

УДК 629.78.05

Разработка моделей и методики для анализа и прогнозирования надёжности бортовых систем управления космических аппаратов на основе теории нечётких множеств и искусственных нейронных сетей

Косинский М.Ю.*, Шатский М.А.

Московское опытно-конструкторское бюро «Марс»,

МОКБ «Марс», 1-й Щемилковский пер., 16, Москва, 127473, Россия

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

Аннотация

Предлагается новый подход к решению задач анализа надёжности бортовой системы управления космического аппарата. Разработана гибридная модель надёжности, учитывающая разбросы характеристик элементов системы управления и влияние внешних воздействий. Модель основана на совместном использовании нечёткой и нейро-нечёткой моделей, что позволяет компенсировать нехватку информации, которая имеет место на первоначальном этапе эксплуатации КА, а в дальнейшем – учитывать накапливаемую информацию для проведения более точного анализа в будущем.

Ключевые слова: надёжность, нечёткая логика, искусственные нейронные сети, космический аппарат, система управления

Введение

Бортовая система управления космического аппарата (БСУ КА) представляет собой сложный многокомпонентный комплекс, содержащий в себе как аппаратные, так и программные средства. Соответственно, возникает необходимость оперативного контроля их характеристик и анализа состояния в процессе

эксплуатации. Надёжность является одной из важнейших характеристик технической системы. Согласно ГОСТ, под надёжностью принято понимать свойство объекта сохранять во времени в установленных пределах значения всех параметров, характеризующих способность выполнять требуемые функции в заданных режимах и условиях эксплуатации, технического обслуживания, ремонта, хранения и транспортирования [1]. Поскольку БСУ КА имеет сложную структуру (а, следовательно, и характер взаимосвязей между отдельными компонентами) усложняется и сам процесс получения численных значений показателей надёжности.

Обзор существующих подходов

На этапе проектирования расчёт надёжности осуществляется, как правило, классическими методами на основе составления структурных схем и использования паспортных значений показателей надёжности отдельных элементов. Однако, в процессе эксплуатации происходят не только временные процессы старения, но и слабо предсказуемые внешние воздействия, что делает использование паспортных данных недостаточным для получения обоснованных оценок показателей надёжности. Таким образом, применение классических подходов к расчёту оценок надёжности технических систем, находящихся на этапе эксплуатации, оказывается малоэффективным если рассматривать весь период жизнедеятельности системы.

Вышесказанное делает актуальным разработку новых универсальных подходов, к оценке надёжности многокомпонентных технических систем, находящихся в постоянной промышленной эксплуатации, в частности к БСУ КА,

Надёжность многокомпонентных систем определяется множеством факторов, наиболее значимыми из которых являются:

- Срок эксплуатации системы
- Сложность системы
- Условия эксплуатации системы

Существующие структурные методы, используемые для расчёта проектной надёжности систем, зачастую являющиеся наиболее простым способом решения, не позволяют учитывать тенденции изменения надёжности, как отдельных элементов, фрагментов так и системы в целом. В результате получаемый в ходе решения результат является лишь поверхностной оценкой реальной надёжности системы.

Метод, основанный на построении деревьев отказов, не смотря на возможность качественного анализа процессов и их свойств внутри системы, наглядность реакции изучаемой системы на изменение структуры, требует значительных затрат средств и времени, особенно для сложных систем. Метод чувствителен к нехватке информации о надёжности элементов системы.

Установлено, что использование экспериментальных данных, как для непосредственного анализа надёжности, так и для построения моделей надёжности затрудняется неполнотой информации, большой длительностью экспериментов, необходимостью корректной интерпретации результатов ускоренных испытаний, дороговизной или опасностью проведения некоторых экспериментов.

Использование моделей надёжности на основе регрессионного анализа требует внимательного выбора вида функциональной зависимости, определения типа базисных функций. Получение регрессионных моделей достаточно просто

только в случае линейной функциональной зависимости. При нелинейном характере влияния внешних факторов на надёжность требуется прибегать к линеаризации или использованию специальных методов. Также одним из важных недостатков данного подхода можно назвать необходимость наличия информативной выборки для получения модели, что не позволяет её использовать в случае анализа надёжности систем, у которых отсутствует точная информация о показателях надёжности отдельных её элементов.

Возникает потребность в разработке новых универсальных подходов по оценке надёжности многокомпонентных систем, как находящихся в постоянной промышленной эксплуатации, так и проектируемых. Эти подходы, с одной стороны, должны уметь работать с неточной или неформализованной информацией для расчётов, а с другой стороны, не приводили бы к использованию сложных нелинейных моделей. Новые возможности в области практического решения указанных задач представляются на основе применения и развития математических подходов, связанных с интеллектуальными технологиями, в частности, современными результатами теории нечётких множеств и нейронных систем.

Разработка нечёткой модели надёжности

Особенности математического аппарата теории нечётких множеств позволяют, с одной стороны, использовать имеющуюся неформализованную информацию для настройки модели при отсутствии обучающей выборки, а с другой стороны, без усложнения структуры модели учитывать нелинейный характер влияния различных факторов в задачах анализа надёжности технических систем.

На основе анализа структуры и основных компонент БСУ КА, предлагается рассчитывать по модели надёжности показатели наиболее важных её элементов: бортовой цифровой вычислительной системы (БЦВС), исполнительных органов (ИО), информационно-измерительной системы (ИИС) [2], а затем на основе показателей их надёжности рассчитывать надёжность всей системы в целом, согласно схеме, представленной на рис. 1.

Для создания нечёткой модели надёжности для каждой из указанных выше подсистем БСУ КА необходимо выбрать лингвистические переменные, определить их термы и функции принадлежности и создать базу нечётких решающих правил.

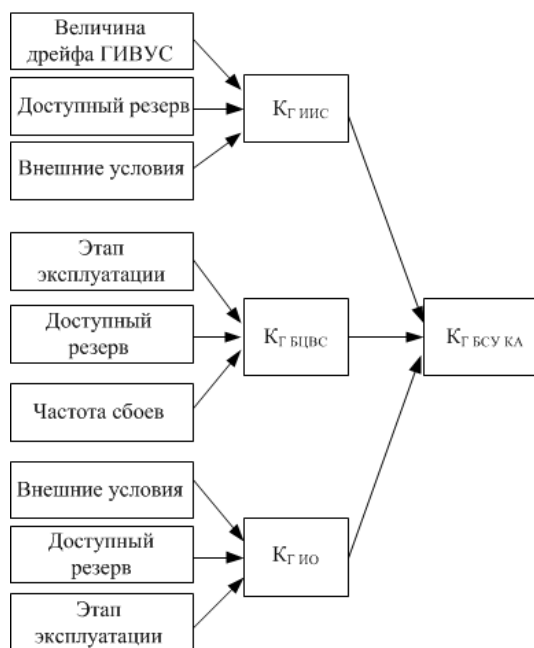


Рис.1. Схема каскадного применения моделей для анализа надёжности БСУ КА

Для расчёта надёжности БЦВС, согласно разрабатываемой методике, в качестве входной переменной <этап эксплуатации>Т предложено использовать этап эксплуатации на орбите, в качестве фактора, описывающего сложность БЦВС – доступный резерв вычислительных средств <доступный резерв>N, а отклонение от

номинального режима работы описывать частотой сбоев вычислительных средств f <частота сбоев>.

Учитывая, особенности эксплуатации КА, для переменной <этап эксплуатации>Т предложен следующий набор термов: «лётно-конструкторские испытания» (ЛКИ), «штатная эксплуатация» (ШЭ) и «конец срока службы» (КСС).

Для переменной <доступный резерв>N - термы «низкий» и «высокий». В качестве характеристики доступного резерва является число исправных вычислителей (граней) БЦВС.

Для переменной <частота сбоев> f - термы «высокая», «средняя» и «низкая».

Для расчёта надёжности ИИС вводятся входные лингвистические переменные: <дрейф датчика угловой скорости (ДУС)> δ . Для характеристики сложности ИИС использована переменная <доступный резерв>N. В качестве описания фактора, влияющего на отклонение от номинального режима работы ИИС - переменная <внешние условия> ϵ , которая характеризует величину солнечной активности. Одним из наиболее распространённых показателей солнечной активности является число Вольфа (относительное число солнечных пятен), поэтому в данном случае предлагается использовать именно его. Для описания данной переменной использован термов «благоприятные», «удовлетворительные», «неблагоприятные».

Для расчёта надёжности ИО также используются переменные <этап эксплуатации>, <внешние условия> и <доступный резерв> с параметрами, описанными ранее.

Единственное отличие - переменная <доступный резерв>N характеризуется количеством исправных исполнительных органов: каналов КУДМ и двигателей стабилизации.

На основе консультации, со специалистами, сопровождающими полёт КА, в качестве выходной лингвистической переменной $R_{\langle \text{надёжность} \rangle}$ использован коэффициент готовности, обозначенный для каждой из подсистем и всей БСУ КА следующим образом: $K_{Г \text{ БСУ КА}}$, $K_{Г \text{ БЦВС}}$, $K_{Г \text{ ИИС}}$, $K_{Г \text{ ИО}}$. Под временем восстановления при этом подразумевалось время, в которое происходило парирование НШС, возникающих в полёте.

Для выходной лингвистической переменной <надёжность> R введены термы «неудовлетворительный», «удовлетворительный», «хороший», «отличный». Данный набор понятий является привычным для эксперта при описании состояния различных объектов и систем. Такой ограниченный набор термов должен упростить как задачу формирования границ интервалов термов экспертом применительно к конкретной системе, так и интерпретацию получаемых при расчётах результатов без потери в содержательности.

Основой для проведения операции в нечёткой модели логического вывода являются решающие правила и функции принадлежности. Одним из наиболее прозрачных способов логического вывода в нечётких системах является модель Мамдани [3]. Её главными достоинствами, в сравнении с другими моделями, способность работать с лингвистическими понятиями, как у входных, так и выходных переменных, а значит и простота настройки экспертом, прозрачность логического вывода (т.к. используются классические логические операции) и

достигаемая при небольшом объёме вычислений высокая точность. Поэтому и в разрабатываемой модели надёжности, которая ориентирована на работу с экспертными суждениями, предлагается использовать алгоритм Мамдани.

Разработка нечётких решающих правил FR , согласно которым входные нечёткие лингвистические переменные отображаются в выходные нечёткие лингвистические переменные, осуществлена на основе экспертных оценок в виде суждений типа «Если-То». Для того, чтобы представление правил было как можно более наглядным, предложено их свести в таблицы, где каждая строка и столбец будут соответствовать термам двух входных переменных, а на их пересечении будет представлен выход правила. Такое представление особенно удобно при большом количестве правил.

Учитывая, что в нечёткой модели надёжности для каждой из подсистем БСУ КА имеется три входных переменных, поэтому для использования вышеописанного подхода предлагается сконструировать базы решающих правил для двух входных лингвистических переменных при зафиксированном значении третьей с наименьшим числом термов.

На основе сочетания максимодального подхода и предложенного варианта расчета дефаззифицированного значения, как горизонтальной составляющей центра физической массы, распределенной в двухмерном пространстве, осуществляется расчет координат нечеткой центроиды, обобщенной по всем активированным нечетким правилам:

$$y_o = \frac{\int y \cdot \mu_B(y) dy}{\int \mu_B(y) dy} \quad (1)$$

Использованный метод дефаззификации нечетких выводов позволил существенно повысить уровень доверия к рассчитанному дефаззифицированному значению.

В результате для каждой из подсистем БСУ КА получена нечёткая модель надёжности со структурой, изображённой на Рис.2 , позволяющая получить численное значение показателя надёжности за три этапа:

1. Фаззификация исходных данных в соответствии с полученными функциями принадлежности входных переменных.
2. Генерация нечётких соотношений и формирование нечёткого вывода в соответствии с полученной базой решающих правил.
3. Дефаззификация полученного вывода.

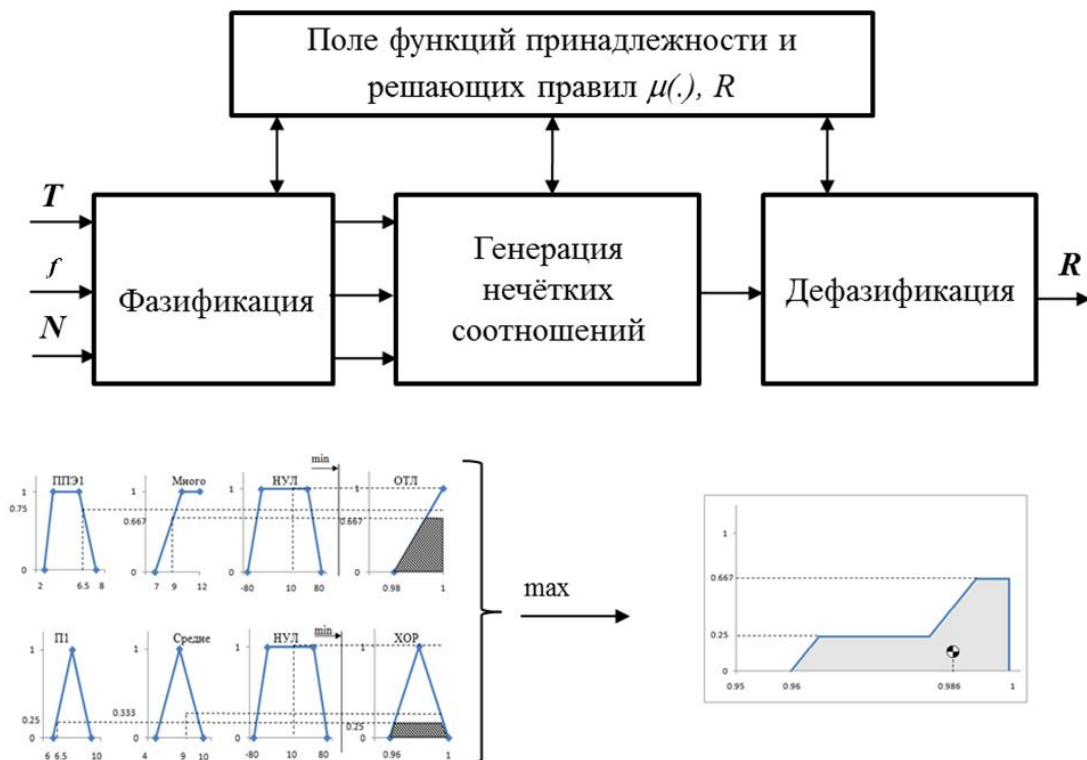


Рис. 2. Нечёткая модель надёжности и схема её работы

Нейро-нечёткая модель надёжности

Нечёткая модель надёжности, разработанная выше, обладая определёнными достоинствами, тем не менее, слабо приспособлена к самообучению, т.е. к автоматической подстройке параметров функций принадлежности на основе вновь получаемой информации. Вместе с тем, с такой задачей могут успешно справляться искусственные нейронные сети, которые в отличие от систем нечёткого вывода могут настраивать свои параметры (весовые коэффициенты) на основе выборки данных. Однако, реализуемые ими функции часто не поддаются понятной интерпретации. В разрабатываемой модели надёжности предложено комбинировать аппараты нечёткой логики и ИНС, чтобы объединить преимущества каждого из них, и при этом компенсировать их недостатки.

Построения нейро-нечёткой модели надёжности производится на основе использования существующих методов кластеризации (для определения множества термов и базы решающих правил) и методов обучения ИНС (для первоначальной настройки и подстройки модели в процессе эксплуатации) [4] для введённых ранее трёх входных лингвистических переменных <отклонение режима>, <сложность системы>, <срок эксплуатации> и одной выходной лингвистической переменной <надёжность>.

Выделение кластеров, в общем случае, производится на основе выборки данных $Z=\{Z_1, Z_2...Z_n\}$, объёмом n в M -мерном пространстве, где первые L -координат Z соответствуют вектору X входных переменных модели, а оставшиеся $M-L$ – вектору Y выходных переменных, т.е. $Z_i = (X_i, Y_i)$, $X_i \in R^L$, $Y_i \in R^{M-L}$, $X_i = (x_1^{(i)}.. x_L^{(i)})$, $Y_i = (y_1^{(i)}.. y_{(M-L)}^{(i)})$, $i = 1..n$. Согласно этому методу, на 1-ом шаге для каждой i -той точки выборки Z рассчитывается значение потенциала $P_i^{(1)}$, $i = 1..n$:

$$P_i^{(1)} = \sum_{j=1}^n e^{-\alpha \|Z_i - Z_j\|^2}, \quad (2)$$

где α является настраиваемым параметром, определяющим область, охватываемую каждым кластером. Данный параметр влияет на число выделяемых в этой выборке кластеров и ширину области, охватываемой каждым из них. В ходе разработки модели начальное значение параметра α определялось путём подбора для обеспечения компромисса между количеством кластеров и принятыми ограничениями на точность модели. Конкретное численное значение параметра, таким образом, зависит от системы, надёжность которой анализируется. Согласно существующим рекомендациям, при разработке модели надёжности использовалось

значение $\alpha = 0.5$. Чем плотнее расположены точки в окрестности потенциального центра кластера, тем выше значение его потенциала. Точка из исходной выборки Z с максимальным потенциалом P_1^* на 1-ом шаге определяется в качестве центра Z_1^* первого кластера. После этого все рассчитанные потенциалы пересчитываются относительно потенциала центра предыдущего кластера по формуле (3), и точка с максимальным пересчитанным потенциалом выбирается в качестве центра нового k -ого кластера и производится новый пересчёт потенциалов.

$$P_i^{(k)} = P_i^{(k-1)} - P_{k-1}^* e^{-\gamma \alpha \|Z_i - Z_1^*\|^2}, \quad i=1..n, \quad \gamma = 0..0.4. \quad (3)$$

Такой пересчёт позволяет избежать выбора в качестве центра следующего кластера точек из окрестности предыдущего. Выделение кластеров продолжается итеративно, пока потенциал центра k -ого выделяемого кластера удовлетворяет выражению $P_k^* > \varepsilon P_1^*$, где $\varepsilon < 1$ (рекомендованное значение $\varepsilon = 0.5$). Если $P_k^* < \varepsilon P_1^*$ то отклоняем Z_k^* и прекращаем итерационный процесс. Если не выполняются оба вышеприведённых неравенства, то проверяем, выполняется ли неравенство (4):

$$\frac{d_{\min}}{r_a} + \frac{P_k^*}{P_1^*} \geq 1 \quad (4),$$

где d_{\min} – наикратчайшее расстояние между Z_k^* и центром кластера, найденного на предыдущем шаге, r_a – это радиус, определяющий область соседства. Если выполняется, то принимаем Z_k^* в качестве центра нового кластера и продолжаем поиск. В противном случае отклоняем точку Z_k^* и устанавливаем её потенциал равным 0, выбираем точку со следующим по величине потенциалом и повторяем проверку.

В результате получим множество $Z^* = \{Z_1^*, Z_2^* \dots Z_c^*\}$ изцентровкластеров. Их можно рассматривать как c соответствий, в которых для значений переменных на входе $X = X_i^*$ выходные переменные будут принимать значение $Y = Y_i^*$. Эти соответствия можно рассматривать в качестве решающих правил и использовать в следующей форме:

«Если x_1 это $x_1^{(i)*}$ и x_2 это $x_2^{(i)*}$... то y_1 это $y_1^{(i)}$ и y_2 это $y_2^{(i)*}$...».

Если выражение потенциала (2) записать для X из выборки Z , относительно X_i^* из Z_i^* , то можно определить степень принадлежности X к i -тому кластеру как

$$w_i(X) = e^{-\alpha \|X - X_i^*\|^2}, \quad i=1..c. \quad (5)$$

Таким образом, выражение (5) определяет степень активации решающего правила, определяемого координатами центра кластера Z_i^* . Соответственно, рассчитать значение выходного вектора Y можно как средневзвешенное значение

выходов всех правил:
$$Y = \frac{\sum_{i=1}^c w_i Y_i^*}{\sum_{i=1}^c w_i} \quad (6)$$

Функции принадлежности для термов каждой из входных переменных, т.е. для компонент вектора $X = (x_1, \dots, x_L)$, при таком способе определяются через выражение потенциала (2), записанное в скалярной форме:

$$\mu_i(x_j) = e^{-\alpha (x_j - x_j^{(i)*})^2} \quad (7)$$

Выражение (7) соответствует функции принадлежности Гауссова типа для i -того терма, переменной x_j . Здесь $x_j^{(i)*}$ – j -ая координата X_i^* (т.е. центра i -того кластера), $i=1..c$, $j=1..L$. В результате, на основе выборки данных с использованием

понятия потенциала кластера произведён переход от набора кластеров к системе нечёткого вывода. При этом значение потенциала точки будет соответствовать степени активации решающего правила, расчёт потенциалов по каждой координате точки – фаззификации, а расчёт выходного значения как средневзвешенной суммы центров всех кластеров – дефаззификации, что соответствует нечёткой модели Сугено-Такаги:

Алгоритмом Сугено-Такаги для лучшей точности нечёткого вывода рекомендовано задание выхода каждого из правил не в виде константы, а в виде линейной функции от входных переменных:

$$Y_i^* = G_i X^* + h_i \quad (8)$$

В общем случае, G_i – это матрица размерностью $(M - L) \times L$, а h_i – вектор-столбец с $M - L$ элементами, $i = 1..c$.

Параметры выходов правил определяются на основе имеющейся выборки с данными с помощью метода наименьших квадратов. Для этого, учитывая (6), введём

следующий параметр: $\rho_i = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^c w_j}$. (9)

Тогда для каждой точки из выборки с данными получается следующее уравнение:

$$Y = \sum_{i=1}^c \rho_i Y_i^* = \sum_{i=1}^c \rho_i (G_i X + h_i) \quad (10)$$

Перепишем полученную систему уравнений применительно к решаемой задаче построения модели надёжности. При этом $X^T = (\delta \quad N \quad T)$, $Y^T = (R)$:

$$\begin{cases} R_1 = \rho_{11}(g_{11}\delta_1 + g_{12}N_1 + g_{13}T_1 + h_1) + \dots + \rho_{c1}(g_{c1}\delta_1 + g_{c2}N_1 + g_{c3}T_1 + h_c) \\ R_2 = \rho_{12}(g_{11}\delta_2 + g_{12}N_2 + g_{13}T_2 + h_1) + \dots + \rho_{c2}(g_{c1}\delta_2 + g_{c2}N_2 + g_{c3}T_2 + h_c) \\ \dots \\ R_n = \rho_{1n}(g_{11}\delta_n + g_{12}N_n + g_{13}T_n + h_1) + \dots + \rho_{cn}(g_{c1}\delta_n + g_{c2}N_n + g_{c3}T_n + h_n) \end{cases} \quad (11)$$

В результате решения системы (11) с помощью МНК получаются c выходов решающих правил:

$$R_j = h_j + g_{j1}\delta + g_{j2}N + g_{j3}T, \text{ где } j=1..c. \quad (12)$$

Значение искомого показателя надёжности R рассчитывается как средневзвешенная сумма выходов всех полученных правил по следующей формуле:

$$R_o = \frac{\sum_{i=1}^c R_i w_i}{\sum_{i=1}^r w_i} \quad (13)$$

Согласно приведённой выше процедуре, параметры функций принадлежности и выходы решающих правил настраиваются отдельно друг от друга. Повысить точности модели возможно за счёт использования для настройки методов обучения искусственных нейронных сетей (ИНС).

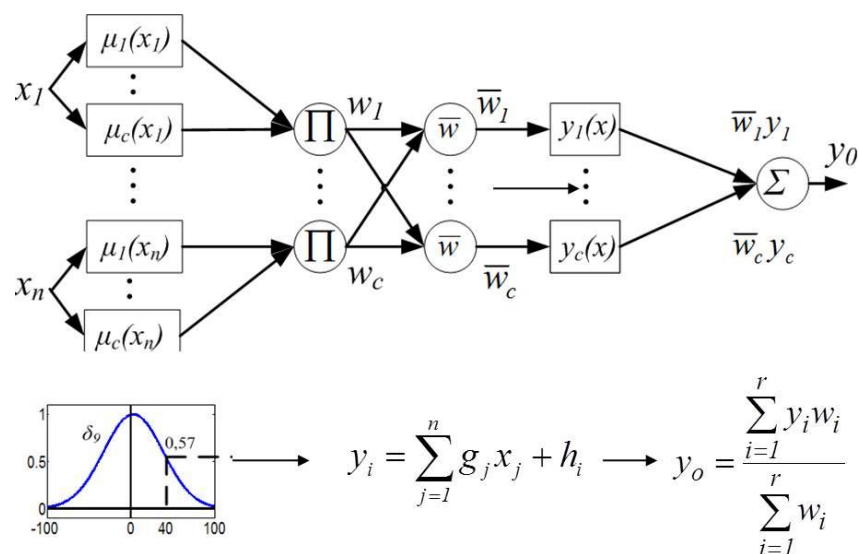


Рис. 3. Нейро-нечёткая модель надёжность и схема её работы

Структуру такой модели можно представить в виде, изображённом на рис. 3.

Соответственно, параметры 1-ого слоя (параметры функций принадлежности) и 4-ого слоя (параметры коэффициентов заключений нечетких правил) корректируются согласно методу градиента по следующей формуле:

$$\Delta\alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (14),$$

где η – коэффициент шага коррекции, $0 < \eta \leq 1$, ∂E – производная меры ошибки на выходе корректируемого слоя, $\Delta\alpha$ - величина коррекции параметра слоя.

Обучение продолжается до тех пор, пока ошибка обучения не будет превышать допустимого значения:

$$\max \{ |y_{T,p} - y_{0,p}| \} < \varepsilon_{дон} \quad (15),$$

где p - номер набора данных из выборки T , $y_{T,p}$ - значение выходной переменной из выборки, $y_{0,p}$ - значение выходной переменной, рассчитанное в ходе прямого прохода по сети.

В процессе обучения скорректируются коэффициенты функций принадлежности входных переменных и коэффициенты заключений каждого из правил для выходной переменной <надёжность>.

В ходе анализа получаемых результатов, установлено, что при построении нейро-нечёткой модели регулярно получались близко расположенные (практически сливающиеся) друг к другу термы. Это, с одной стороны, может привести к нарушению правила разграничения понятий, а с другой стороны приводит к

излишней неоправданной усложнённости структуры модели. Дальнейшее изучение показало, что это вызвано, с одной стороны, отсутствием чётких рекомендаций по выбору настроечных коэффициентов в выражениях (3), (4) существующей литературе по выбору. Автором предложена возможность упрощения структуры модели надёжности, получаемой на основе выборки, за счёт сокращения или объединения термов.

Сокращение предлагается проводить по двум направлениям: уменьшить количество решающих правил и объединить близко расположенные функции принадлежности.

Сокращение решающих правил заключается в выявлении и удалении решающих правил, которые оказывают наименьшее влияние на результат. Согласно (13), каждое из решающих правил вносит свой вклад в конечный результат со своим весом. Таким образом, базу правил можно сократить, удалив из неё правила, которые имеют низкий весовой коэффициент, т.е. оказывают слабое влияние, при получении результата. Предложено ранжировать все правила из исходной базы по степени их влияния на конечный результат, используя следующую формулу для расчёта рейтинга r :

$$r^{(j)} = \frac{\sum_{i=1}^N w_i^{(j)}}{\max_j \left\{ \sum_{i=1}^N w_i^{(j)} \right\}} \quad (16),$$

где i – номер точки из выборки данных, j – номер правила из базы решающих правил.

Далее последовательно исключаются решающие правила с наименьшим рейтингом $r^{(j)}$, контролируя при этом за изменение выходной переменной модели. Исключение правил продолжим до тех пор, пока ошибка модели ε , вычисляемая согласно (15) не будет превышать задаваемого допустимого значения $\varepsilon_{\text{доп}}$, установленного с учётом специфики технической системы.

Вторым направлением сокращения и повышения прозрачности модели является слияние близко расположенных функций принадлежности. Особенностью нейро-нечётких систем является то, что каждый терм входной переменной может участвовать только в одном правиле. Это связано с особенностями представления нечётких систем в виде ИНС и настройки её параметров. В результате одно и то же состояние системы описывается несколькими близкорасположенными термами, что ухудшает понимание работы модели и процесса получения конечного результата. К тому же при этом нарушается правило разграничения понятий, описываемых термами. Объединение термов предлагается производить путём усреднения параметров двух функций принадлежности (в случае функций принадлежности Гауссова типа, это параметры центра и масштаба: c и σ соответственно). Учитывая, что каждый терм является лишь аппроксимацией какого-либо состояния системы, такой метод объединения позволит наиболее точным образом описать состояния системы. В дополнение, для подстройки модели с учётом внесённых изменений в функции принадлежности, по формуле (14) перенастраиваются параметры 4 – ого слоя ИНС (т.е. коэффициенты заключений решающих правил). Процедуру слияния термов предлагается проводить до тех пор, пока минимальное расстояние между центрами термов лингвистической переменной не станет превышать заданную

величину. Другим критерием останова будет неспособность модели надёжности обеспечить заданную точность за заданное число эпох в процессе перенастройки коэффициентов заключений решающих правил после слияния функций принадлежности пары термов.

$$\mu'(x) = \exp \left[- \left(\frac{x - (c_i + c_j)/2}{\sigma_i + \sigma_j} \right)^2 \right] \quad (16)$$

Практическая апробация разработанного алгоритма сокращения нейро-нечёткой модели показала, что разработанный алгоритм слияния функций принадлежности позволяет сократить структуру модели и повысить её прозрачность.

Гибридизация моделей надёжности

Дальнейшее сравнение разработанных нечёткой (Рис. 2) и нейро-нечёткой (Рис. 3) моделей надёжности показало, что наиболее универсальной и гибкой является нейро-нечёткая модель. Однако, такую модель, в отличие от нечёткой, нельзя создать в условиях отсутствия каких-либо числовых сведений о надёжности как системы в целом, так и отдельных её элементов, т.к. для определения её структуры и первичной настройки необходима обучающая выборка.

В работе предложено решать эту проблему путём гибридизации двух разработанных моделей: генерирования первоначальной обучающей выборки для нейро-нечёткой модели надёжности с помощью нечёткой модели, построенной на лингвистических экспертных оценках.

Как известно из теории идентификации систем, наиболее информативной для определения параметров систем является выборки со свойствами, близкими к свойствам белого шума. Современные математические пакеты (например, MatLab) позволяют генерировать выборки с такими свойствами. При создании обучающей выборки диапазон изменения входного сигнала должен соответствовать диапазонам изменения существующей нечёткой модели, в противном случае, нейро-нечёткая модель надёжности (ННМН), получаемая на основе выборки, будет некорректно описывать исходную техническую систему. Требуемый объём генерируемой обучающей выборки может зависеть от особенностей конкретной системы. Например, при создании модели надёжности для систем типа АИИС КУЭ, оптимальным являлось использование выборки из 1000 элементов.

Такой подход позволил использовать все достоинства нейро-нечёткой модели уже на стадии ранней эксплуатации в условиях нехватки эксплуатационных данных для обучающей выборки. Как результат получена методика оценки эксплуатационной надёжности, изображённая на Рис. 4.

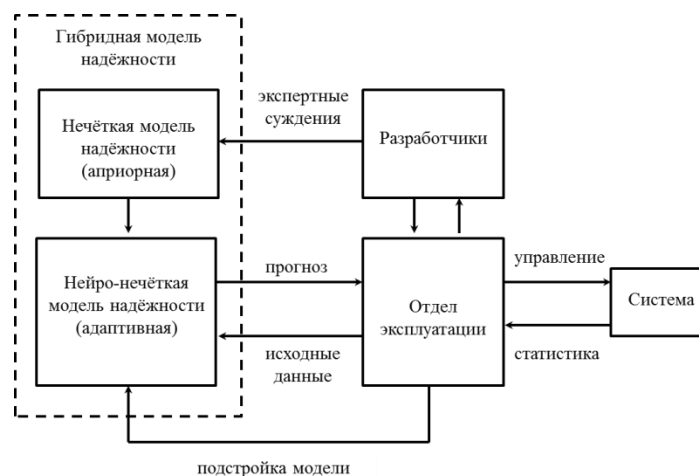


Рис.4. Структурная схема разработанной методики оценки эксплуатационной надёжности

Результаты полученной на основе разработанной методики модели надёжности БСУ КА использовались в процессе эксплуатации КА на орбите (рис. 6).

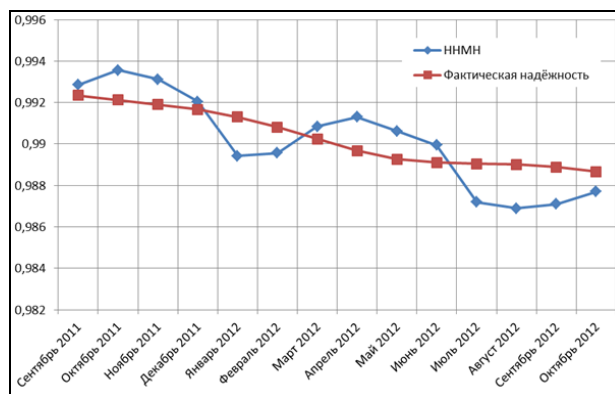


Рис.6. Результаты работы методики в процессе сопровождения космического аппарата

На данном рисунке красным графиком показаны результаты апостериорного расчёта коэффициента готовности БСУ КА статистическим методом, а синим – с помощью разработанной методики. Анализ Рис.6 доказывает возможность использования разработанной методики на реальном объекте, которым в данном случае выступил КА.

Выводы

1. Предложен новый подход к анализу эксплуатационной надёжности многокомпонентных технических систем на основе интеллектуальных технологий, позволяющий существенно улучшить и упростить решение задач анализа и контроля надёжности. Предложена новая область использования аппарата теории нечётких множеств и нейро-нечётких систем – применение для решения задач анализа надёжности.

2. Разработана и формализована методика гибридного использования нечётких и нейро-нечётких моделей, способная комбинировать их достоинства. Одним из достоинств разработанной методики является то, что в ситуациях, когда ещё не накопилось достаточно статистической информации, источником первоначальных данных для настройки модели надёжности являются экспертные суждения, а в дальнейшем – используются данные, поступающие в ходе эксплуатации. Тем самым на всех жизненных циклах системы удаётся поддерживать модель надёжности в актуальном состоянии.

3. Систематизированы и изучены существующие методы анализа надёжности. Выявлены проблемы недостатка информации при расчётах классическими методами, игнорирование таких факторов как влияние отклонения режима работы или внешних воздействий от номинальных значений, непостоянность интенсивности отказов, нелинейный характер влияния внешних факторов на надёжность.

4. Классифицированы и проанализированы факторы, влияющие на надёжность систем в ходе их эксплуатации, выделены наиболее значимые факторы. Изучен характер их влияния на надёжность и степень учёта данных факторов в существующих методах. Сформулирована задача анализа надёжности в терминах теории нечётких множеств. Как результат, определён набор универсальных входных лингвистических переменных <отклонение режима>, <сложность системы>, <срок эксплуатации>, учитывающих факторы, влияющие на надёжность, и одна выходная лингвистическая переменная <надёжность>. Для каждой из переменных разработан универсальный набор термов, описывающий состояние системы, разработаны базы

нечетких решающих правил FR применительно к задаче расчёта надёжности. Использованный метод дефаззификации нечетких выводов максимальным образом использует информацию, поступающую на вход модели, позволяя значительно повысить точность рассчитываемых значений.

5. Предложено использование нейро-нечёткого подхода для анализа надёжности, что позволяет автоматизировать процесс актуализации модели надёжности на основе поступающей технологической информацией. Исследован способ получения модели на основе кластеризации выборки данных и использования методов искусственных нейронных сетей для её подстройки. Предложено использовать модель нечёткого вывода Сугено и способ дефаззификации на основе средневзвешенной суммы выходов всех активированных правил для расчёта показателей надёжности. Использование алгоритма Сугено позволяет использовать МНК при начальной настройке заключений правил и методы ИНС для дальнейшей совместной настройки функций принадлежности и заключений правил модели.

6. Исследована структура разработанной нейро-нечёткой модели и проанализированы возможности повышения её прозрачности. В частности, разработана процедура по сокращению решающих правил на основе вычисления рейтингов правил. Разработана процедура по слиянию близкорасположенных и использованию одних и тех же функций принадлежности с разными решающими правилами в нейро-нечёткой модели.

7. Проведено использование разработанной методики на примере бортовой системы управления космического аппарата. Полученные результаты БСУ КА

подтвердили эффективность работы моделей, точность получаемых результатов, а также универсальность разработанной методики.

Библиографический список

1. ГОСТ 27.002-89 «Надежность в технике. Основные понятия. Термины и определения», Москва, Издательство стандартов, 1990. – 40 с.
2. Бровкин А.Г., Бурдыгов Б.Г., Гордийко С.В. и др. Под редакцией А.С. Сырова, Бортовые системы управления космическими аппаратами: Учебное пособие – М.: Изд-во МАИ-ПРИНТ, 2010. – 304 с.
3. Wang L.-X., Adaptive fuzzy systems and control: design and stability analysis, Prentice Hall, 1994.
4. Jang, J.-S. R., Structure determination in fuzzy modeling: A fuzzy CART approach, Proceedings of International Conference on Fuzzy Systems, Orlando, Florida, June, pp. 480-485, 1994.