

**Модель системы поддержки принятия решений для
диагностирования бортовых систем космического аппарата на
основе байесовских сетей**

Дорожко И.В.*, Иванов О.А.*

*Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского,
ул. Ждановская, 13, Санкт-Петербург, 197198, Россия*

**e-mail: vka@mil.ru*

Статья поступила 06.04.2021

Аннотация

В работе предложен прототип интеллектуальной системы поддержки принятия решений для диагностирования бортовых систем космического аппарата на основе байесовских сетей доверия. Для построения данной системы используется априорная информация о надежности (структурно-логические схемы и показатели надежности) бортовых систем, модулей и блоков космического аппарата, а также диагностические модели, связывающие виды технического состояния блоков космического аппарата и диагностические признаки. Использование апостериорного вывода в байесовских сетях позволяет пересчитывать вероятность безотказной работы космического аппарата с учетом поступающей диагностической информации и информации об отказах блоков.

Ключевые слова: интеллектуальная система поддержки принятия решений, космический аппарат, диагностирование, байесовская сеть.

Введение

В настоящее время наблюдается значительный рост объемов внедрений средств автоматизации, цифровизации и технологий искусственного интеллекта в различных отраслях и сферах жизни человека. В космической отрасли эта тенденция также наблюдается в виде активного внедрения технологий так называемого «безлюдного старта», автоматизации процессов подготовки и пуска ракет космического назначения, замене электрических мнемосхем, отображающих ход технологических операций, современными SCADA-системами, применение интеллектуальных датчиков, оснащение автоматизированных рабочих мест операторов интеллектуальными системами поддержки принятия решений (ИСППР). Что касается мониторинга технического состояния (ТС) космических аппаратов (КА), то используемые алгоритмы диагностирования, как правило, основаны на контроле допусков отдельных диагностических параметров. Анализ и интегральная оценка технического состояния бортовых систем КА, выработка управляющих воздействий в большинстве случаев выполняется операторами наземного комплекса управления вручную, используя эвристические правила [1]. При этом объем передаваемой измерительной и диагностической информации, число связей, зависимостей диагностических признаков и видов ТС могут быть значительны, что фактически для задач анализа и обработки информации может относиться к технологиям «Big data».

Одним из практических выводов Дж.Миллера в статье [2], посвященной объему внимания человека, явилось правило: если данных для запоминания много, надо

группировать объекты так, чтобы количество оставалось в пределах 7 ± 2 , то есть человек способен воспринимать лишь очень ограниченное число объектов и связей между ними.

Следовательно, разработка и внедрение ИСППР для диагностирования бортовых систем космического аппарата (БС КА), способных обрабатывать значительный объем диагностической информации, является весьма актуальной задачей.

Модель системы поддержки принятия решений для диагностирования бортовых систем космического аппарата

Для решения задач диагностирования [3,4] активно внедряются идеи и математический аппарат искусственного интеллекта, в частности, нейронные сети [5, 6], продукционные и нечеткие логические модели, байесовские сети и др. При этом для эффективного применения нейронных сетей необходим значительный объем обработанных («промаркированных») статистических данных, а также достаточно дорогое программно-аппаратное обеспечение (например, Deep Learning Toolbox и Neural Network Toolbox Matlab, IBM TrueNorth, Intel Movidius Neural Compute Stick, ПЛИС и т.д.). Кроме того, выбор структуры нейронной сети является достаточно сложной задачей, не имеющей строгих правил.

В настоящее время в области моделирования и представления знаний активно развиваются байесовские сети доверия (БСД) [7–10]. Эти вероятностные графические модели позволяют объединять априорные (начальные) знания об объекте с новыми (экспериментальными, статистическими) данными для получения апостериорной

(послеопытной) оценки [11]. Байесовские сети являются одним из основных методов машинного обучения [12]. При решении задач диагностирования БСД позволяют учитывать, как зависимость между видами ТС КА и диагностическими признаками с учетом достоверностей их проверок, так и поступление новой информации (результаты проверок диагностических признаков, данные об отказах элементов КА) [11].

Фрагменты знаний в байесовских сетях представляют собой априорную информацию и заключения экспертов-специалистов по ограниченному числу элементов и их связям. Байесовская сеть включает в себя эти фрагменты знаний и, соответственно, способна охватить огромное число элементов и связей между ними.

Обобщенную модель ИСППР для диагностирования бортовых систем можно описать в следующем виде [13]:

$$\langle \mathbf{S}, \mathbf{Pr}, N, D \rangle, \quad (1)$$

Где \mathbf{S} – множество подсистем, модулей, блоков и элементов КА,

$$\mathbf{S} = \{s_i^{<l>} \mid i = \overline{1, n}; l = \overline{0, L}\}, \quad l - \text{номер иерархического уровня,}$$

характеризующего глубину детализации при диагностировании; i –

номер блока (модуля, элемента) КА; n – число блоков (модулей,

элементов) КА; L – число иерархических уровней. При этом каждый

модуль, блок, элемент КА может находиться в одном из состояний:

$$s_i^{<l>} = \{Rabot_i^{<l>}, Otkaz_i^{<l>}\}, \quad i = \overline{1, n}; l = \overline{0, L}. \quad Rabot_i^{<l>} \quad \text{и} \quad Otkaz_i^{<l>} -$$

работоспособное и неработоспособное состояния i -го блока (модуля, элемента) l -го иерархического уровня КА;

Pr – множество диагностических признаков, $\mathbf{Pr} = \{pr_j \mid j = \overline{1, m}\}$;

N – отображение, устанавливающее связь между элементами множества **S**, исходя из деревьев отказов или структурно-логических схем надежности;

D – отображение, устанавливающее связь между множествами **S** и **Pr**, исходя из диагностической модели.

Методика построения ИСППР для диагностирования БС КА на основе байесовской сети может быть представлена следующими этапами:

1. Построение структуры байесовской сети доверия:

1.1. Создаются вершины байесовской сети, обозначающие подсистемы, модули, блоки, элементы КА ($\mathbf{S} = \{s_i^{<l>} \mid i = \overline{1, n}; l = \overline{0, L}\}$).

1.2. Указываются (на основе структурных схем надежности) связи между вершинами байесовской сети, обозначающие подсистемы, модули, блоки, элементы КА.

1.3. Создаются вершины байесовской сети, обозначающие диагностические признаки ($\mathbf{Pr} = \{pr_j \mid j = \overline{1, m}\}$).

1.4. Указываются связи между вершинами байесовской сети, обозначающими подсистемы, модули, блоки, элементы КА ($\mathbf{S} = \{s_i^{<l>} \mid i = \overline{1, n}; l = \overline{0, L}\}$) и диагностические признаки ($\mathbf{Pr} = \{pr_j \mid j = \overline{1, m}\}$).

2. Указываются параметры байесовской сети.

2.1. Для элементов нулевого уровня иерархии («простейших» элементов), указываются:

2.1.1. Безусловные вероятности в начальный момент времени, а именно, $P(\text{Rabot}_i^{<0>})_{t=0} = 1$ (предполагается, что в $t=0$ прошел полный контроль и элемент работоспособен), и вероятности отказов $P(\text{Otkaz}_i^{<0>})_{t=0} = 0$.

2.1.2. Условные вероятности, задающие динамику технических состояний во времени на основе априорных данных об интенсивностях отказов ($\lambda_i^{<0>}$) и восстановлений ($\mu_i^{<0>}$):

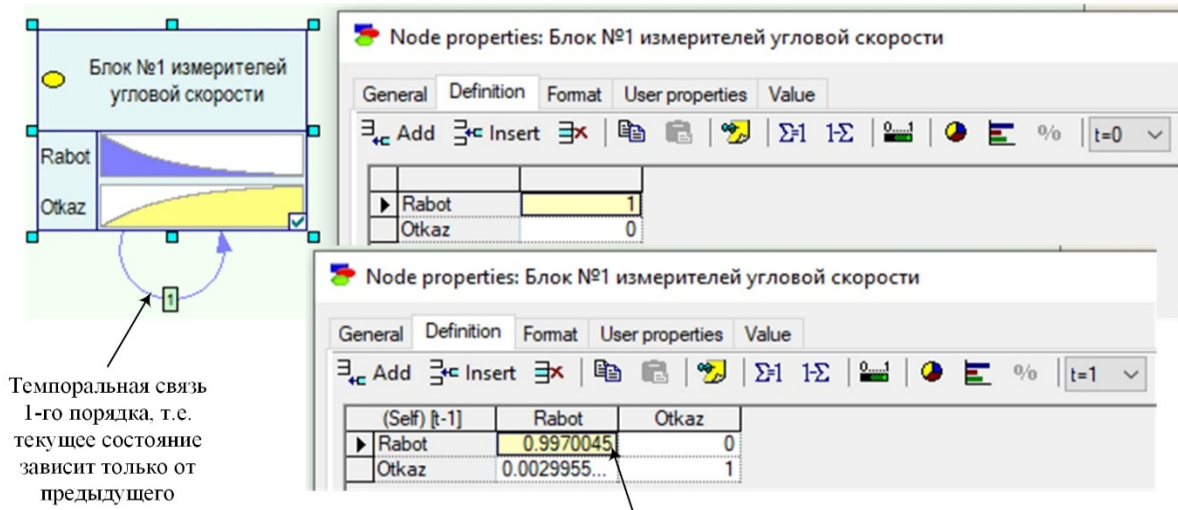
$$- P(\text{Rabot}_i^{<0>}(t)/\text{Rabot}_i^{<0>}(t-1)) = \frac{e^{-\lambda_i^{<0>}t}}{e^{-\lambda_i^{<0>}(t-1)}} = e^{-\lambda_i^{<0>}t};$$

$$- P(\text{Otkaz}_i^{<0>}(t)/\text{Rabot}_i^{<0>}(t-1)) = 1 - e^{-\lambda_i^{<0>}t};$$

$$- P(\text{Rabot}_i^{<0>}(t)/\text{Otkaz}_i^{<0>}(t-1)) = 1 - e^{-\mu_i^{<0>}t};$$

$$- P(\text{Otkaz}_i^{<0>}(t)/\text{Otkaz}_i^{<0>}(t-1)) = e^{-\mu_i^{<0>}t}.$$

Пример в бесплатной с открытым кодом среде GeNIe [14] представлен на рис. 1.



$$P(\text{Rabot}_i^{<l>}(t) / \text{Rabot}_i^{<l>}(t-1)) = e^{-\lambda_i^{<l>}}$$

Рис. 1. Параметры вершины байесовской сети, обозначающей элемент нулевого уровня детализации («простейший элемент»)

2.2. Для блоков (модулей), имеющих в своем составе другие элементы и блоки, т.е. имеющие родительские переменные, указываются условные вероятности исходя из деревьев отказов или структурно-логических схем надежности [13, 15]. Отображение N , устанавливающее связь между элементами множества S , исходя из схем надежности, может быть представлено в виде наборов условных вероятностей видов ТС блоков более высокого иерархического уровня от работоспособности (отказов) входящих в их состав элементов (рис. 2–5).

$$N : S \times S \rightarrow \left\{ P(s_i^{<l+1>} / s_i^{<l>}) \mid l = \overline{0, (L-1)} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} P(\text{Rabot}_i^{<l+1>} / \text{Rabot}_i^{<l>}), P(\text{Otkaz}_i^{<l+1>} / \text{Rabot}_i^{<l>}), \\ P(\text{Rabot}_i^{<l+1>} / \text{Otkaz}_i^{<l>}), P(\text{Otkaz}_i^{<l+1>} / \text{Otkaz}_i^{<l>}) \mid i = \overline{1, n}; l = \overline{0, (L-1)} \end{array} \right\} \quad (2)$$

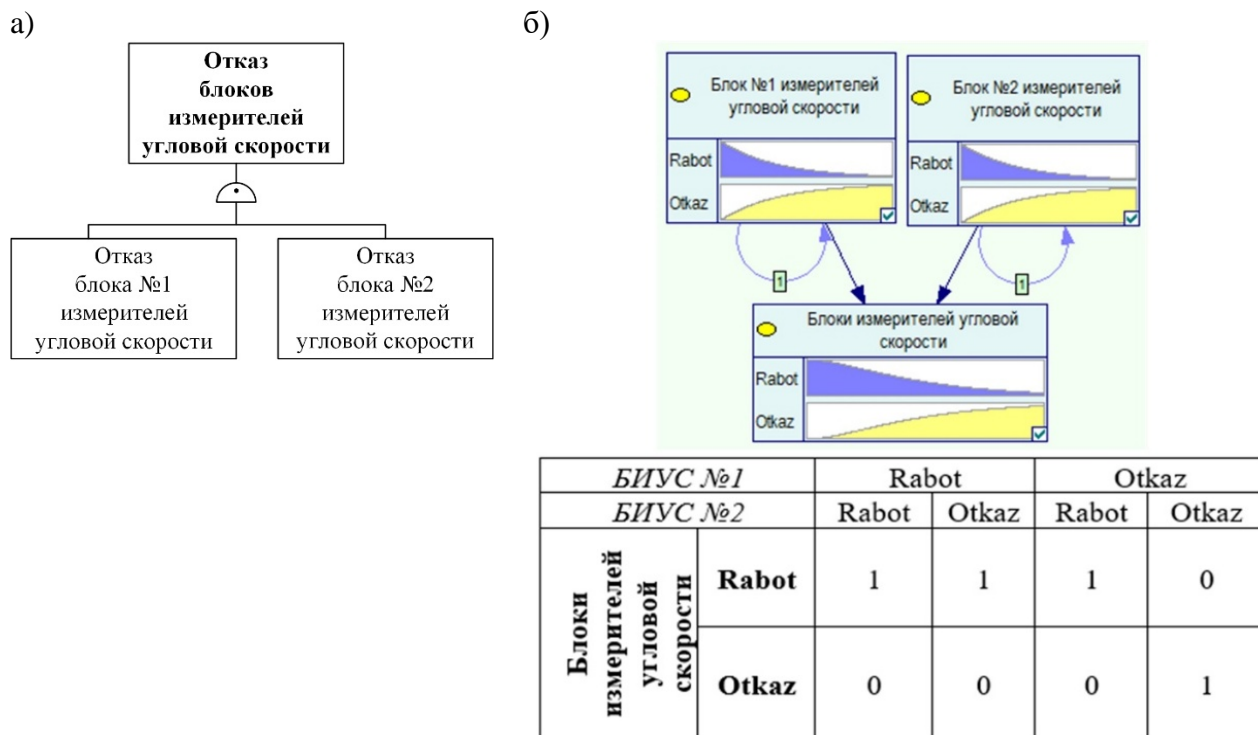


Рис. 2. Модели надежности блоков измерителей угловой скорости (параллельное соединение двух блоков): а) дерево отказов; б) эквивалентная байесовская сеть

На рис. 3 представлено дерево отказов силовых гироскопических комплексов (СГК), соединенных по мажоритарной схеме «3 из 4-х».

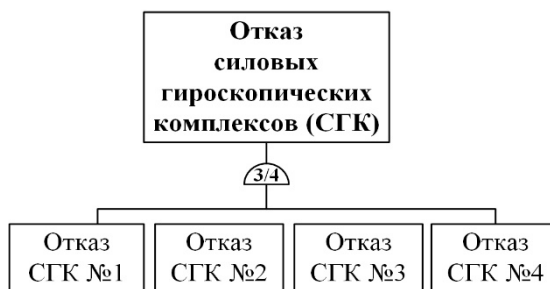


Рис. 3. Дерево отказов силовых гироскопических комплексов по схеме «3 из 4-х»

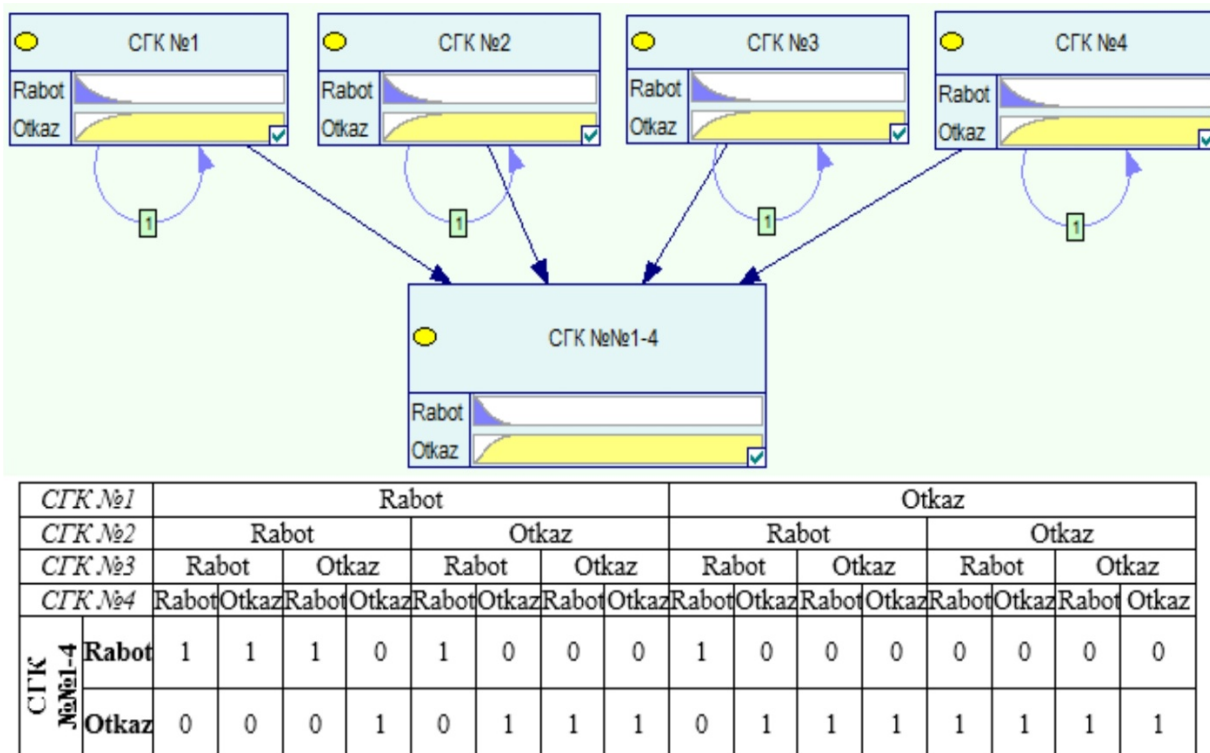


Рис. 4. Байесовская сеть, моделирующая соединение силовых гироскопических комплексов

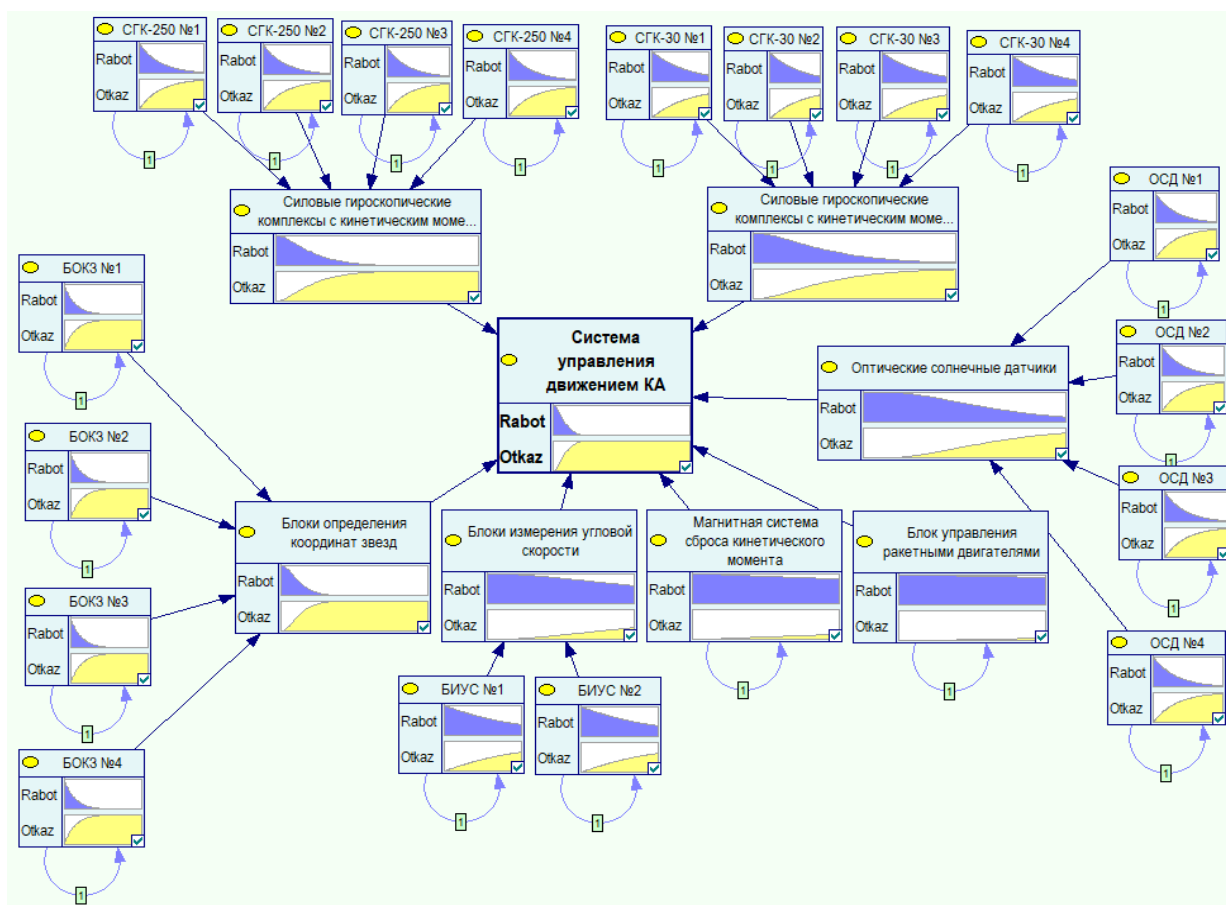


Рис. 5. Байесовская сеть, моделирующая надежность системы управления движением КА

2.3. Для диагностических признаков pr_j задаются распределения условных вероятностей, связывающие значения диагностических признаков и виды ТС БС КА. Отображение D , устанавливающее связь между множествами \mathbf{S} и \mathbf{Pr} , исходя из диагностической модели, представляет собой следующие наборы:

$$D: \mathbf{S} \times \mathbf{Pr} \rightarrow \left\{ P(pr_j / s_i^{<l>}) \mid i = \overline{1, n}; l = \overline{0, L}; j = \overline{1, m} \right\} =$$

$$= \left\{ \begin{array}{l} P(\tilde{pr}_j / Rabot_i^{<l>}), P(\tilde{pr}_j / Otkaz_i^{<l>}) - \text{для дискретных ДП} \\ f(pr_j / Rabot_i^{<l>}), f(pr_j / Otkaz_i^{<l>}) - \text{для непрерывных ДП} \\ \mid i = \overline{1, n}; l = \overline{0, L}; j = \overline{1, m} \end{array} \right. \quad (3)$$

При задании вероятностных распределений (3) можно учесть достоверности (ошибки) проверок диагностических признаков, что повышает адекватность модели (рис. 6) [3, 4, 16-20].

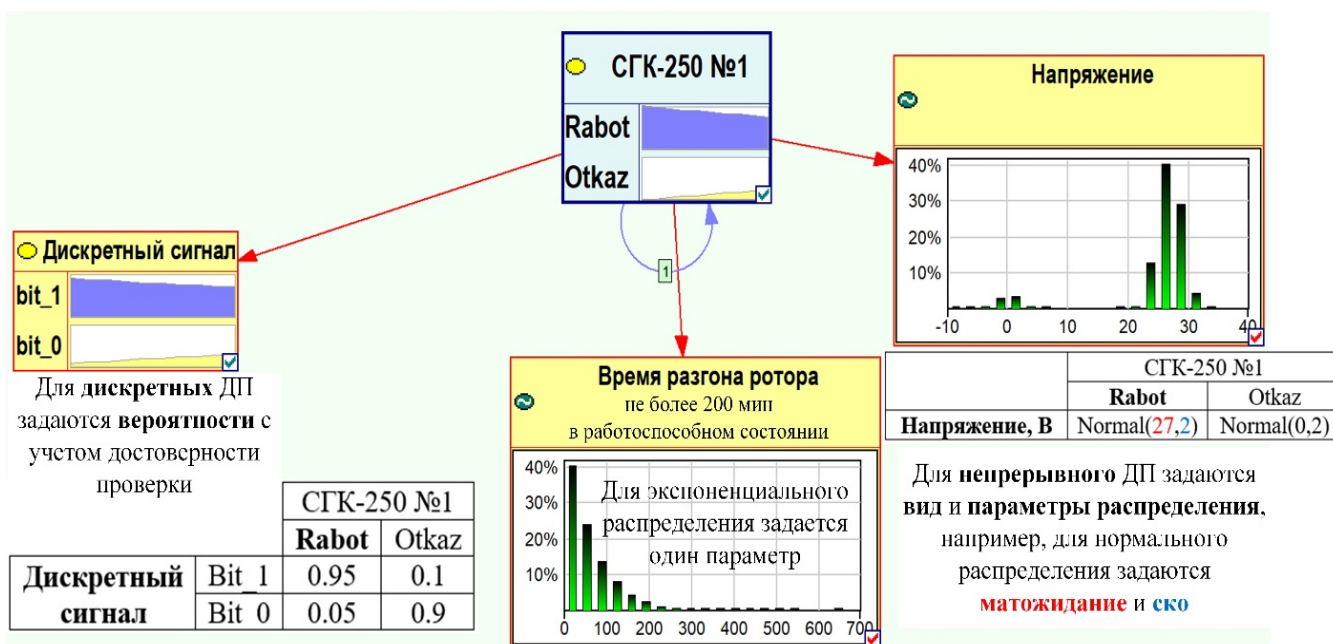


Рис. 6. Фрагмент байесовской сети, связывающей один из блоков СУД КА с диагностическими признаками

Априорная информация для задания распределений (3) может быть получена как из технической документации, паспортных данных на средства измерения диагностических признаков, так и из экспертных оценок, например, следующего содержания: «в работоспособном состоянии у силовых гироскопических комплексов время разгона ротора не более 200 минут», «напряжение питания в работоспособном состоянии составляет 27 В с погрешностью ± 2 В» и т.д.

На рис. 7 представлены графики априорной (т.е. построенные по начальной информации) вероятности работоспособного состояния и вероятности отказа системы управления движением (СУД) КА.

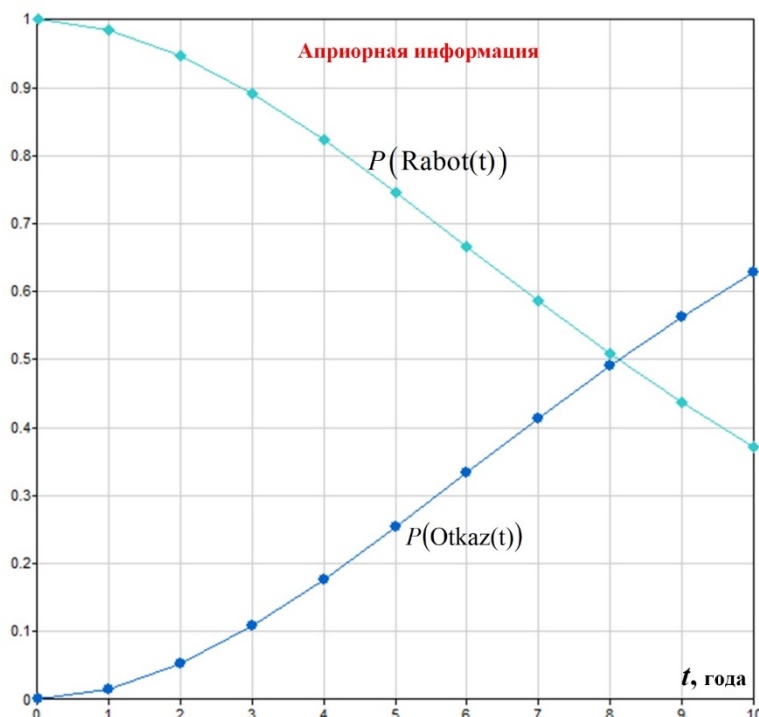


Рис. 7. Графики априорных вероятностей ТС системы управления движением КА

Пример обработки поступающей новой информации (апостериорный вывод) во фрагменте байесовской сети при диагностировании бортовых систем космического аппарата

Основная цель байесовских сетей доверия – это объединение априорной информации и новых данных, т.е. апостериорный вывод, суть которого, в том, что при появлении новых данных (свидетельств) обнуляются все несовместимые с этими данными (свидетельствами) вероятности исходов и нормируются оставшиеся вероятности, учитывая априорные данные, чтобы сумма вероятностей оставшихся исходов была равна единице. Алгоритм апостериорного вывода предусматривает также подготовительный этап, заключающийся в последовательном преобразовании исходной байесовской сети в доменный, моральный, триангулярный графы, а также деревья смежности и сочленений. Математическое описание апостериорного вывода приведено в [7-12] и фактически представляет собой применение формулы Байеса на отдельных участках сети с учетом конкретной структуры. Таким образом, новая информация поступает в байесовскую сеть доверия и распространяет свое влияние на всю сеть, изменяя вероятностные распределения.

При поступлении новой информации об отказе какого-либо модуля (блока, элемента) происходит пересчет вероятностей во всех узлах байесовской сети и вычисляется апостериорная оценка вероятностей.

На рис. 8а представлен пример фрагмента байесовской сети для блоков измерителей угловой скорости. Распределения вероятностей для момента времени $t=8000$ ч равны соответственно: $P(\text{Rabot}_1^{<0>})=0,9$; $P(\text{Rabot}_2^{<0>})=0,8$. Условные

вероятности для блоков измерителей угловой скорости, соединенных параллельно,

$$P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Rabot}_1^{<0>}, \text{Rabot}_2^{<0>}) = P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Otkaz}_1^{<0>}, \text{Rabot}_2^{<0>}) = P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Rabot}_1^{<0>}, \text{Otkaz}_2^{<0>}) = 1$$

$$P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Otkaz}_1^{<0>}, \text{Otkaz}_2^{<0>}) = 0.$$

Найдем вероятность работоспособности параллельно соединенных блоков измерителей угловой скорости при отказе одного из этих блоков, например, второго (рис. 8б):

$$P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Otkaz}_2^{<0>}) = P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Rabot}_1^{<0>}, \text{Otkaz}_2^{<0>}) \cdot P(\text{Rabot}_1^{<0>}) + P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Otkaz}_1^{<0>}, \text{Otkaz}_2^{<0>}) \cdot P(\text{Otkaz}_1^{<0>}) = 0,9.$$

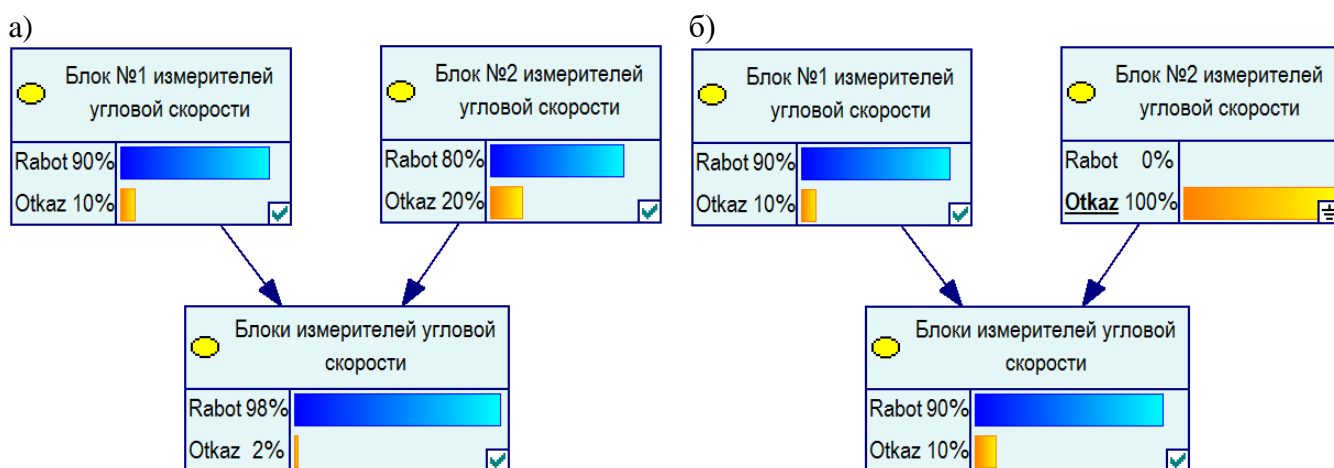


Рис. 8. Фрагмент байесовской сети для блоков измерителей угловой скорости (параллельное соединение двух блоков): а) начальный вид фрагмента сети по априорной информации; б) результат апостериорного вывода

Кроме, информации о факте отказа в определенный момент времени какого-либо модуля (блока, элемента) КА, может поступать диагностическая информация. Апостериорный вывод простейшей байесовской сети доверия можно описать выражениями (9) и (10) при поступлении значений дискретного и непрерывного диагностического признака соответственно.

$$P(\text{Rabot}(t)/\text{pr}_j(t)) = \frac{P(\text{pr}_j(t)/\text{Rabot}(t)) \cdot P(\text{Rabot}(t))}{P(\text{pr}_j(t)/\text{Rabot}(t)) \cdot P(\text{Rabot}(t)) + P(\text{pr}_j(t)/\text{Otkaz}(t)) \cdot P(\text{Otkaz}(t))} \quad (9)$$

$$P(\text{Rabot}(t)/\text{pr}_j(t)) = \frac{f(\text{pr}_j(t)/\text{Rabot}(t)) \cdot P(\text{Rabot}(t))}{f(\text{pr}_j(t)/\text{Rabot}(t)) \cdot P(\text{Rabot}(t)) + f(\text{pr}_j(t)/\text{Otkaz}(t)) \cdot P(\text{Otkaz}(t))}, \quad (10)$$

где $f(\text{pr}_j(t)/\text{Rabot}(t))$ и $f(\text{pr}_j(t)/\text{Otkaz}(t))$ – плотности распределений j -го непрерывного диагностического признака при различных видах ТС [11].

Например, дискретный диагностический признак pr_1 может принимать значение «1» при работоспособном состоянии блока измерителей угловых скоростей и значение «0» – при его отказе. Это идеальный случай, когда не учитываются ошибки и погрешности диагностического признака. Если задаться некоторой достоверностью диагностического признака pr_1 , то набор условных вероятностей, связывающих значение диагностического признака и вид ТС, можно представить таким образом:

$$P(\text{pr}_{1_bit=1}/\text{Rabot}_1^{<0>}) = 0,99, \quad P(\text{pr}_{1_bit=0}/\text{Rabot}_1^{<0>}) = 0,01,$$

$$P(\text{pr}_{1_bit=1}/\text{Otkaz}_1^{<0>}) = 0,05, \quad P(\text{pr}_{1_bit=0}/\text{Otkaz}_1^{<0>}) = 0,95.$$

Допустим, что новая информация заключается в поступлении значения «0» pr_1 , необходимо по формуле Байеса пересчитать априорные вероятности видов технических состояний блока измерителей угловых скоростей:

$$P(\text{Rabot}_1^{<0>} / pr_{1_bit=0}) = \frac{P(pr_{1_bit=0} / \text{Rabot}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Rabot}_1^{<0>})}{P(pr_{1_bit=0} / \text{Rabot}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Rabot}_1^{<0>}) + P(pr_{1_bit=0} / \text{Otkaz}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Otkaz}_1^{<0>})} =$$

$$= \frac{0,01 \cdot 0,9}{0,01 \cdot 0,9 + 0,95 \cdot 0,1} \approx 0,09;$$

$$P(\text{Otkaz}_1^{<0>} / pr_{1_bit=0}) = \frac{P(pr_{1_bit=0} / \text{Otkaz}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Otkaz}_1^{<0>})}{P(pr_{1_bit=0} / \text{Rabot}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Rabot}_1^{<0>}) + P(pr_{1_bit=0} / \text{Otkaz}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Otkaz}_1^{<0>})} =$$

$$= \frac{0,95 \cdot 0,1}{0,01 \cdot 0,9 + 0,95 \cdot 0,1} \approx 0,91.$$

Вычислим апостериорные вероятности всего параллельного соединения блоков измерителей угловой скорости:

$$P(\text{Rabot}_1^{<1>}) = P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Rabot}_1^{<0>}, \text{Rabot}_2^{<0>}) \cdot P(\text{Rabot}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Rabot}_2^{<0>}) +$$

$$+ P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Rabot}_1^{<0>}, \text{Otkaz}_2^{<0>}) \cdot P(\text{Rabot}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Otkaz}_2^{<0>}) +$$

$$+ P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Otkaz}_1^{<0>}, \text{Rabot}_2^{<0>}) \cdot P(\text{Otkaz}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Rabot}_2^{<0>}) +$$

$$+ P(\text{Rabot}_1^{<1>} / \text{Otkaz}_1^{<0>}, \text{Otkaz}_2^{<0>}) \cdot P(\text{Otkaz}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Otkaz}_2^{<0>}) = 1 \cdot 0,09 \cdot 0,8 + 1 \cdot 0,09 \cdot 0,2 +$$

$$+ 1 \cdot 0,91 \cdot 0,8 + 0 \cdot 0,91 \cdot 0,2 \approx 0,82;$$

$$P(\text{Otkaz}_1^{<1>}) = 1 - P(\text{Rabot}_1^{<1>}) \approx 0,18.$$

На рис. 9б представлены апостериорные наборы вероятностей при поступлении информации о нулевом значении дискретного диагностического признака.

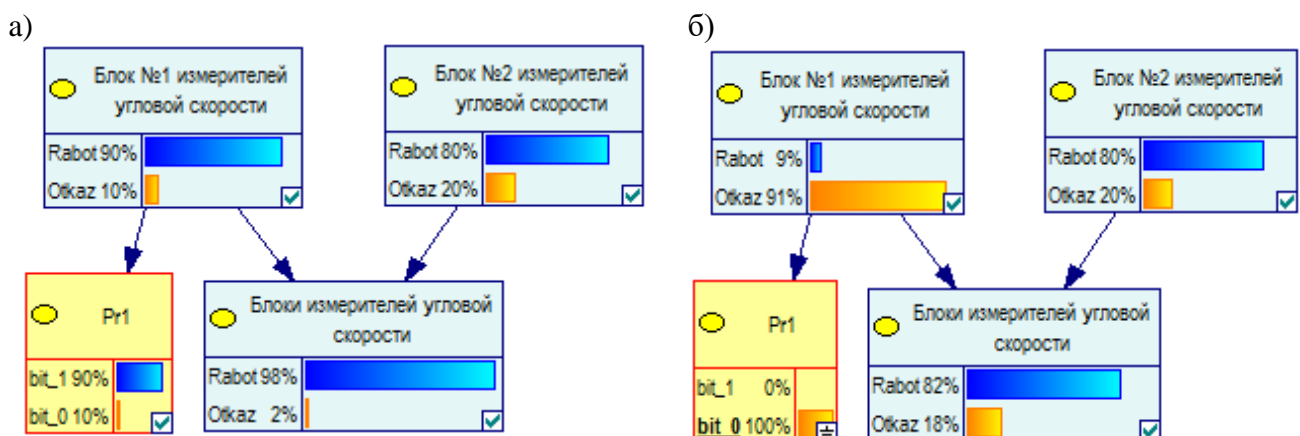


Рис. 9. Фрагмент байесовской сети для блоков измерителей угловой скорости:

- а) начальный вид фрагмента сети по априорной информации; б) результат апостериорного вывода при поступлении диагностической информации

На рис. 10а изображен начальный вид фрагмента байесовской сети, в котором представлен непрерывный диагностический признак, распределенный по нормальному закону распределения.

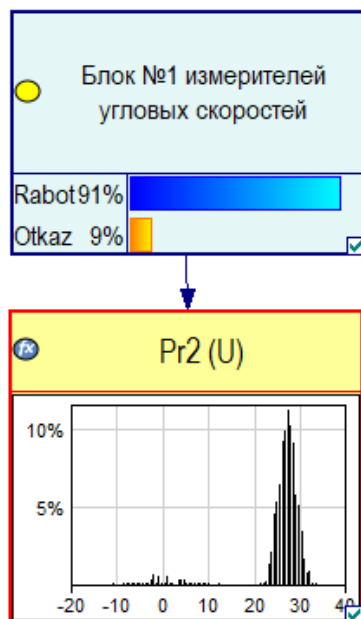
При поступлении информации о значении непрерывного диагностического признака $pr_2 = 20$ В апостериорные вероятности вычисляются следующим образом:

$$\begin{aligned}
 P(\text{Rabot}_1^{<0>} / pr_2 = 20 \text{ В}) &= \frac{f(pr_2 / \text{Rabot}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Rabot}_1^{<0>})}{f(pr_2 / \text{Rabot}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Rabot}_1^{<0>}) + f(pr_2 / \text{Otkaz}_1^{<0>}) \cdot P(\text{Otkaz}_1^{<0>})} = \\
 &= \frac{\frac{1}{\delta_1 \sqrt{2\pi}} \cdot \frac{-(pr_2 - m_1)}{2 \cdot \delta_1^2} \cdot 0,9}{\frac{1}{\delta_1 \sqrt{2\pi}} \cdot \frac{-(pr_2 - m_1)}{2 \cdot \delta_1^2} \cdot 0,9 + \frac{1}{\delta_2 \sqrt{2\pi}} \cdot \frac{-(pr_2 - m_2)}{2 \cdot \delta_2^2} \cdot 0,1} = \\
 &= \frac{\frac{1}{2\sqrt{2\pi}} \cdot \frac{-(20 - 27)}{2 \cdot 2^2} \cdot 0,9}{\frac{1}{2\sqrt{2\pi}} \cdot \frac{-(20 - 27)}{2 \cdot 2^2} \cdot 0,9 + \frac{1}{5\sqrt{2\pi}} \cdot \frac{-(20 - 0)}{2 \cdot 5^2} \cdot 0,1} \approx 0,993; \\
 P(\text{Otkaz}_1^{<0>} / pr_2 = 20 \text{ В}) &= 1 - P(\text{Rabot}_1^{<0>} / pr_2 = 20 \text{ В}) \approx 0,007,
 \end{aligned}$$

где m_1 и δ_1 – математические ожидания и ско нормально распределенного диагностического признака pr_2 в работоспособном состоянии блока измерителей угловой скорости; а m_2 и δ_2 – математические ожидания и ско нормально распределенного диагностического признака pr_2 в состоянии отказа блока измерителей угловой скорости.

Фрагмент байесовской сети после получения информации о значении непрерывного диагностического признака изображен на рис. 10б, из которого видны изменения вероятностей работоспособного состояния и состояния отказа блока измерителей угловых скоростей в результате апостериорного вывода.

а)



б)

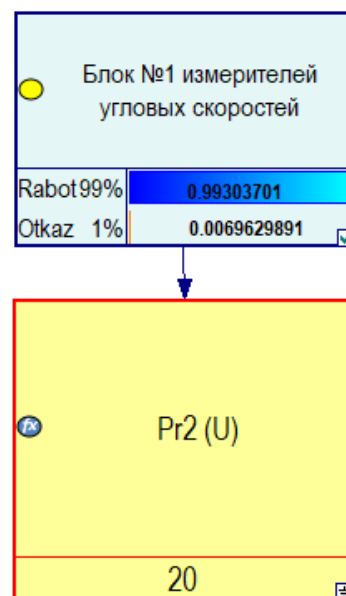


Рис. 10. Фрагмент байесовской сети, содержащий БИУС и связанный с ним непрерывный ДП: а) начальный вид фрагмента сети (по априорной информации); б) результат апостериорного вывода

На рис. 11 и 12 представлены изображение байесовской сети и графики апостериорных оценок вероятностей работоспособного состояния и отказа СУД КА, при поступлении информации об отказе через 1 год одного блока определения звезд и отказе одного СГК-250 через 2 года, т.е. $P_{\text{БОКЗ}\#1}(\text{Rabot})_{t=1} = 0$ и $P_{\text{СГК-250}\#4}(\text{Rabot})_{t=2} = 0$.

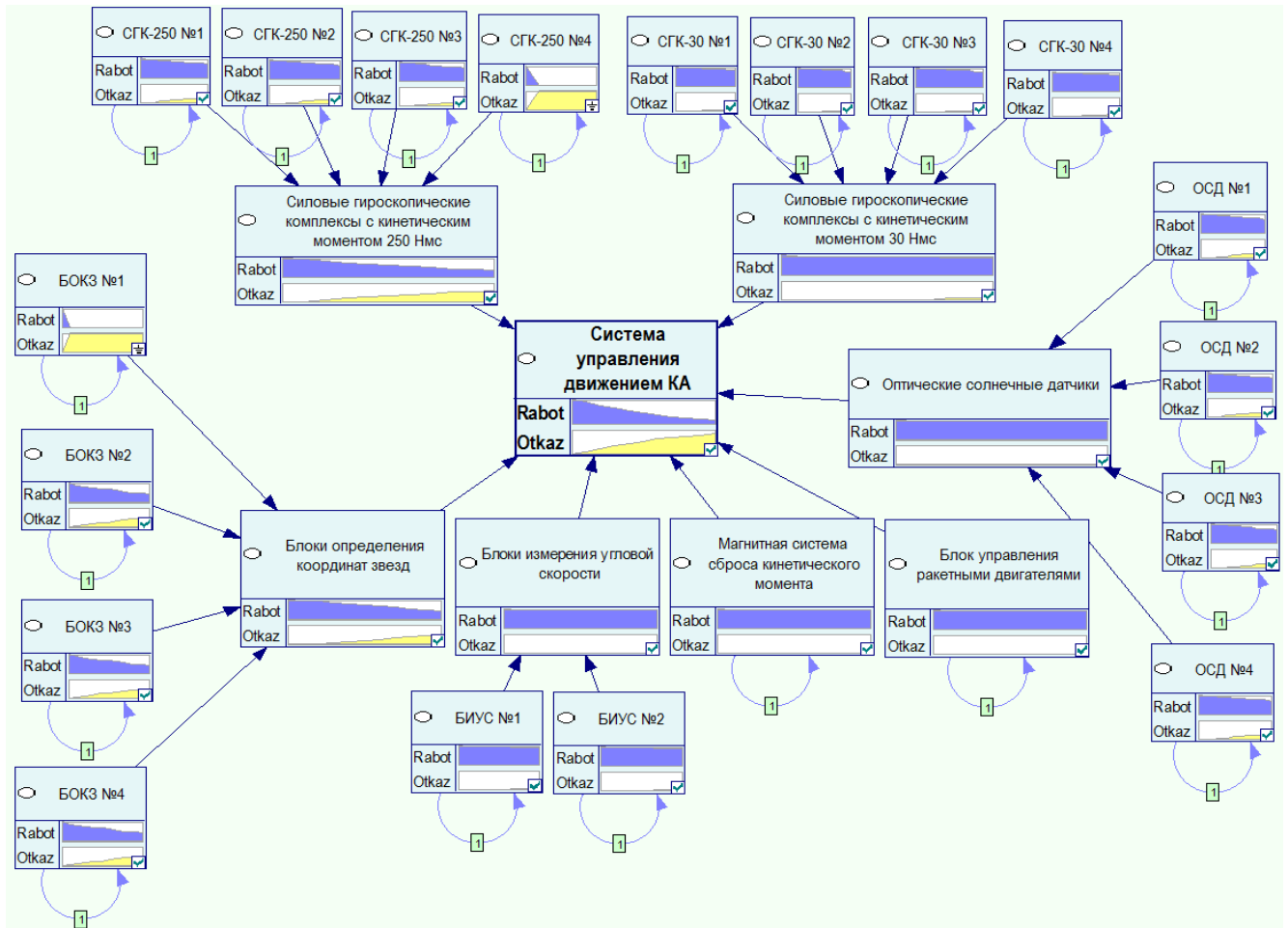


Рис. 11. Байесовская сеть СУД КА после ввода новой информации (апостериорного вывода)

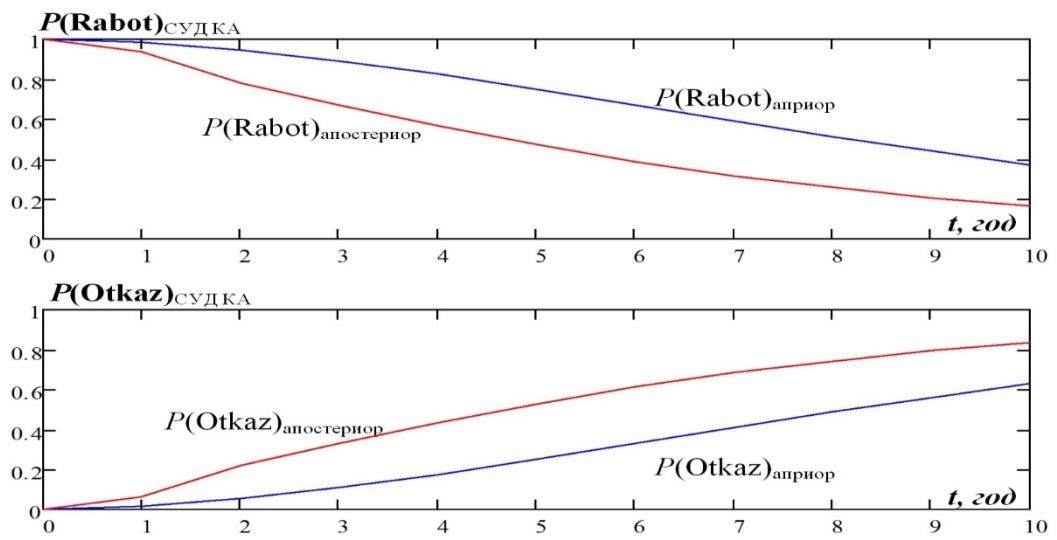


Рис. 12. Графики априорных и апостериорных оценок вероятностей безотказной работы и отказа СУД КА

Далее апостериорная оценка становится априорной информацией для следующих этапов в случае поступления новой информации о проверках диагностических признаков или об отказах элементов (блоков) КА.

Заключение

Модели байесовских сетей доверия могут быть эффективно использованы при создании интеллектуальных систем диагностирования и оценивания показателей надежности КА. Для логико-вероятностного (апостериорного) вывода свидетельствами могут являться сведения об отказах блоков и поступающие значения как дискретных, так и непрерывных диагностических признаков. При этом имеется возможность учитывать момент времени поступления новой информации и достоверность проверок диагностических признаков. Использование непрерывных и дискретных переменных, а также учет динамики предопределяет одновременно гибридный и динамический тип байесовской сети. Человеческим способностям в случае значительного числа таких изменяющихся во времени взаимосвязанных непрерывных и дискретных переменных достаточно сложно конкурировать с моделями искусственного интеллекта.

Результаты своевременного оценивания технического состояния КА дают возможность прогнозировать и парировать возможные отказы, своевременно переключиться на резервный элемент, а также осуществить проактивное управление [21-23].

Библиографический список

1. Кобзарев И.М. Копкин Е.В. Использование меры ценности информации. для построения гибких диагностических процедур распознавания технического состояния бортовых систем космических аппаратов // Труды Военно-космической академии им. А.Ф. Можайского. 2019. № 671. С. 326 – 337.
2. Miller G.A. The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information // Psychological Review, 1956, no. 63 (2), pp. 81 - 97.
3. ГОСТ В 20.911-89. Техническая диагностика. Термины и определения. - М.: Издательство стандартов, 1990. – 12 с.
4. Клюев В.В. и др. Технические средства диагностирования: Справочник. – М.: Машиностроение, 1989. – 671 с.
5. Суханов Н.В. Схема управления летательным аппаратом на основе нейронных сетей // Труды МАИ. 2013. № 65. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=36013>
6. Косинский М.Ю., Шатский М.А. Разработка моделей и методики для анализа и прогнозирования надёжности бортовых систем управления космических аппаратов на основе теории нечётких множеств и искусственных нейронных сетей // Труды МАИ. 2014. № 74. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=49315>
7. Тулупьев А.Л., Николенко С.И., Сироткин А.В. Основы теории байесовских сетей. – СПб.: Изд-во Санкт-Петербургского университета, 2019. – 399 с.
8. Cowell R.G., Dawid A.P., Lauritzen S.L., Spiegelhalter D.J. Probabilistic Networks and Expert Systems, New York, Springer-Verlag, 1999. DOI: [10.1198/JASA.2001.S424](https://doi.org/10.1198/JASA.2001.S424)

9. Jensen F.V. Bayesian Networks and Decision Graphs, New York, Springer-Verlag, 2001. DOI:[10.1007/978-1-4757-3502-4](https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3502-4)
10. Pearl J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference, New York, Morgan Kaufman Publ., 1991. DOI:[10.2307/2026705](https://doi.org/10.2307/2026705)
11. Дорожко И.В., Осипов Н.А., Иванов О.А. Прогнозирование технического состояния сложных технических систем с помощью метода Берга и байесовских сетей // Труды МАИ. 2020. № 113. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=118181>. DOI: [10.34759/trd-2020-113-14](https://doi.org/10.34759/trd-2020-113-14)
12. Николенко С., Кадурич А., Архангельская Е. Глубокое обучение. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.
13. Дорожко И.В., Захарова Е.А., Осипов Н.А. Модель оценки вероятности безотказной работы сложных технических комплексов на основе динамических байесовских сетей // Труды Военно-космической академии им. А.Ф. Можайского. 2019. № 669. С. 216 – 223.
14. GeNIe & SMILE. Decisions systems laboratory, School of Information Sciences, University of Pittsburg. URL: <http://genie.sis.pitt.edu>
15. ГОСТ 27.002-15. Надежность в технике. Основные понятия. Термины и определения. – М.: Стандартинформ, 2016. – 24 с.
16. Дмитриев А.К. Модели и методы анализа технического состояния бортовых систем. – СПб.: ВКУ имени А.Ф. Можайского, 1999. – 171 с.
17. Дмитриев А.К., Копкин Е.В. Оценивание достоверности проверок непрерывных признаков при диагностировании технического объекта // Известия

вузов. Приборостроение. 1999. Т. 42. № 9. С. 3 - 10.

18. Дмитриев А.К, Юсупов Р.М. Идентификация и техническая диагностика. – Л.: МО СССР, 1987. – 521 с.

19. Копкин Е.В., Кравцов А.Н., Мышко В.В. Анализ технического состояния космических средств. – СПб.: ВКА имени А.Ф. Можайского, 2016. – 189 с.

20. Копкин Е.В., Кравцов А.Н., Мышко В.В. Контроль и диагностика космических средств. – СПб.: ВКА имени А.Ф. Можайского, 2016. – 198 с.

21. Охтилев М.Ю., Соколов Б.В., Юсупов Р.М. Теоретические и технологические основы концепции проактивного мониторинга и управления сложными объектами // Известия ЮФУ. Технические науки. 2015. № 1 (162). С. 162 - 174.

22. Охтилев М.Ю., Мустафин Н.Г., Миллер В.Е., Соколов Б.В. Концепция проактивного управления сложными объектами: теоретические и технологические основы // Известия вузов. Приборостроение. 2014. Т. 57. № 11. С. 7 – 15.

23. Motienko A., Basov O., Dorozhko I., Tarasov A. Proactive Robotic Systems For Effective Rescuing Sufferers, GmbH: Springer-Verlag, Lecture Notes In Computer Science, 2016, pp. 172 - 180.

Decision-making support system model for spacecraft onboard systems diagnosing based on Bayesian networks

Dorozhko I.V.*, Ivanov O.A.*

*Military space Academy named after A.F. Mozhaisky,
13, Zdanovskaya str., Saint-Petersburg, 197198, Russia*

*[*e-mail: vka@mil.ru](mailto:vka@mil.ru)*

Abstract

The article proposes employing Bayesian networks capabilities, based on non-uniform data as well as fragments of knowledge representation and posteriori inference for the incoming information accounting, to solve the problems of the spacecraft onboard systems diagnosing.

The developed model and technique are based on mathematical apparatus of Bayesian trust networks, as well as the basic concepts and relationships of the theory of reliability and technical diagnostics of systems. The initial data is information on the reliability (structural and logical schemes, failure rate of elements) of spacecraft typical onboard systems and diagnostic models that linking the types of technical conditions and diagnostic features. For cause-and-effect relationships between the types of technical condition and diagnostic features, sets of conditional probabilities or densities of distributions are pointed, depending on the continuous or discrete type of diagnostic feature, respectively.

The results of the research are constructing technique and a model of an intelligent decisions support system for a spacecraft onboard systems diagnosing.

The article considers examples of new incoming information processing in a fragment of the Bayesian network at diagnosing spacecraft onboard systems. It quotes analytical

calculations and posteriori inference results while new information incoming on the spacecraft blocks failures, as well as while incoming of discrete and continuous values of diagnostic features.

The model based on dynamic hybrid Bayesian trust networks includes discrete and continuous variables describing causal relationships of technical conditions and diagnostic features types, as well as relationships of blocks (elements) in terms of reliability. The results of the logical-probabilistic inference allow control the values of the spacecraft operational state probabilities in the course of time, as well as predict possible failures and take proactive measures.

Mathematical models of diagnosing, considered in the article, account for the types of elements connection, reliability of elements, as well as dynamics of technical states types and their relation to the diagnostic features, which may be both continuous and discrete.

Keywords: intelligent decision-making support system, spacecraft, diagnostics, Bayesian network.

References

1. Kobzarev I.M. Kopkin E.V. *Trudy Voенno-kosmicheskoi akademii im. A.F. Mozhaiskogo*, 2019, no. 671, pp. 326 – 337.
2. Miller G.A. The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information, *Psychological Review*, 1956, no. 63 (2), pp. 81 - 97.

3. *GOST V 20.911 89. Tekhnicheskaya diagnostika. Terminy i opredeleniya* (State Standard V 20911-89. Technical diagnostics. Terms and definitions), Moscow, Standarty, 1990, 12 p.
4. Klyuev V.V. et al. *Tekhnicheskie sredstva diagnostirovaniya: Spravochnik* (Diagnostic Facilities: Handbook), Moscow, Mashinostroenie, 1989, 671 p.
5. Sukhanov N.V. *Trudy MAI*, 2013, no. 65. URL: <http://trudymai.ru/eng/published.php?ID=36013>
6. Kosinskii M.Yu., Shatskii M.A. *Trudy MAI*, 2014, no. 74. URL: <http://trudymai.ru/eng/published.php?ID=49315>
7. Tulup'ev A.L., Nikolenko S.I., Sirotkin A.V. *Osnovy teorii baiesovskikh setei*. (Fundamentals of Bayesian networks theory), Saint-Petersburg, Izd-vo Sankt-Peterburgskogo universiteta, 2019, 399 p.
8. Cowell R.G., Dawid A.P., Lauritzen S.L., Spiegelhalter D.J. *Probabilistic Networks and Expert Systems*, New York, Springer-Verlag, 1999. DOI:[10.1198/JASA.2001.S424](https://doi.org/10.1198/JASA.2001.S424)
9. Jensen F.V. *Bayesian Networks and Decision Graphs*, New York, Springer-Verlag, 2001. DOI:[10.1007/978-1-4757-3502-4](https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3502-4)
10. Pearl J. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, New York, Morgan Kaufman Publ., 1991. DOI:[10.2307/2026705](https://doi.org/10.2307/2026705)
11. Dorozhko I.V., Osipov N.A., Ivanov O.A. *Trudy MAI*, 2020, no. 113. URL: <http://trudymai.ru/eng/published.php?ID=118181>. DOI: [10.34759/trd-2020-113-14](https://doi.org/10.34759/trd-2020-113-14)
12. Nikolenko S., Kadurin A., Arkhangel'skaya E. *Glubokoe obuchenie* (Deep learning), Saint Petersburg, Piter, 2018, 480 p.

13. Dorozhko I.V., Zakharova E.A., Osipov N.A. *Trudy Voenno-kosmicheskoi akademii im. A.F. Mozhaiskogo*, 2019, no. 669, pp. 216 – 223.
14. *GeNie & SMILE. Decisions systems laboratory, School of Information Sciences, University of Pittsburg*. URL: <http://genie.sis.pitt.edu>
15. *GOST 27.002-15. Nadezhnost' v tekhnike. Osnovnye ponyatiya. Terminy i opredeleniya* (State Standard 27.002-15. Reliability in technology. Concepts. Terms and definitions.), Moscow, Standartinform, 2016, 24 p.
16. Dmitriev A.K. *Modeli i metody analiza tekhnicheskogo sostoyaniya bortovykh sistem* (Models and methods of onboard systems technical condition analysis: training manual), Saint Petersburg, VIKU imeni A.F. Mozhaiskogo, 1999, 171 p.
17. Dmitriev A.K., Kopkin E.V. *Izvestiya vuzov. Priborostroenie*, 1999, vol. 42, no. 9, pp. 3 - 10.
18. Dmitriev A.K., Yusupov R.M. *Identifikatsiya i tekhnicheskaya diagnostika vvuzov* (Identification and technical diagnostics: a textbook for universities), Leningrad, MO SSSR, 1987, 521 p.
19. Kopkin E.V., Kravtsov A.N., Myshko V.V. *Analiz tekhnicheskogo sostoyaniya kosmicheskikh sredstv* (Analysis of space assets technical condition), Saint Petersburg, VKA imeni A.F. Mozhaiskogo, 2016, 189 p.
20. Kopkin E.V., Kravtsov A.N., Myshko V.V. *Kontrol' i diagnostika kosmicheskikh sredstv* (Control and diagnosis of space facilities: a training manual), Saint Petersburg, VKA imeni A.F. Mozhaiskogo, 2016, 198 p.

21. Okhtilev M.Yu., Sokolov B.V., Yusupov R.M. *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki*, 2015, no. 1 (162), pp. 162 - 174.
22. Okhtilev M.Yu., Mustafin N.G., Miller V.E., Sokolov B.V. *Izvestiya vuzov. Priborostroenie*, 2014, vol. 57, no. 11, pp. 7 – 15.
23. Motienko A., Basov O., Dorozhko I., Tarasov A. *Proactive Robotic Systems For Effective Rescuing Sufferers*, GmbH: Springer-Verlag, Lecture Notes In Computer Science, 2016, pp. 172 - 180.