

УДК 629.7.017.2

## **Нейросетевые методы обнаружения отказов датчиков и приводов летательного аппарата\***

Д.С. Козлов, Ю.В. Тюменцев

### **Аннотация**

В статье рассматривается алгоритм обнаружения отказов ЛА, основанный на решении задачи идентификации модели движения ЛА и задачи классификации признаков отказной ситуации. Предлагаются решения поставленных задач нейросетевыми методами. Приводятся результаты, полученные в ходе вычислительных экспериментов по обнаружению отказов датчиков угловых скоростей и приводов управляющих поверхностей маневренного самолета.

### **Ключевые слова**

диагностика отказов; нелинейная авторегрессионная сеть; задача идентификации; задача классификации; летательный аппарат.

### **Введение**

Управление движением современных и перспективных самолетов приходится обеспечивать в условиях значительных и разнообразных неопределенностей в значениях их параметров и характеристик, режимов полета, воздействий внешней среды. Кроме того, в ходе полета могут возникать разнообразные нештатные ситуации, в частности, отказы оборудования и повреждения конструкции.

Часть из этих отказов и повреждений оказывает непосредственное влияние на динамические характеристики летательного аппарата (ЛА) как объекта управления. При этом предусмотреть заранее все возможные отказы и их комбинации чрезвычайно затруднительно. Из сказанного следует, что ситуация, в которой оказывается ЛА в каждый

---

\* Работа выполнена при финансовой поддержке Минобрнауки РФ по проекту № 14.740.11.0997 в рамках ФЦП "Научные и научно-педагогические кадры инновационной России на 2009-2013 годы".

текущий момент времени, может меняться значительным и непредсказуемым заранее образом.

В связи с этим представляется целесообразным с точки зрения управления возможные резкие изменения динамических свойств ЛА вследствие отказов и повреждений интерпретировать как еще один класс факторов неопределенности, парирование которых возлагается на механизмы адаптации. Они должны обеспечить отказоустойчивое управление, т. е. такое управление, которое в состоянии приспособиться к изменению динамики объекта управления, порожденному отказами или повреждениями, обеспечивая приемлемое качество управления.

При таком подходе задача обеспечения отказоустойчивого управления разделяется на две части. Первая из них связана с реконфигурацией алгоритмов управления движением ЛА при возникновении отказной ситуации. Но помимо реконфигурации требуется одновременно решать задачу выявления отказной ситуации, ее характера и источника возникновения. Реализации второй части посвящена данная статья.

Нештатные ситуации, которые рассматриваются в работе, можно объединить в две группы: отказы приводов органов управления и отказы датчиков угловых скоростей. Возникновение отказов в приводах органов управления является одной из главных угроз безопасности полета ЛА. Отказы датчиков также являются серьезной проблемой, поскольку получаемая от них информация используется при управлении движением ЛА.

Использование классических методов обнаружения отказов для решения рассматриваемой задачи сопряжено с рядом трудностей, вызванных нелинейностью моделей, неточностями измерений выходов объекта управления, большим объемом используемых данных. Кроме того, классические методы удовлетворительно работают только при достаточно больших значениях отношения «сигнал-шум», а также обладают высокой вычислительной сложностью. Существенным является также тот факт, что применение классических методов идентификации предполагает, как правило, линеаризацию и существенное упрощение модели системы, что не всегда отвечает природе решаемой задачи.

Нейросетевые методы являются одним из перспективных подходов к обеспечению отказоустойчивого управления [1-4]. Нейросетевые средства позволяют преодолеть многие из указанных недостатков. В частности, как показывают имеющиеся результаты исследований [8-11], эффективное решение задач идентификации могут обеспечить нелинейные авторегрессионные сети.

Для демонстрации предложенного подхода приводятся результаты вычислительного эксперимента по обнаружению отказа датчика угловой скорости и привода управляющей поверхности маневренного самолета.

Данное исследование является диагностической частью более общей работы, посвященной отказоустойчивому адаптивному управлению движением летательных аппаратов на основе нейросетевого подхода [4].

### **Постановка задачи и описание алгоритма**

Традиционно обнаружение отказов включает в себя два основных этапа: выявление нештатной ситуации, а также определение ее местоположения и признаков [1-3,11]. Реализацию этих этапов можно интерпретировать как последовательное решение задачи идентификации динамической системы и классификации признаков отказной ситуации. В работе предложен алгоритм обнаружения отказов, который объединяет решения этих двух задач нейросетевыми методами.

Реализация первого этапа представляет собой типичную задачу наблюдения для объекта управления и измерения его выходов. Принятие решения о возникновении отказа происходит по сопоставлению текущего и прогнозируемых фазовых состояний динамической системы. Если отклонения достигают определенного уровня, то требуется решение задачи классификации признаков отказа. Для получения прогнозируемых фазовых состояний требуется решение задачи идентификации объекта диагностики.

Нейросетевая модель позволяет в каждый момент времени оценить состояние объекта диагностики, поэтому в предложенном алгоритме она используется на этапе выявления нештатной ситуации для обеих групп отказов. Каждая из групп отказов по-своему влияет на динамику движения ЛА, поэтому в предложенном алгоритме используются методы классификации, специфические для каждой из групп отказов.

### **Модель объекта диагностики**

Объектом диагностики является самолет-истребитель F-16. Значения параметров и характеристик данного самолета, требуемые для моделирования, взяты из работы [12]. ЛА представляется полной нелинейной моделью движения, традиционной для динамики полета [5]. При моделировании полета ЛА используется система управления, реализованная в рамках работы [4]. В системе управления присутствуют автопилоты угла атаки, тангажа и крена, которые отвечают за выдерживание заданного углового положения ЛА. В качестве

реализуемого маневра в работе используется вираж, т.е. координированный разворот в горизонтальной плоскости. В ходе полета на командные сигналы системы управления интенсивно действуют случайные возмущения. Система управления парирует эти воздействия и стремится вернуть ЛА к заданной траектории.

Модель движения представляет собой нормальную систему обыкновенных дифференциальных уравнений (ОДУ), для которой задаются начальные условия. В работе реализовано численное решение задачи Коши для этой системы ОДУ методом Рунге-Кутты 4-го порядка. Интервал дискретизации составляет 0.01 с. Данными наблюдений являются значения угловых скоростей и командных сигналов от каналов системы управления.

Для построения нейросетевой модели объекта диагностики предлагается использовать нелинейную авторегрессионную сеть типа NARX (Non-linear AutoRegressive network with eXogeneous inputs) с внешними входами. Структура сети представлена на рис. 1. Данная модель представляет собой многослойную неоднородную сеть прямого распространения с элементами задержки для входного управляющего сигнала и выхода сети. Предложенная конфигурация сети позволяет осуществлять динамическое отображение вида:

$$y(t) = F(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-D_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-D_u)), \quad (1)$$

где значение выходного сигнала для текущего момента времени вычисляется на основании значений этого сигнала, полученных в предыдущие отсчеты времени, а также значений управляющего входного сигнала в предыдущие отсчеты времени.

В сети используются нейроны, активационные функции которых имеют изменяемые параметры ( $v_1, v_2$  на рис. 1). Наличие варьируемых параметров в общем случае позволяет считать, что каждый нейрон обладает своей активационной функцией. Сеть из таких нейронов является неоднородной. Для нейронов первого скрытого слоя используется расширенная параметризованная сигмоида следующего вида:

$$\varphi(x_{ij}, U_{ij}, L_{ij}, T_{ij}) = \frac{U_{ij} - L_{ij}}{1 + \exp\{-x_{ij}/T_{ij}\}} + L_{ij}, \quad (2)$$

где  $x_{ij}$  – аргумент расширенной активационной функции;  $U_{ij}$  – верхнее предельное значение активационной функции;  $L_{ij}$  – нижнее предельное значение активационной функции;  $T_{ij}$  – крутизна наклона кривой для активационной функции в ее средней части.

Активационная функция выходного слоя – линейная функция с изменяемыми параметрами.

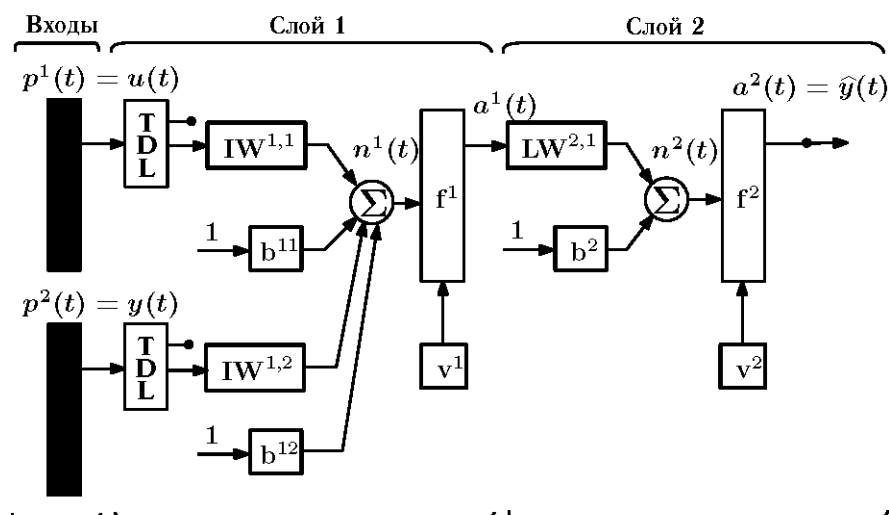


Рис. 1. Структурная схема нейросетевой модели объекта диагностики

Предложенную сеть можно рассматривать как развитие NARX-сети с последовательно-параллельной архитектурой [10]. Выходами сети ( $y(t)$  на рис. 1) являются значения угловых скоростей. В качестве управляющего сигнала ( $u(t)$  на рис. 1) используются командные сигналы от каналов системы управления.

Наличие элементов задержки вместо обратных связей позволяет, не снижая вычислительной мощности модели, производить настройку модели методами, применяемыми для обучения статических сетей, а также существенно сократить время обучения. Последовательно-параллельная архитектура, при которой идентифицируемый сигнал поступает на вход сети, дает возможность значительно повысить точность модели. Для обучения предложенной авторегрессионной сети используется модификация метода Марквардта, позволяющая варьировать параметры активационных функций в процессе настройки.

Построенная таким образом нейросетевая модель описывает нормативное поведение объекта диагностики. Функционирование объекта диагностики оценивается по средней квадратичной ошибке (Mean square error) между значениями угловых скоростей, предсказанных нейросетевой моделью, и значениями, рассчитанными по модели движения.

### Моделирование и классификация отказов датчиков

В работе рассматриваются три вида отказов датчиков, моделирование которых производится по следующим формулам:

- аддитивный отказ;

$$\omega_{failure}(t) = \omega_{nom}(t) + \rho\eta(t), \quad \forall t \geq t^* \quad (3)$$

- мультипликативный отказ;

$$\omega_{failure}(t) = (1 + \rho\eta(t))\omega_{nom}(t), \quad \forall t \geq t^* \quad (4)$$

- «замораживание» показаний датчика в момент наступления отказа.

$$\omega_{failure}(t) = \omega_{nom}(t^*)\eta(t), \quad \forall t \geq t^* \quad (5)$$

где  $\omega_{nom}(t)$  – показания исправного датчика;  $\rho$  – параметр, характеризующий величину отказа. По характеру изменения во времени отказы датчиков подразделяются на следующие виды:

- скачкообразный отказ;

$$\eta(t) = 1, \quad \forall t \geq t^* \quad (6)$$

- нарастающий отказ:

$$\eta(t) = \begin{cases} \frac{t - t_{f1}}{t_{f2} - t_{f1}}, & t_{f1} \leq t < t_{f2} \\ 1, & t \geq t_{f2} \end{cases} \quad (7)$$

где  $t_{f1}$  и  $t_{f2}$  задают соответственно время начала и окончания действия отказа.

Считается, что при выполнении маневра изменения угловых скоростей взаимосвязаны. Это позволяет моделировать показания датчика угловой скорости на основании измерения значений других наблюдаемых сигналов. В статье рассматривается построение нейросетевой модели, выходом которой является значение одной из угловых скоростей.

Построение такой модели можно рассматривать как введение аналитической избыточности критически важных элементов. Также как и при введении физической избыточности, местоположение неисправного датчика определяется с использованием схемы с голосованием. При таком подходе последствия отказной ситуации можно парировать, заменяя показания неисправного сенсорного элемента выходом его модели. При реализации алгоритма строится нейросетевая модель для каждой из угловых скоростей.

Основой нейросетевой модели датчика является модификация сети прямого распространения с распределенным запаздыванием (Distributed time-delay neural network).

Это двухслойная сеть с элементами задержки для входного и скрытого слоев, также сеть содержит активационные функции с изменяемыми параметрами и является неоднородной. На вход сети подаются значения двух оставшихся угловых скоростей и команды системы управления, соответствующие этим угловым скоростям. В скрытом слое используется расширенная параметризованная сигмоида, в выходном слое – линейная параметризованная функция.

Для обучения сети используется модификация алгоритма динамического обратного распространения ошибки (Forward perturbation algorithm), позволяющая варьировать параметры активационных функций в процессе настройки. Поскольку на командные сигналы системы управления действуют интенсивные возмущения, которые система управления пытается подавить, то значения угловых скоростей испытывают резкие перепады. Такие сигналы трудно идентифицировать, также усложняет задачу то, что значения угловой скорости, подлежащей идентификации, не подаются на вход сети. В связи с этим, точность модели достаточно трудно обеспечить. Неоднородность нейронной сети позволяет в определенной степени учитывать локальные особенности обучающего набора. Модификация алгоритма обучения, учитывающая варьируемые параметры, позволяет повысить точность модели и получить сеть с меньшей по сравнению с остальными динамическими методами ошибкой обучения.

Функционирование каждого датчика определяется по средней квадратичной ошибке между значением угловой скорости, предсказанным нейросетевой моделью и значением, рассчитанным по модели движения. Поскольку каждая нейросетевая модель описывает нормальное функционирование датчика, то местоположение неисправного датчика определяется по достижению его показателем качества функционирования заданного порогового значения. Для устойчивости системы к ложным срабатываниям вводятся дополнительные пороговые значения. Используются «верхний» и «нижний» пороги чувствительности.

Поскольку модели отказов заданы априорно, то выполнение соответствующего преобразования рассчитанных с помощью модели движения и предсказанных нейросетевыми моделями значений угловых скоростей позволяет определить тип и специфические параметры отказа. Распознавание признаков отказной ситуации производится путем проверки соответствующей гипотезы.

## Моделирование и классификация отказов приводов

В работе рассматриваются три вида отказов приводов органов управления: потеря эффективности привода, «замораживание» привода в момент возникновения нештатной ситуации и сочетание этих двух типов. При моделировании отказа привода управляющей поверхности производится модификация аэродинамических коэффициентов, содержащих значение отклонения этой поверхности. Преобразование учитывает все рассматриваемые отказы приводов. Реализовано две схемы преобразования: когда переменная, содержащая отклонение управляющей поверхности, присутствует в аэродинамическом коэффициенте в явном и неявном виде.

Рассмотрим первый случай на примере одной из составляющих коэффициента момента крена. До возникновения отказа этот коэффициент представляется в виде:

$$\Delta m_{x,nom}^{PH}(\alpha, \beta, \delta_H) = \left( m_x^{\delta_H = -30}(\alpha, \beta) - m_x(\alpha, \beta) \right) \frac{\delta_H}{-30}. \quad (8)$$

При моделировании потери эффективности руля направления исходный коэффициент умножается на константу  $E: E \in [0,1]$ , которая количественно задает величину потери

эффективности органа управления  $E = \frac{\Delta m_{x,failure}^{PH}}{\Delta m_{x,nom}^{PH}}$ . При моделировании «замораживания»

и потери эффективности привода руля направления сохраняются значения всех переменных до возникновения отказа, а также производится умножение на константу:

$$\Delta m_{x,failure}^{PH}(\alpha, \beta, \delta_H) = \left( m_x^{\delta_H = -30}(\alpha^*, \beta^*) - m_x(\alpha^*, \beta^*) \right) \frac{E \delta_H^*}{-30}. \quad (9)$$

Рассмотрим преобразование одной из составляющих коэффициента момента тангажа. Отклонение стабилизатора присутствует в нем в неявном виде  $m_{z,nom} = m_z(\alpha, \beta, \varphi)$ . Для моделирования отказов приводов заменим коэффициент его линейной аппроксимацией. При этом происходит разделение на «опорную» часть при нейтральном положении стабилизатора и «возмущенную» часть аэродинамического коэффициента. Также необходимо учитывать, что орган управления парный:

$$m_{z,nom}(\alpha, \beta, \varphi) = m_z(\alpha, \beta, \varphi = 0) + m_{z,nom}^1(\alpha, \beta, \varphi) + m_{z,nom}^2(\alpha, \beta, \varphi), \quad (10)$$



где  $m_{z,nom}^i(\alpha, \beta, \varphi) = \varphi \frac{\Delta m_z(\alpha, \beta, \varphi)}{2}$ ,  $i = 1, 2$  описывает вклад каждой из консолей стабилизатора; «возмущенная» часть  $\Delta m_z$  определяется по формуле  $\Delta m_z(\alpha, \beta, \varphi) = m_z(\alpha, \beta, \varphi) - m_z(\alpha, \beta, \varphi = 0)$ . При моделировании «замораживания» и потери эффективности функционирования одной из консолей стабилизатора преобразование имеет следующий вид:

$$m_{z,nom}(\alpha, \beta, \varphi) = m_z(\alpha, \beta, \varphi = 0) + \varphi \frac{\Delta m_z(\alpha, \beta, \varphi)}{2} + E \varphi^* \frac{\Delta m_z(\alpha^*, \beta^*, \varphi^*)}{2}, \quad (11)$$

где  $E = \frac{m_{z,failure}^i(\alpha, \beta, \varphi)}{m_{z,nom}^i(\alpha, \beta, \varphi)}$  задает величину потери эффективности одной из консолей стабилизатора. При моделировании «замораживания» привода консоли стабилизатора также сохраняются значения всех переменных до возникновения отказа.

В работе рассматривается подход, при котором распознавание признаков отказной ситуации производится на основании наблюдений за функциями кросс-корреляции угловых скоростей. Взаимосвязь между парами угловых скоростей можно оценить количественно и представить в виде функции. При возникновении отказа привода органа управления эта взаимосвязь нарушается. Например, изменения в работе одной из секций руля высоты вызывает дополнительный момент крена. Местоположение нештатной ситуации можно определить по изменениям соответствующих функций кросс- и автокорреляции угловых скоростей.

Для классификации отказов приводов предлагается использовать нейросетевые модели функций кросс- и автокорреляции угловых скоростей, задаваемых формулой (12). Выходом сети являются значения нормы функции кросс-корреляции между парами угловых скоростей (13).

$$\hat{R}_{xy}(-m) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-m-1} x_{n+m} y_n^*, & m \geq 0 \\ \hat{R}_{xy}^*(-m), & m < 0 \end{cases} \quad (12)$$

$$R = \|\hat{R}_{xy}(-m)\| \quad (13)$$

где \* задает операцию свертки (Convolution);  $N = 7$  – ширина скользящего окна над значениями угловых скоростей.

Основой нейросетевой модели датчика является модификация сети прямого распространения с распределенным запаздыванием (Distributed time-delay neural network) такой же структуры, которая используется для классификации отказов датчиков. Также при обучении сети является эффективным использование изменяемых параметров активационных функций. На вход сети подаются значения соответствующих угловых скоростей и команд системы управления. Функционирование модели корреляции оценивается по средней квадратичной ошибке между нормами функций кросс- и автокорреляции, предсказанными нейросетевой моделью и рассчитанным по модели движения. Для реализации метода классификации привода необходимы нейросетевые модели следующих функций:  $R(\omega_x, \omega_z)$ ,  $R(\omega_z, \omega_y)$ ,  $R(\omega_x, \omega_y)$ ,  $R(\omega_y, \omega_y)$ .

Классификация отказов подразумевает определение местоположения и параметров нештатной ситуации. Местоположение отказа привода не может быть однозначно определено по достижению показателем качества функционирования только одной нейросетевой модели определенного порогового значения. Сочетания и величины отклонений функций кросс- или автокорреляции объединены в базу правил, через которую проходят выходы всех нейросетевых моделей. Правила строятся на основании законов динамики полета ЛА.

В соответствии с теорией динамики полета, значения некоторых аэродинамических коэффициентов являются показателями, по которым можно определить вид и параметры отказа соответствующего привода органа управления. Поскольку значения всех аэродинамических коэффициентов при нормальном функционировании более или менее точно известны заранее, то определение признаков нештатной ситуации производится путем проверки соответствующей гипотезы о значениях некоторых аэродинамических коэффициентов.

### **Вычислительный эксперимент**

Реализация алгоритма выявления отказов, а также проведение вычислительного эксперимента проводились средствами системы MATLAB. Для синтеза нейросетевых моделей использовался модифицированный авторами пакет Neural Network Toolbox версии 6.0.

Рассмотрим обнаружение аддитивного скачкообразного отказа величиной 2.5 град/с для датчика угловой скорости вращения вокруг оси OZ. Отказ возникает в момент времени  $t = 22$  с, обнаружение отказа происходит сразу же в момент возникновения.

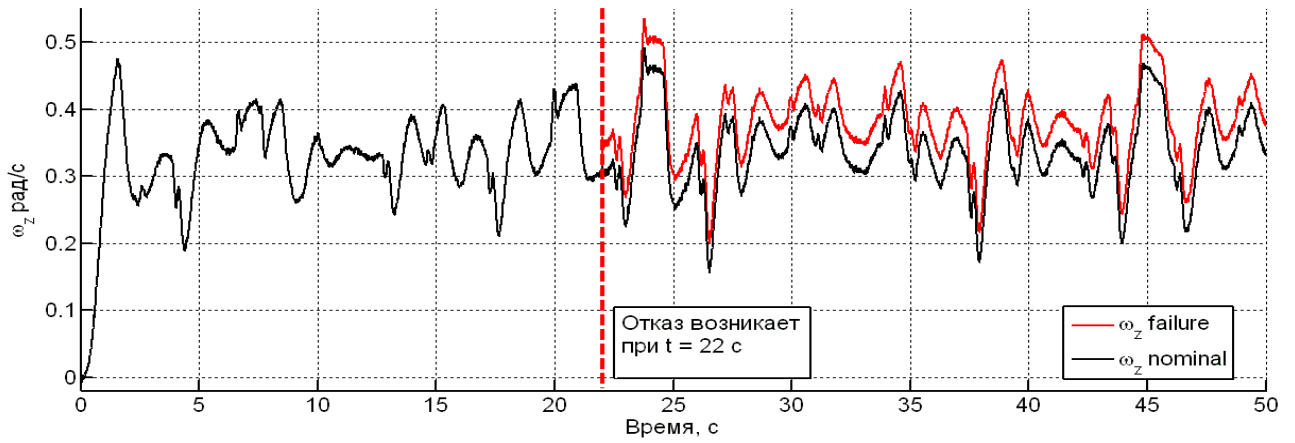


Рис. 2. Результат моделирования отказа датчика угловой скорости

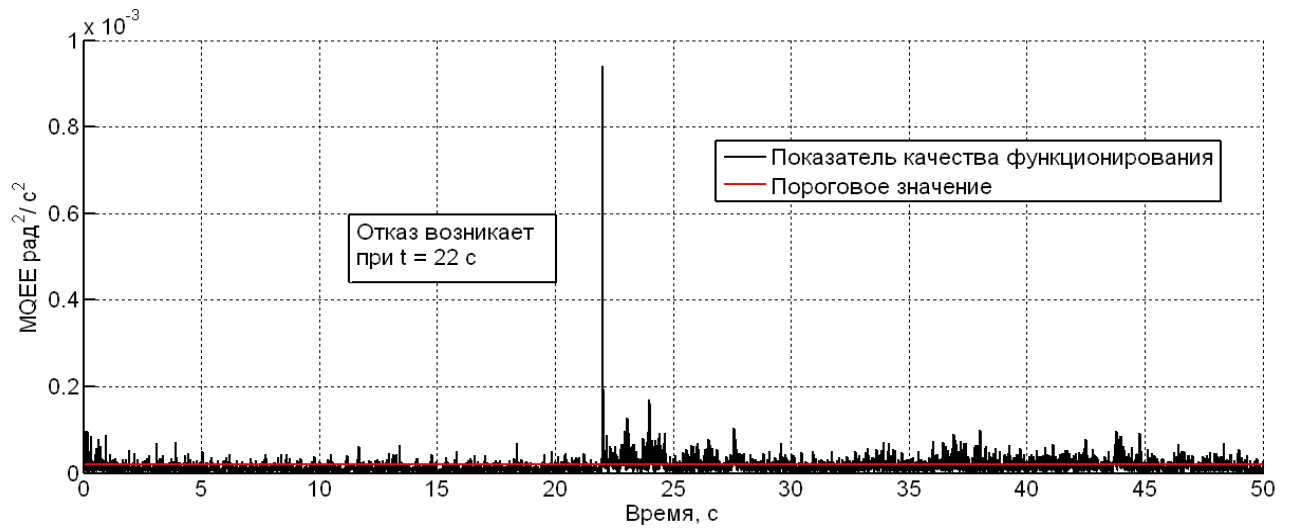


Рис. 3. Значения показателя качества функционирования объекта диагностики

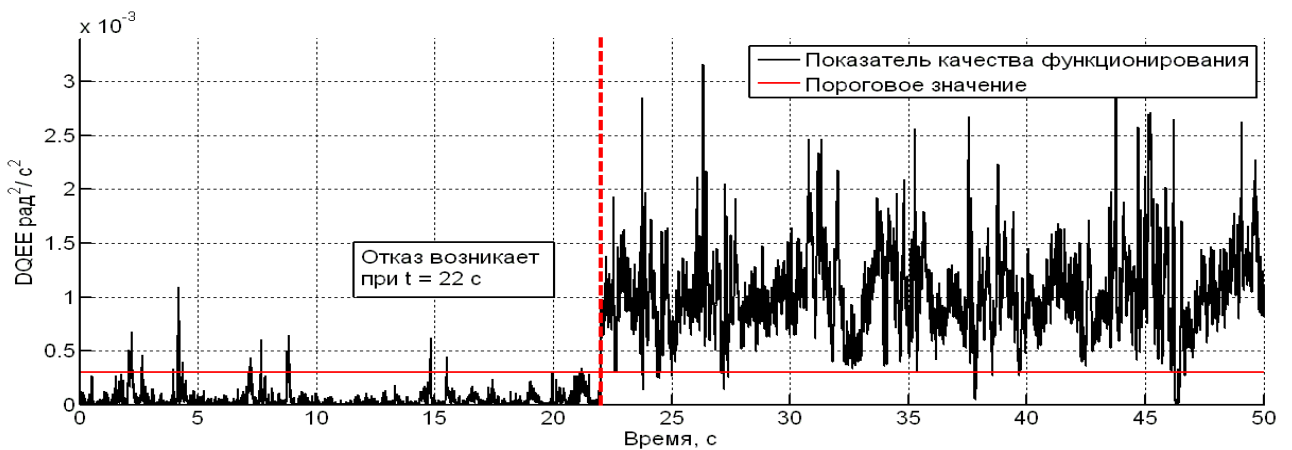


Рис.4. Значения показателя качества функционирования датчика угловой скорости вращения вокруг оси OZ

На рис. 2 показан результат моделирования этого типа отказа и влияние отказа на показания датчика угловой скорости. При проведении вычислительного эксперимента на значения всех наблюдаемых сигналов накладывается гауссовский шум со среднеквадратическим отклонением 0.14 град/с.

На рис. 3 и 4 показаны этапы выявления и определения местоположения неисправного датчика. Поскольку отказ является скачкообразным и аддитивным, то в момент его наступления происходит резкое отклонение от нормативного поведения для угловой скорости  $\omega_z$ . Показатель качества функционирования объекта диагностики резко реагирует на это изменение. Наблюдается значительное превышение порогового значения. Также наблюдается значительное превышение «верхнего» порога чувствительности для показателя качества функционирования для датчика угловой скорости вращения вокруг оси OZ.

На графиках видны ошибки моделирования и влияние шума на показатели качества функционирования. Обучение нейросетевых моделей производится на зашумленных траекториях, поэтому влияние шума сетью частично подавляется. Для устойчивости алгоритма к ложным срабатываниям, вызванным ошибками моделирования и шумами, для каждой нейросетевой модели вводятся пороги по формуле (14), учитывающие среднее значение показателя качества функционирования и среднее квадратическое отклонение.

$$T = m + k * \nu \quad (14)$$

где  $m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i$  – выборочное среднее;  $\nu = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (r_i - m)^2$  – несмещенная выборочная

дисперсия; коэффициент  $k : k = 0,1,2,\dots$  задает «верхний» и «нижний» пороги чувствительности.

Поскольку известны значения угловой скорости после возникновения отказа и значения, полученные по нейросетевой модели датчика, то определение вида и величины отказа производится путем проверки соответствующей гипотезы.

Рассмотрим обнаружение отказа «замораживание» и потеря эффективности на 50% левой консоли стабилизатора. Отказ возникает при  $t = 18$  с, обнаружение отказа происходит при  $t = 18,1$  с. Для моделирования отказа необходимо выполнить преобразование всех аэродинамических коэффициентов, в которые входит переменная  $\delta_B$ .

На рис. 5 показано влияние отказа на норму функции кросс-корреляции  $R(\omega_x, \omega_z)$ .

На этапе выявления происходит превышение порогового значения у показателя

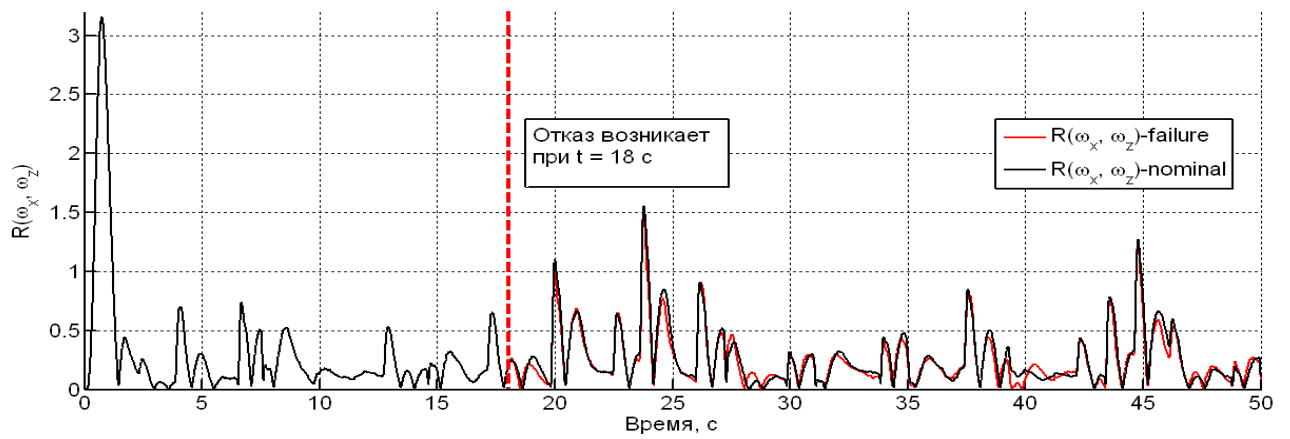


Рис. 5. Результат моделирования отказа привода

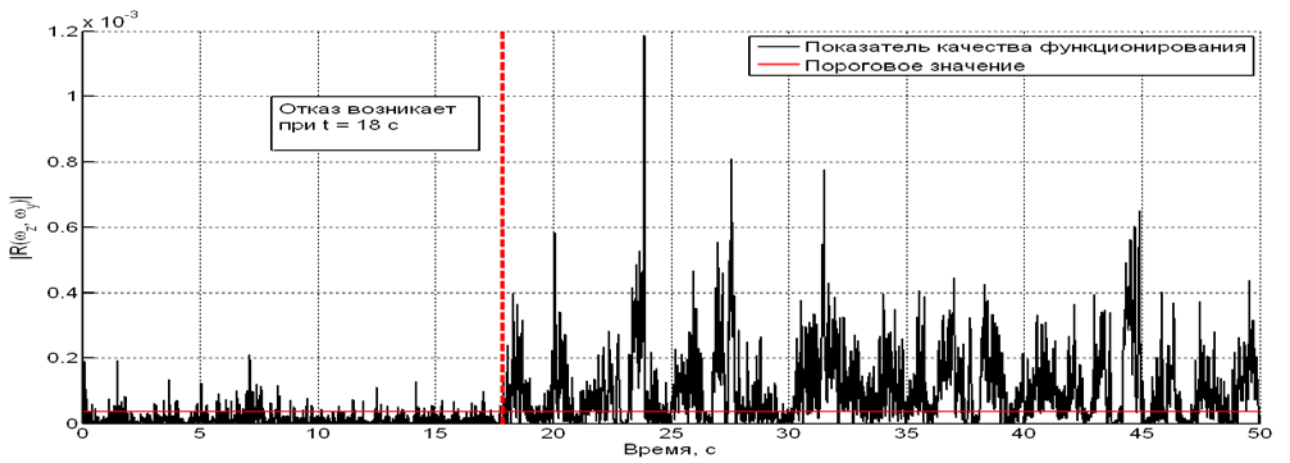


Рис. 6. Значения показателя качества функционирования  $\|R(\omega_z, \omega_y)\|$

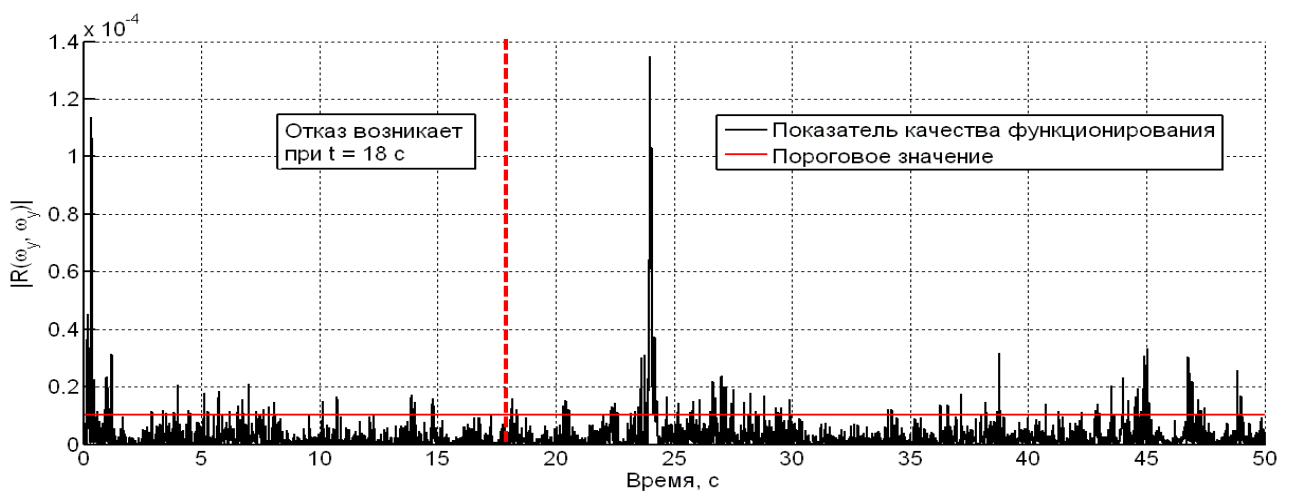


Рис. 7. Значения показателя качества функционирования  $\|R(\omega_y, \omega_y)\|$

функционирования объекта диагностики. Для определения местоположения отказа необходимо рассмотреть изменение показателей качества функционирования нейросетевых моделей корреляции. На рис. 6 видно, что показатель качества функционирования для нормы функций кросс-корреляции  $R(\omega_z, \omega_y)$  превышает пороговое значение. Это свидетельствует о влиянии отказа на функции кросс-корреляции  $R(\omega_x, \omega_z)$  и  $R(\omega_z, \omega_y)$ . Однако, на рис. 7 видно, что функция автокорреляции  $R(\omega_y, \omega_y)$  не испытывает влияния этого отказа. Это позволяет определить, что отказ действует только на приводы стабилизатора. Для определения вида и коэффициента эффективности приводов необходимо рассмотреть изменения первого слагаемого коэффициента нормальной силы  $C_y = f(\alpha, \beta, \varphi)$ . Для этого коэффициента выполняется преобразование, позволяющее выделить вклад каждой из консолей стабилизатора.

$$C_y = C_y(\alpha, \beta, \varphi) + \Delta C_y(\alpha, \beta, \delta^{noc}) + C_y^{\omega_z}(\alpha, \delta^{noc}) \frac{\omega_z b A}{2V} \quad (15)$$

Поскольку значения при штатном функционировании заданы таблично, то определение параметров нештатной ситуации производится путем проверки гипотезы о значениях, рассчитанных с помощью интерполяции и полученных в ходе вычислительного эксперимента.

## Выводы

Предложен алгоритм обнаружения отказов ЛА, основанный на решении задачи идентификации модели движения ЛА и задачи классификации признаков отказной ситуации. Предложенный подход показал свою эффективность и, следовательно, он может быть использован для построения подсистемы диагностики системы отказоустойчивого адаптивного управления движением летательного аппарата.

## Библиографический список

1. Patan K. Artificial neural networks for the modeling and fault diagnosis of technical processes // Lecture Notes in Control and Information Sciences 377. Berlin: Springer-Verlag. 2008. 206 pp.
2. Blanke M. a.o. Diagnosis and fault-tolerant control. 2nd Ed. Berlin: Springer-Verlag. 2006. 672 pp.
3. Sobhani-Tehrani E., Khorasani K. Fault diagnosis of nonlinear systems using a hybrid approach // Lecture Notes in Control and Information Sciences 383. New York: Springer-Verlag. 2009. 265 pp.
4. Кондратьев А.И., Тюменцев Ю.В. Нейросетевое адаптивное отказоустойчивое управление движением маневренного самолета // Нейроинформатика-2010. XII Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов. Ч. 2. М.: МИФИ. 2010. 12 с.
5. Бочкарев А.Ф., Андреевский В.В. и др. Аэромеханика самолета: Динамика полета: Учебник для авиационных вузов. М.: Машиностроение. 1985. 360 с.
6. Rojas R. Neural networks. A systematic introduction. Springer. 1996. 453 pp.
7. Demuth H., Beale M., Hagan M. Neural network toolbox 6: User's guide. The MathWorks. 2009. 906 pp.
8. Perhinschi M.G., Campa G., Napolitano M.R. Modelling and simulation of failures for primary control surfaces // AIAA Modeling and Simulation Conference. 2001. 15 pp.
9. Innocenti M., Napolitano M. Neural networks and other techniques for fault identification and isolation of aircraft systems // Intelligent Systems for Aeronautics. 2002. P. 11.1-11.26.
10. Jesus O., Hagan M. Back propagation algorithms for a broad class of dynamic networks // IEEE Transactions of neural networks. 2007. Vol. 18. No. 1.P. 14-27.
11. An Y. A design of fault tolerant flight control systems for sensor and actuator failures using on-line learning neural networks // A dissertation. 1998. 179 pp.
12. Sonneveldt L. Nonlinear F-16 fighter mode // Matlab Central - An open exchange for the MATLAB and Simulink user community.
13. <http://www.mathworks.com/matlabcentral>

КОЗЛОВ Дмитрий Сергеевич, аспирант Московского авиационного института  
(национального исследовательского университета), тел.: +7 905 556 7416;  
e-mail: [dmkozlov001@gmail.com](mailto:dmkozlov001@gmail.com)

ТЮМЕНЦЕВ Юрий Владимирович, доцент Московского авиационного института  
(национального исследовательского университета), к.т.н., e-mail: [tium@mai.ru](mailto:tium@mai.ru)