

УДК: 519.71

DOI: 10.53816/20753608_2022_1_27

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИЯ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ
БОРТОВЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ****INTELLECTUALIZATION OF DIAGNOSTICS
OF ON-BOARD CONTROL SYSTEMS***Академик РАРАН Ю.Ф. Подоплёкин, В.А. Смирнов**АО «Концерн «Гранит-Электрон»**Yu.F. Podoplyokin, V.A. Smirnov*

В статье изложены результаты исследования в области проектирования эффективных систем контроля и диагностирования, обеспечивающих за счет расширения своих функциональных возможностей повышение и поддержание требуемого уровня надежности и безопасности сложных технических объектов. Предложена гибридная модель локализации неисправностей в бортовых системах управления летательными аппаратами, основанная на применении методов искусственного интеллекта для вторичной обработки информации, полученной традиционными средствами контроля.

Ключевые слова: диагностирование, байесовская сеть доверия, прецедент, классификатор, алгоритм нечеткого вывода.

The article presents the results of research in the field of designing effective monitoring and diagnostics systems that ensure, by expanding their functionality, increasing and maintaining the required level of reliability and safety of complex technical facilities. A hybrid model of fault localization in on-board control systems of aircraft is proposed, based on the use of artificial intelligence methods for secondary processing of information obtained by traditional means of control.

Keywords: diagnostics, Bayesian trust network, precedent, classifier, fuzzy inference algorithm.

Введение

Актуальность проблемы совершенствования диагностического обеспечения бортовых автоматизированных систем управления (БАСУ) летательными аппаратами (ЛА) возрастает по мере усложнения объектов контроля, условий их функционирования, повышения ответственности выполняемых функций и роста цены отказа. Важное место в общей проблеме занимают задачи разработки алгоритмов диагностирования, основанных на процедурах выбора очередности выполнения проверок составных частей (СЧ) изделия для поиска места неисправности. Анализ

опубликованных работ показывает, что в настоящее время одним из перспективных направлений развития автоматизированных систем контроля (АСК) является совершенствование процессов обработки информации с привлечением технологий искусственного интеллекта [1–5]. Целью работы является разработка модели поиска неисправностей в БАСУ ЛА, позволяющей минимизировать влияние человеческого фактора и повысить достоверность принимаемых решений в условиях неопределенности и рисков. Ее реализация в интеллектуальной системе поддержки принятия решений (ИСППР) АСК позволит рационально использовать накопленный объем

данных и знаний, автоматизировать процесс принятия решений с использованием этих знаний и существенно повысить эффективность системы контроля и диагностирования.

Математические модели частных критериев предположительной оценки неработоспособности составных частей БАСУ ЛА

Контроль параметров БАСУ заключается в проверке условия соответствия их значений допустимым зонам и вынесении качественной оценки по состоянию каждого параметра («годен» — «не годен»), по результату каждой проверки, включающей некоторое количество параметров, («в норме» — «не в норме») и виду состояния объекта контроля («работоспособное» — «неработоспособное»). Предлагается использовать полученные лингвистические оценки в качестве входных данных для гибридной модели поиска неисправностей, преобразовав их в булевские переменные для обеспечения возможности машинной обработки.

При поиске математического аппарата, позволяющего копировать, моделировать и тиражировать при помощи ИСППР рассуждения, опыт и знания высококвалифицированных специалистов, были выбраны байесовский и прецедентный подходы к моделированию. Для моделирования вероятностных рассуждений высококвалифицированных специалистов, имеющих, полученные из опыта, знания вероятностных закономерностей между нарушениями в работе объекта контроля и причинами их вызвавшими, предлагается использовать математический аппарат байесовских сетей доверия (БСД) [2]. Диагностическая модель на основе БСД устанавливает связь между возможными состояниями СЧ БАСУ и их отображением в пространстве диагностических признаков. На вход БСД поступает от АСК совокупность диагностических признаков (результатов тестовых проверок), каждый из которых с определенной вероятностью характеризует состояние СЧ изделия. Качественно БСД представляет собой направленный ациклический граф. На рис. 1. приведен пример топологии байесовской сети для предположительной оценки неработоспособности СЧ фрагмента БАСУ. БСД построена таким образом, что ненаблюдаемые переменные (СЧ БАСУ) находятся в корневых

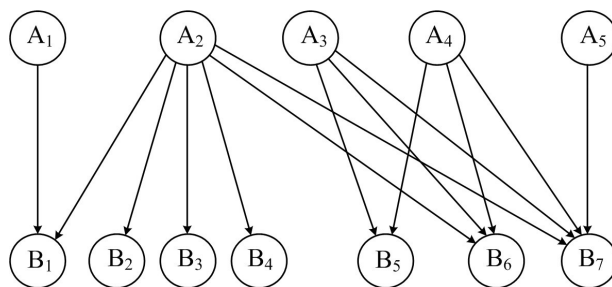


Рис. 1. Пример топологии байесовской сети для предположительной оценки неработоспособности СЧ фрагмента БАСУ

узлах ациклического графа, а наблюдаемые (тестовые проверки) располагаются в нижнем уровне сети. Значения булевских переменных A_1 – A_5 , соответствующие неработоспособному состоянию, равняются 1, а работоспособному — 0. Значения булевских переменных B_1 – B_7 , соответствующие отрицательному результату тестовой проверки, равняются 1, а положительному результату — 0. Количественно БСД представляется в виде набора таблиц условных и безусловных вероятностей своих состояний.

Основой байесовского подхода является формула Байеса:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)},$$

где $P(A)$ — безусловная вероятность наступления события A (априорная вероятность);

$P(A|B)$ — условная вероятность наступления события A при наличии информации о событии B (апостериорная вероятность);

$P(B|A)$ — условная вероятность появления информации о событии B при наступлении события A ;

$P(B)$ — полная вероятность наступления события B .

По результатам тестирования в диагностической модели происходит установка значений переменных B_1 – B_7 , соответствующих результатам тестовой проверки. Вывод суждений происходит посредством изменения степеней доверия к другим случайным переменным A_1 – A_5 , соответствующих неработоспособному состоянию каждой СЧ БАСУ. Численная оценка неработоспособности СЧ БАСУ получается путем вычисления апостериорных вероятностей неработоспособных состояний A_1 – A_5 в соответствии с установленными значениями переменных

B_1-B_7 . Более подробную информацию о байесовском подходе можно найти в [2].

Для моделирования правдоподобных рассуждений высококвалифицированных специалистов, позволяющих получить решение неизвестной задачи, используя опыт решения похожих задач и адаптируя его к новым условиям, предлагается использовать прецедентный подход. Прецедент — это модуль знаний, в котором структурирована информация о проблеме, решении и контексте. Входными данными для получения численной оценки неработоспособности СЧ БАСУ на основе прецедентной модели являются совокупности, преобразованных в булевские переменные, оценок значений параметров («годен» — 0, «не годен» — 1) и результатов тестовых проверок («в норме» — 0, «не в норме» — 1), которые поступают от АСК. Для обеспечения эффективности процесса извлечения прецедентов предлагается трехуровневая модель поиска подходящих прецедентов. Численная оценка неработоспособности СЧ БАСУ получается путем вычисления метрического расстояния между прецедентом и инцидентом. Для вычисления метрического расстояния на каждом иерархическом уровне поиска предлагается использовать метрику Хэмминга, предварительно модифицировав ее:

$$\begin{aligned} d_1(X_1, X_{1i}) &= \sum_{i=1}^k w_{x_{1i}} |x_{1i} - x_{1i}|, \\ d_2(X_2, X_{2i}) &= \sum_{i=1}^m w_{x_{2i}} |x_{2i} - x_{2i}|, \\ d_3(X_3, X_{3i}) &= \sum_{i=1}^j w_{x_{3i}} |x_{3i} - x_{3i}|, \end{aligned}$$

где X_1, X_2, X_3 — множество параметров БАСУ, характеризующих инцидент, т.е. текущее состояние отказа; $w_{x_{1i}}, w_{x_{2i}}, w_{x_{3i}}$ — весовые коэффициенты множества WX_1, WX_2, WX_3 , учитывающие относительную ценность каждого параметра, входящего в X_1, X_2, X_3 . С подробным описанием структуры прецедента и библиотеки прецедентов, алгоритмом извлечения прецедентов с использованием модифицированного метода ближайшего соседа можно ознакомиться в работе [3].

Таким образом, результаты обработки данных двумя параллельно работающими моделями представляют собой совокупность предположительных оценок неработоспособности СЧ БАСУ по критериям апостериорной вероятности отказа

и метрического расстояния между прецедентом и инцидентом, описывающим текущую ситуацию.

Нечеткий алгоритм определения последовательности выполнения операций диагностирования

В основе приближенных рассуждений высококвалифицированных специалистов при согласовании численных оценок p (апостериорной вероятности отказа) и d (метрического расстояния между прецедентом и инцидентом), полученных разными методами, лежит оперирование с нечеткими, размытыми границами между классами качественных состояний этих оценок и использование лингвистических понятий. Для моделирования нечетких рассуждений при согласовании промежуточных результатов оценки и получения комплексной оценки предлагается использовать аппарат нечетких множеств и методы нечеткой логики [5], позволяющие устранить нечеткость информации в процессе согласования. Модель комплексной оценки основана на использовании трех нечетких классификаторов и нечетком логическом выводе по алгоритму Мамдани.

Два нечетких классификатора позволяют получить качественную оценку состояния неработоспособности СЧ БАСУ по критериям апостериорной вероятности отказа и метрическому расстоянию между прецедентом и инцидентом. Полученные результаты классификации являются входными данными для третьего нечеткого классификатора, производящего предположительную оценку состояния неработоспособности СЧ БАСУ по комплексному критерию уровня неработоспособности.

Основу нечетких классификаторов составляют формализованные с помощью теории нечетких множеств лингвистические высказывания экспертов. Предлагается использовать пятиэлементные терм-множества, а термы формализовать с помощью кусочно-линейных функций принадлежности.

В таблице каждый критерий представлен классифицируемой переменной, которой соответствует лингвистическая переменная, терм-множество и функция принадлежности нечеткого множества. Значения лингвистических переменных заданы с помощью термов:

Нечеткое представление критериев неработоспособности

Классифицируемая переменная	Лингвистическая переменная	Терм-множество	Функция принадлежности нечеткого множества
x_1	K_1 — предположительная оценка состояния неработоспособности СЧ БАСУ по критерию апостериорной вероятности отказа	OMB_1	$\mu_Z(x_1; 0,1; 0,3)$
		MB_1	$\mu_\Delta(x_1; 0,1; 0,3; 0,5)$
		CB_1	$\mu_\Delta(x_1; 0,3; 0,5; 0,7)$
		BB_1	$\mu_\Delta(x_1; 0,5; 0,7; 0,9)$
		OBV_1	$\mu_S(x_1; 0,7; 0,9)$
x_2	K_2 — предположительная оценка состояния неработоспособности СЧ БАСУ по критерию метрического расстояния между прецедентом и инцидентом	OMB_2	$\mu_Z(x_2; 0,1; 0,3)$
		MB_2	$\mu_\Delta(x_2; 0,1; 0,3; 0,5)$
		CB_2	$\mu_\Delta(x_2; 0,3; 0,5; 0,7)$
		BB_2	$\mu_\Delta(x_2; 0,5; 0,7; 0,9)$
		OBV_2	$\mu_S(x_2; 0,7; 0,9)$
y	K_3 — предположительная оценка состояния неработоспособности СЧ БАСУ по критерию уровня неработоспособности	OHY	$\mu_Z(y; 0,1; 0,3)$
		HY	$\mu_\Delta(y; 0,1; 0,3; 0,5)$
		CHY	$\mu_\Delta(y; 0,3; 0,5; 0,7)$
		VY	$\mu_\Delta(y; 0,5; 0,7; 0,9)$
		OBY	$\mu_S(y; 0,7; 0,9)$

OMB — «очень малая величина»;
 MB — «малая величина»;
 CB — «средняя величина»;
 BB — «большая величина»;
 OBV — «очень большая величина»;
 OHY — «очень низкий уровень»;
 HY — «низкий уровень»;
 CHY — «средний уровень»;
 VY — «высокий уровень»;
 OBY — «очень высокий уровень».

Для получения решения в виде ранжированного списка СЧ, задающего порядок демонтажа СЧ и их проверки на специализированных стендах, используется алгоритм распознавания на основе модели нечеткого вывода Мамдани. Рассмотрим на простом примере работу предлагаемого алгоритма.

В результате выполнения совокупности элементарных проверок БАСУ для двух тестовых проверок были получены неудовлетворительные качественные оценки («не в норме»). Такая комбинация результатов тестирования, связанная с недо-

статочной разрешающей способностью средств и методов контроля и диагностирования БАСУ, свидетельствует о возможной неисправности одной из двух СЧ или одновременно двух СЧ. Используя байесовскую и прецедентную модель диагностирования для СЧ₁ и СЧ₂ определяются x_1 и x_2 , которые являются входными переменными алгоритма распознавания. В результате распознавания для каждой СЧ определяются численные значения y (уровня неработоспособности СЧ) и затем сравниваются друг с другом. СЧ, состояние которой характеризуется большим значением уровня неработоспособности, демонтируется из БАСУ, в первую очередь, для проведения дальнейших тестовых проверок на специализированном стенде. Далее приведен пример расчета уровня неработоспособности для СЧ₁.

С учетом введенных сокращений и всех комбинаций, база нечетких правил состоит из 25 правил:

Правило 1: Если « K_1 есть OMB_1 » и « K_2 есть OMB_2 », то « K_3 есть OHY »;

Правило 2: Если « K_1 есть OMB_1 » и « K_2 есть MB_2 », то « K_3 есть НУ»;

Правило 3: Если « K_1 есть OMB_1 » и « K_2 есть CB_2 », то « K_3 есть НУ»;

Правило 4: Если « K_1 есть OMB_1 » и « K_2 есть BB_2 », то « K_3 есть СУ»;

Правило 5: Если « K_1 есть OMB_1 » и « K_2 есть OBB_2 », то « K_3 есть СУ»;

Правило 6: Если « K_1 есть MB_1 » и « K_2 есть OMB_2 », то « K_3 есть НУ»;

Правило 7: Если « K_1 есть MB_1 » и « K_2 есть MB_2 », то « K_3 есть НУ»;

Правило 8: Если « K_1 есть MB_1 » и « K_2 есть CB_2 », то « K_3 есть СУ»;

Правило 9: Если « K_1 есть MB_1 » и « K_2 есть BB_2 », то « K_3 есть СУ»;

⋮

Правило 25: Если « K_1 есть OBB_1 » и « K_2 есть OBB_2 », то « K_3 есть ОВУ».

Пусть до начала фаззификации известны численные значения входных переменных системы нечеткого вывода, а именно:

$$x_1^* = 0,15 \text{ и } x_2^* = 0,4.$$

Активными правилами, которые выбраны с помощью таблицы и будут использоваться в текущем процессе нечеткого вывода, являются:

Правило 2: Если « K_1 есть OMB_1 » и « K_2 есть MB_2 », то « K_3 есть НУ»;

Правило 3: Если « K_1 есть OMB_1 » и « K_2 есть CB_2 », то « K_3 есть НУ»;

Правило 7: Если « K_1 есть MB_1 » и « K_2 есть MB_2 », то « K_3 есть НУ»;

Правило 8: Если « K_1 есть MB_1 » и « K_2 есть CB_2 », то « K_3 есть СУ».

Далее с помощью функций принадлежности всех термов входных лингвистических переменных K_1 и K_2 определяем степень истинности элементарных нечетких высказываний,

являющихся подусловиями активных нечетких правил 2, 3, 7 и 8.

Например, для терма OMB_1 формула функции принадлежности имеет следующий вид:

$$\mu_{OMB_1}(x; 0,1; 0,3) = \begin{cases} 1, & x \leq 0,1 \\ \frac{0,3-x}{0,2}, & 0,1 < x < 0,3. \\ 0, & 0,3 \leq x \end{cases}$$

Таким образом, при фаззификации получаем степени истинности элементарных нечетких высказываний:

1. $\mu_{OMB_1}(x_1^*) = 0,75$ для высказывания « K_1 есть «очень малая величина»;

2. $\mu_{MB_1}(x_1^*) = 0,25$ для высказывания « K_1 есть «малая величина»;

3. $\mu_{MB_2}(x_2^*) = 0,5$ для высказывания « K_2 есть «малая величина»;

4. $\mu_{CB_2}(x_2^*) = 0,5$ для высказывания « K_2 есть «средняя величина».

На рис. 2 показан пример процесса фаззификации нечетких высказываний для входной лингвистической переменной K_1 .

Степень истинности нечеткого высказывания является ординатой точки пересечения графика функции принадлежности терма и прямой x , равной численному значению входной переменной.

На этапе агрегирования подусловий в нечетких правилах (рис. 3) определим уровни «отсечения» α (степени истинности условий) по каждому из активных нечетких правил с использованием операции min-конъюнкции:

$$\begin{aligned} \alpha_2 &= \min[\mu_{OMB_1}(x_1), \mu_{MB_2}(x_2)] = \\ &= \min(0,75; 0,5) = 0,5; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \alpha_3 &= \min[\mu_{OMB_1}(x_1), \mu_{CB_2}(x_2)] = \\ &= \min(0,75; 0,5) = 0,5; \end{aligned}$$

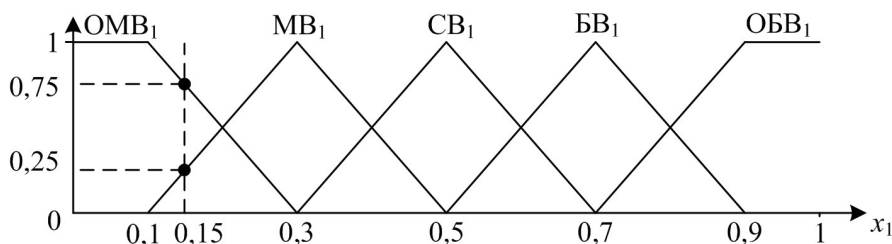


Рис. 2. Пример процесса фаззификации нечетких высказываний для входной лингвистической переменной K_1

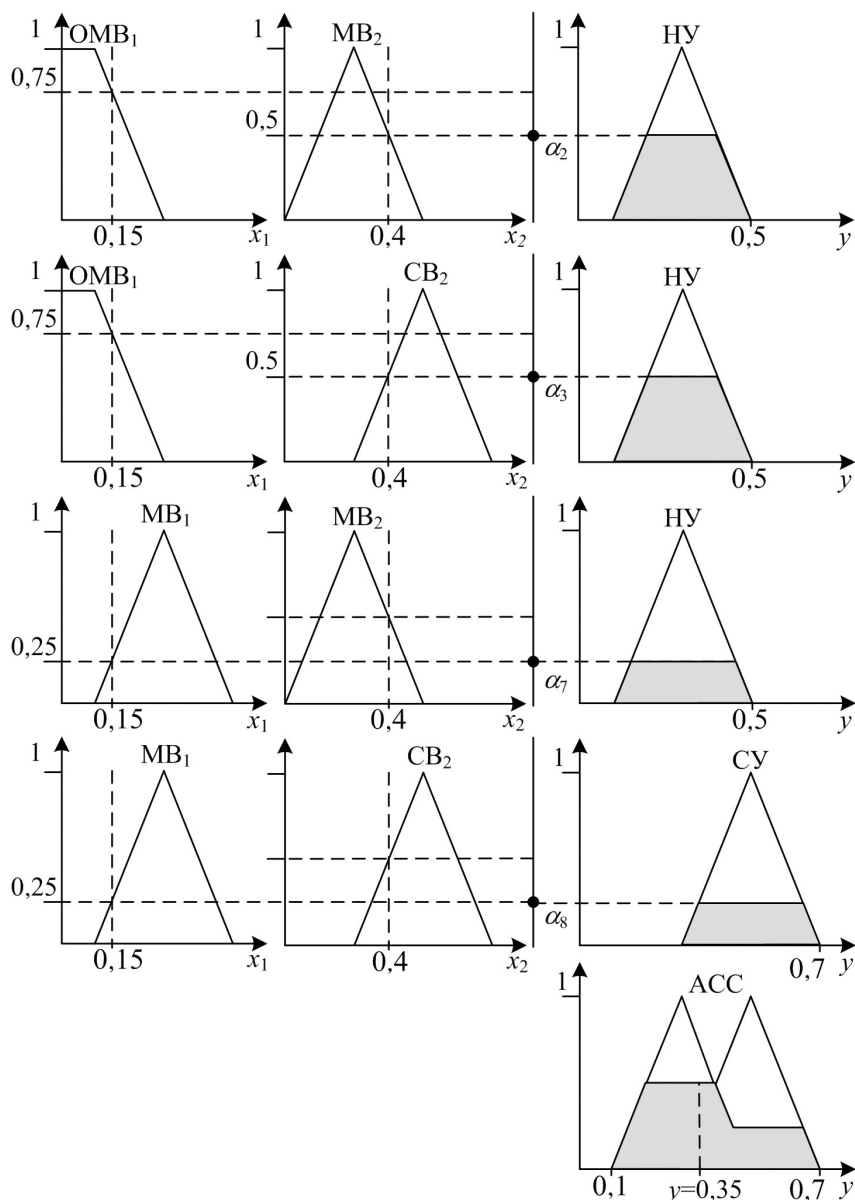


Рис. 3. Пример агрегирования подусловий, активизации и аккумуляции заключения, дефаззификации нечетких высказываний методом центра площади

$$\begin{aligned}\alpha_7 &= \min[\mu_{MB_1}(x_1), \mu_{MB_2}(x_2)] = \\ &= \min(0,25; 0,5) = 0,25;\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\alpha_8 &= \min[\mu_{MB_1}(x_1), \mu_{CB_2}(x_2)] = \\ &= \min(0,25; 0,5) = 0,25.\end{aligned}$$

На этапе активизации заключений в нечётких правилах (рис. 3) находим активизированные («усеченные») функции принадлежности с использованием метода min-активизации:

$$\mu_{HY}^2(y) = \min[\alpha_2, \mu_{HY}(y)];$$

$$\mu_{HY}^3(y) = \min[\alpha_3, \mu_{HY}(y)];$$

$$\mu_{HY}^7(y) = \min[\alpha_7, \mu_{HY}(y)];$$

$$\mu_{CY_3}^8(y) = \min[\alpha_8, \mu_{CY}(y)].$$

На этапе аккумуляции заключений нечётких правил (рис. 3) находим функцию принадлежности $\mu_{ACC}(y)$ выходной лингвисти-

ческой переменной K_3 путем объединения нечетких множеств с функциями принадлежности $\mu_{\text{ну}}^2(y)$, $\mu_{\text{ну}}^3(y)$, $\mu_{\text{ну}}^7(y)$, $\mu_{\text{су}}^8(y)$ методом max-объединения:

$$\mu_{\text{ACC}}(y) = \max \left\{ \min [\mu_{\text{OMB}_1}(x_1), \mu_{\text{MB}_2}(x_2)], \right. \\ \min [\mu_{\text{OMB}_1}(x_1), \mu_{\text{CB}_2}(x_2)], \\ \min [\mu_{\text{MB}_1}(x_1), \mu_{\text{MB}_2}(x_2)], \left. \right\} \\ \min [\mu_{\text{MB}_1}(x_1), \mu_{\text{CB}_2}(x_2)] \left. \right\}.$$

Для определения количественного значения выходной лингвистической переменной на этапе дефаззификации используем метод центра площади, в котором значение выходной переменной y равно u и рассчитывается по формуле:

$$\int_{\min}^u \mu_{\text{ACC}}(y) dy = \int_u^{\max} \mu_{\text{ACC}}(y) dy,$$

где u — абсцисса, которая делит площадь, ограниченную графиком кривой функции принадлежности соответствующей выходной переменной, на две равные части. Результатом классификации $y = 0,35$ с использованием таблицы является следующее заключение: уровень неработоспособности СЧ_1 на 75 % оценивается как «низкий уровень», и на 25 % — как «средний уровень».

Заключение

Предложенная гибридная модель поиска неисправностей на основе байесовской и прецедентной диагностической модели, трех нечетких классификаторов и алгоритме нечеткого вывода Мамдани дополняет традиционную технологию

поиска неисправностей в БАСУ ЛА, дает возможность минимизировать влияние человеческого фактора и повысить достоверность принимаемых решений в условиях неопределенности и рисков. Ее применение в ИСППР АСК позволяет автоматизировать информационную подготовку принятия решения при наличии неопределенности при выборе альтернативы и повысить уровень надежности, безопасности и эффективности функционирования БАСУ ЛА за счет исключения нецелевого истощения технического ресурса.

Литература

1. Ларин В.П., Смирнов В.А., Шелест Д.К. Применение интеллектуальных моделей диагностирования при приемочном контроле сложных технических объектов // Датчики и системы. 2015. № 2. С. 5–10.
2. Смирнов В.А. Поиск неисправностей в бортовых системах управления в процессе приемочного контроля // Информационно-управляющие системы. 2013. № 2 (63). С. 24–28.
3. Смирнов В.А. Прецедентный подход к построению моделей процесса поиска неисправностей при диагностировании сложных технических систем // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2013. № 6. С. 73–78.
4. Смирнов В.А., Смирнов Д.В. Разработка концептуальной модели искусственной иммунной системы прогнозирования дрейфа параметров бортовой аппаратуры // Искусственный интеллект и принятие решений. 2017. № 4. С. 95–108.
5. Смирнов В.А., Подоплёкин Ю.Ф. Оценка качества интеллектуальной системы для контроля технических объектов // Стандарты и качество. 2021. № 8. С. 98–103.