ТД БРЭА КА по оперативности

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Как было отмечено ранее автономность КА требует постоянного решения широкого спектра задач, в том числе и технического диагностирования бортовой аппаратуры КА. Эффективное решение данной задачи требует разработки соответствующего математического и программно-алгоритмического обеспечения. Проведенные исследования показали, что разработанный алгоритм локализации неисправности бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе решения задачи прогнозирования контролируемых параметров с применением нейронных сетей может быть реализован при разработке программно-алгоритмического обеспечения БКД автономных КА. iea

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ И ЛИТЕРАТУРЫ:

1. ГОСТ 20911–89. Техническая диагностика. Термины и определения. – М.: Изд-во стандартов, 1990. – 12 с.
2. Лоскутов, А.И., Ряхова, Е.А., Горбулин, В.И. Концептуальная модель технического диагностирования бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе оптимальной реконфигурации в условиях априорной неопределенности появления неисправностей // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2020. №3. с. 43-55.
3. Лоскутов А.И., Сидоров А.И., Клыков В.А. Идентификация и техническое диагностирование бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе биективного преобразования множества диагностических признаков // Контроль диагностика. 2016. – № 4. – С. 57-63.
4. Лоскутов А.И., Столяров А.В., Клыков В.А., Шестопалова О.Л. Подход к поддержанию готовности бортовой радиоэлектронной аппаратуры космических аппаратов на основе прогнозной информации // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2020. № 3 (56). с.104–112.
5. Патраев В.Е., Максимов Ю.В. Методы обеспечения надежности бортовой аппаратуры космических аппаратов длительного функционирования. // Приборостроение. 2008, – №8. – С.5-12.
6. Охтилев М.Ю., Соколов Б.В., Юсупов Р.М. Интеллектуальные технологии мониторинга и управления структурной динамикой сложных технических объектов. – М.: Наука, 2006 – 410 с.
7. Мальцев Г.Н., Назаров А.В., Якимов В.Л. Алгоритм максимизации энтропии обучающей выборки и его использование при разработке прогнозной модели дискретных состояний нелинейной динамической системы // Информационно-управляющие системы. – 2015. – № 2 (75). – С. 57–66.
8. Чуев Ю.В., Михайлов Ю.Б., Кузьмин В.И.Прогнозирование количественных характеристик процессов. – М.: Советское радио, 1973. – 400 с.
9. Дмитриенко А.Г., Блинов А.В., Волков Д.В. Техническая диагностика. Оценка состояния и прогнозирования остаточного ресурса

технически сложных объектов. – Пенза: ПГУ, 2013. – 62 с.
10. Рубин С.М. Методы прогнозирования на основе ТРИЗ // Вестник Академии Прогнозирования. 1999, – №1. – С.19-26.
11. Данилин Н.С. и др. Обеспечение качества РЭА методами диагностики и прогнозирования – М.: Издательство стандартов, 1983. – 224 с.
12. Тюлевин С.В. Индивидуальное прогнозирование электронных средств – Самара: Изд-во Самарского университета, 2016. – 68 с.
13. Назаров А.В., Якимов В.Л. Прогнозирование технического состояния малых космических аппаратов с использованием многослойных нейронных сетей // Известия вузов. Приборостроение, 2006. – №1. – С. 7–12.
14. Миронов Е.А., Сизяков Н.П., Шестопалова О.Л. Прогнозирование показателей живучести космических аппаратов по результатам телеметрического контроля параметров бортовой аппаратуры и нечетким границам областей работоспособности // Авиационная и ракетно-космическая техника. 2018, – №4. – С.4-18.
15. Талалаев А.А., Фраленко В.П., Хачумов В.М. Обзор стандартов и концепция построения средств мониторинга, контроля и диагностики космического аппарата // Программные системы: теория и приложения. – 2015. – № 3. – С. 21–43.
16. Барановский А.М., Привалов А.Е. Система контроля и диагностирования бортового оборудования малого космического аппарата // Приборостроение, 2009. – №4. – С.51-56.
17. Бигус Г.А., Даниев Ю.Ф., Быстрова Н.А., Галкин Д.И. Диагностика технических устройств – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2014. – 615 с.
18. Якимов В.Л. Прогнозирование параметров технического состояния стартового комплекса с использованием нейронных сетей. // Известия высших учебных заведений. Приборостроение, 2006. – №7. – С.7-10.
19. Якимов В.Л. Алгоритм максимизации энтропии обучающей выборки и его использование при синтезе моделей прогноза дискретных состояний нелинейных динамических систем // Информационно-управляющие системы, 2015. – №2. – С.57-66.
20. Хартман К., Планирование эксперимента в исследованиях технологических процессов. Э. Лецкий, В. Шефер – М.: Мир, 1977. – 544 с.

ALGORITHM OF FAULT LOCALIZATION OF ON-BOARD EQUIPMENT OF AUTONOMOUS SPACE VEHICLES ON FORECAST VALUES OF CONTROLLED PARAMETERS BASED ON NEURAL NETWORKS

Loskutov Andrey Ivanovich, doctor of technical sciences, professor, head of the department of telemetry systems, complex processing and protection of information Military space Academy named after A. F. Mozhaisky,
Klykov Vladimir Alekseevich, candidate of technical sciences, teacher of the department of telemetry systems, complex processing and protection of information Military space Academy named after A. F. Mozhaisky,
Ryakhova Ekaterina Aleksandrovna, Adjunct of the Department of telemetry systems, complex processing and protection of information Military space Academy named after A. F. Mozhaisky,
Shestakov Aleksander Vladimirovich, post-graduate student of the Research center for information at the Russian foreign Ministry,

The paper deals with the development of special mathematical support for on-board systems for diagnosing autonomous spacecraft in terms of improving the efficiency of searching for the location and cause (localization) of a malfunction. The task of developing an algorithm for fault localization of on-board radio-electronic equipment of autonomous spacecraft based on the solution of the problem of predicting controlled parameters was formulated. As a method of predicting controlled parameters, an approach based on logical and structural methods of artificial intelligence was chosen, in particular, a neural network was used for the experiment, with the number of neurons on each layer 7-10-10-3. An algorithm for fault localization of the onboard equipment of autonomous spacecraft is synthesized based on the solution of the problem of predicting controlled parameters using neural networks. The advantage of using the developed algorithm based on the evaluation of the efficiency of technical diagnostics of autonomous spacecraft is shown.

Keywords: forecast of technical condition, autonomous spacecraft, onboard equipment, technical diagnostics.

REFERENCES:

1. GOST 20911–89. Tekhnicheskaya diagnostika. Terminy i opredeleniya [*Technical diagnostics. Terms and Definitions*]. – M.: Izd-vo standartov, 1990. – 12 p.
2. Loskutov, A.I., Ryakhova, Ye.A., Gorbulin, V.I. Kontseptual'naya model' tekhnicheskogo diagnostirovaniya bortovoy apparatury avtonomnykh kosmicheskikh apparatov na osnove optimal'noy rekonfiguratsii v usloviyakh apriornoy neopredelennosti poyavleniya neispravnostey [*Conceptual model of technical diagnostics of on-board equipment of autonomous spacecraft on the basis of optimal reconfiguration under conditions of a priori uncertainty in the occurrence of malfunctions*] // Informatsionno-izmeritel'nyye i upravlyayushchiye sistemy [*Information-measuring and control systems*]. 2020. №3. pp. 43-55.
3. Loskutov A.I., Sidorov A.I., Klykov V.A. Identifikatsiya i tekhnicheskoye diagnostirovaniye bortovoy apparatury avtonomnykh kosmicheskikh apparatov na osnove biyektivnogo preobrazovaniya mnozhestva diagnosticheskikh priznakov [*Identification and technical diagnostics of onboard equipment of autonomous spacecraft based on bijective transformation of a set of diagnostic features*] // Kontrol' diagnostika [*Diagnostics control*]. 2016. – № 4. – pp. 57-63.
4. Loskutov A.I., Stolyarov A.V., Klykov V.A., Shestopalova O.L. Podkhod k podderzhaniyu gotovnosti bortovoy radioelektronnoy apparatury kosmicheskikh apparatov na osnove prognoznoy informatsii [*An approach to maintaining the readiness of spacecraft onboard radio electronic equipment based on predictive information*] // Informatsionno-ekonomicheskiye aspekty standartizatsii i tekhnicheskogo regulirovaniya [*Information and economic aspects of standardization and technical regulation*]. 2020. № 3 (56). pp.104–112.
5. Patrayev V.Ye., Maksimov YU.V. Metody obespecheniya nadezhnosti bortovoy apparatury kosmicheskikh apparatov dlitel'nogo funktsionirovaniya [*Methods for ensuring the reliability of onboard equipment for long-term spacecraft*] // Priborostroyeniye [*Instrument Engineering*]. 2008, – №8. – pp. 5-12.
6. Okhtilev M.YU., Sokolov B.V., Yusupov R.M. Intellektual'nyye tekhnologii monitoringa i upravleniya strukturnoy dinamikoy slozhnykh tekhnicheskikh ob"yektov [*Intelligent technologies for monitoring and controlling the structural dynamics of complex technical objects*]. – M.: Nauka, 2006 – 410 p.
7. Mal'tsev, G.N., Nazarov, A.V., Yakimov, V.L. Algoritm maksimizatsii entropii obuchayushchey vyborki i yego ispol'zovaniye pri razrabotke prognoznoy modeli diskretnykh sostoyaniy nelineynoy dinamicheskoy sistemy [*Algorithm for maximizing the entropy of the training sample and its use in the development of a predictive model of discrete states of a nonlinear dynamic system*] // Informatsionno-upravlyayushchiye sistemy [*Information and Control Systems*]. – 2015. – № 2 (75). – pp. 57–66.
8. Chuyev YU.V., Mikhaylov YU.B., Kuz'min V.I. Prognozirovaniye kolichestvennykh kharakteristik protsessov [*Forecasting the quantitative characteristics of processes*]. – M.: Sovetskoye radio [*Soviet radio*], 1973. – 400 p.
9. Dmitriyenko A.G., Blinov A.V., Volkov D.V.Tekhnicheskaya diagnostika. Otsenka sostoyaniya i prognozirovaniya ostatochnogo resursa tekhnicheski slozhnykh ob"yektov [*Technical diagnostics. Assessment of the state and prediction of the residual life of technically complex objects*]. – Penza.: PGU, 2013. – 62 p.
10. Rubin S.M. Metody prognozirovaniya na osnove TRIZ [*Forecasting methods based on TRIZ*] // Vestnik Akademii Prognozirovaniya [*Bulletin of the Academy of Forecasting*]. 1999, – №1. – pp. 19-26.
11. Danilin N.S. i dr. Obespecheniye kachestva REA metodami diagnostiki i prognozirovaniya [*Quality assurance of electronic equipment by methods of diagnostics and forecasting*] – M.: Izdatel'stvo standartov [*Publishing house of standards*], 1983. – 224 p.
12. Tyulevin S.V. Individual'noye prognozirovaniye elektronnykh sredstv [*Individual forecasting of electronic means*] – Samara: Izd-vo Samarskogo universiteta, 2016. – 68 p.
13. Nazarov, A.V., Yakimov, V.L. Prognozirovaniye tekhnicheskogo sostoyaniya malykh kosmicheskikh apparatov s ispol'zovaniyem mnogosloynykh neyronnykh setey [*Prediction of the technical state of small spacecraft using multilayer neural networks.*] // Izvestiya vuzov. Priborostroyeniye [*Izvestiya vuzov. Instrument making*], 2006. – №1. – pp. 7–12.
14. Mironov Ye.A., Sizyakov N.P., Shestopalova O.L. Prognozirovaniye pokazateley zhivuchesti kosmicheskikh apparatov po rezul'tatam telemetricheskogo kontrolya parametrov bortovoy apparatury i nechetkim granitsam oblastey rabotosposobnosti [*Prediction of parameters of survivability of spacecraft based on the results of telemetric control of parameters of onboard equipment and fuzzy boundaries of areas of operability*] // Aviatsionnaya i raketno-kosmicheskaya tekhnika [*Aviation and Rocket and Space Technology*]. 2018, – №4. – pp.4-18.
15. Talalayev, A.A., Fralenko, V.P., Khachumov, V.M. Obzor standartov i kontseptsiya postroyeniya sredstv monitoringa, kontrolya i diagnostiki kosmicheskogo apparata [*Review of standards and the concept of*

constructing means of monitoring, control and diagnostics of a spacecraft] // Programmnyye sistemy: teoriya i prilozheniya [*Software systems: theory and applications*]. – 2015. – № 3. – pp. 21–43.

16. Baranovskiy A.M., Privalov A.Ye. Sistema kontrolya i diagnostirovaniya bortovogo oborudovaniya malogo kosmicheskogo apparata [*The system for monitoring and diagnosing the onboard equipment of a small spacecraft*] // Priborostroyeniye [*Priborostroenie*], 2009. – №4. – pp. 51-56.

17. Bigus G.A., Daniyev YU.F., Bystrova N.A., Galkin D.I. Diagnostika tekhnicheskikh ustroystv [*Diagnostics of technical devices*] – M.: Izd-vo MGTU im. N.E. Baumana, 2014. – 615 p.

18. Yakimov V.L. Prognozirovaniye parametrov tekhnicheskogo sostoyaniya startovogo kompleksa s ispol'zovaniyem neyronnykh setey [*Forecasting the parameters of the technical state of the launch complex using neural networks*] // Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Priborostroyeniye [*News of higher educational institutions. Instrument making*], 2006. – №7. – pp. 7-10.

19. Yakimov V.L. Algoritm maksimizatsii entropii obuchayushchey vyborki i yego ispol'zovaniye pri sinteze modeley prognoza diskretnykh sostoyaniy nelineynykh dinamicheskikh sistem [*Algorithm for maximizing the entropy of the training sample and its use in the synthesis of models for predicting discrete states of nonlinear dynamic systems*] // Informatsionno-upravlyayushchiye sistemy [*Information and Control Systems*], 2015. – №2. – pp. 57-66.

20. Khartman K., Planirovaniye eksperimenta v issledovaniyakh tekhnologicheskikh protsessov. E. Letskiy, V. Shefer – [*Planning an Experiment in Process Research. E. Letsky, V. Schaefer*] M.: Mir, 1977. – 544 p.