

УДК 681.3.001.5

Подход к тестированию и диагностике авиакосмических систем с использованием нейросетевого идентификатора

Зайцев А.В., Канушкин С.В., Никишов А.Н., Семенов А.В.

Изложенные результаты работы получены при финансовой поддержке Минобрнауки по проекту НК-528П/58ФЦП

При использовании технических систем, которые могут в той или иной степени угрожать жизни и здоровью человека, особо остро встает вопрос о своевременном техническом обслуживании систем, призванном предотвратить или минимизировать риск внезапного отказа.

Ключевые слова: тестирование и диагностика, авиакосмические системы, идентификация

Одним из таких видов техники является авиационная и ракетно-космическая техника. В связи с повышенной опасностью системы для жизни людей сложность и стоимость профилактических работ невероятно высоки. В связи с высокой стоимостью техники рассматриваемого типа, и возможности нанесения вреда жизни людей в случае выхода из строя в процессе эксплуатации, и сложностью процедур утилизации особо острым становится *вопрос о возможности продления сроков эксплуатации и о решении вопроса предотвращения сбоев системы в процессе эксплуатации*. Для решения поставленного вопроса предлагается построение интеллектуальной системы управления техническим состоянием. Основными критериями при построении данной системы должны стать [4]:

- высокая точность и надежность работы;
- высокая степень защищенности системы от воздействия внутренних сбоев и внешних помех;
- непрерывный контроль всех параметров системы в процессе, как простоя, так и эксплуатации;
- возможность получения информации о состоянии объекта в процессе его эксплуатации с целью предотвращения и своевременного обнаружения сбоев;

– возможность проведения полной и глубокой диагностики, как в процессе проведения регламентных ремонтных работ, так и упрощения проведения ремонтно-диагностических работ.

Система должна быть спроектирована с целью упрощения и ускорения процедур плановых профилактических работ, и с целью увеличения эффективности и простоты проведения ремонтно-диагностических работ.

Тестирование некоторой системы представляет собой процесс определения принадлежности рассматриваемой системы к одному из двух классов.

1. Классу исправных систем;
2. Классу неисправных систем.

Рассмотрим некоторую систему, описываемую передаточной функцией

$$Y = \frac{K}{D} \cdot U, \quad (1)$$

где

K, D_1, D_2, \dots, D_n = K - параметры системы, значение которых может быть изменено в результате управления системой;

$\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ = α – параметры системы, значение которых не может быть изменено в результате управления системой.

Техническое состояние системы полностью определяется векторами K и α . В силу того, что параметры элементов, используемых в процессе производства системы, имеют технологический разброс значений, и различные коэффициенты ухода значений при определенных воздействиях внешней среды, можно определить $K + \alpha$ -мерное пространство, которое, в свою очередь, включает в себя оба описанных выше класса систем.

Множество векторов K, α , соответствующих системе удовлетворяющей эксплуатационным характеристикам, образует область безразличия к изменению параметров передаточной функции системы. Данная область граничит с пространством состоящим из бесконечного множества векторов K, α соответствующих системе не удовлетворяющей эксплуатационным характеристикам. $K + \alpha$ -мерное пространство в свою очередь представляет собой бесконечный набор всевозможных систем, описываемых передаточной функцией (1).

Таким образом, задачу тестирования можно представить как задачу классификации наблюдаемого объекта. При этом, классификация подразумевает отнесение наблюдаемого объекта к одному из двух заранее известных классов: классу исправных систем и классу

неисправных систем (либо к классу удовлетворяющему заранее определенному набору требований или не удовлетворяющему данному набору).

Задача диагностики в свою очередь включает в себя задачу тестирования, но расширяет с целью выявления причины отнесения наблюдаемой системы к классу неисправных систем (либо причины несоответствия предъявляемому набору требований).

Для решения задачи классификации динамического объекта к одному из двух predetermined классов требуется определенный наблюдаемый вектор параметров. Для его формирования предлагается использовать идентификационный подход.

Под идентификацией в широком смысле понимается получение или уточнение по экспериментальным данным модели реального объекта, выраженной в тех или иных терминах [1].

В теории идентификации проектировщик имеет дело с двумя моделями:

- моделью описывающей идентифицируемый объект или процесс;
- моделью, в терминах которой производится идентификация.

В проблеме идентификации важной является задача идентифицируемости, т.е. возможности определения структуры и конкретных параметров объекта в результате наблюдения за ее выходами.

Идентификацией динамического объекта называется определение структуры и параметров математической модели, обеспечивающих наилучшее совпадение выходных координат модели и объекта при одинаковых входных воздействиях.

Задача статистической идентификации объекта управления формулируется как задача определения его оператора при наблюдении за случайными входными и выходными сигналами.

Исходя из последовательности восстановления математической модели объектов относящихся к классу т.н. черного ящика, в общем случае, можно выделить два основных этапа процесса идентификации.

1. Структурная идентификация – выдвижение предположения о возможной структуре математической модели наблюдаемого объекта.
2. Параметрическая идентификация – восстановление параметров математической модели с целью минимизации критерия идентификации.

Под критерием идентификации понимается критерий близости выходного сигнала объекта и выходного сигнала модели. С учетом того, что в рассматриваемом классе задач задача структурной идентификации в общем случае решена за счет того, что исследуются

объекты определенной структуры и класса, перед нами стоит только задача параметрической идентификации.

Таким образом, решение задачи тестирования можно представить как процесс, состоящий из двух этапов (рис. 1).

1. Решение задачи параметрической идентификации системы с заранее известной структурой;
2. Решение задачи классификации вектора параметров p_k p к одному из двух predetermined классов.

В свою очередь задача диагностики сложных технических систем, с применением данного подхода, представляет собой процесс, состоящий из трех этапов (рис. 2).

1. Решение задачи параметрической идентификации системы с заранее известной структурой;
2. Решение задачи классификации вектора параметров p_k p к одному из двух predetermined классов.
3. В случае, если диагностируемая система отнесена к классу неисправных систем, то необходимо провести анализ вектора параметров p_k p с целью выявления неисправного блока (узла, элемента).

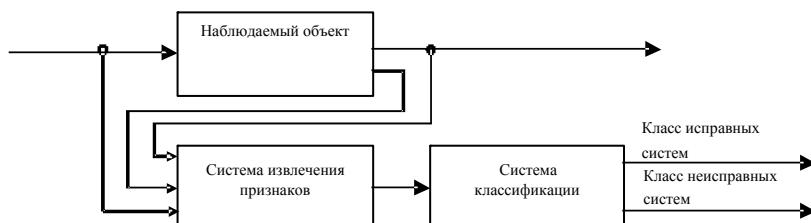


Рис. 1 Решение задачи тестирования системы

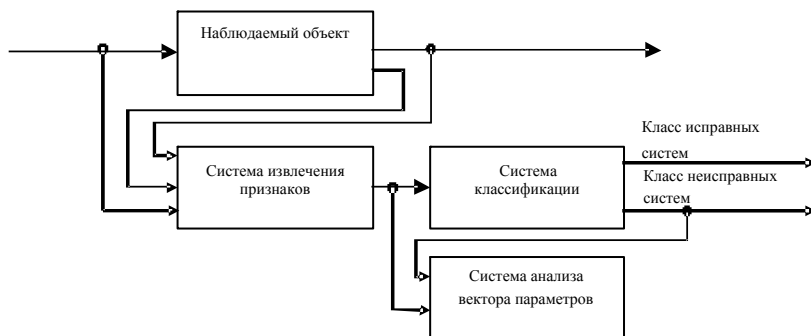


Рис. 2 Решение задачи диагностики системы

Как указано выше в решении задач тестирования и диагностики явным образом можно выделить задачи параметрической идентификации и классификации. В общем случае данная

задача может быть рассмотрена как задача распознавания образов. При этом под системой извлечения признаков понимается блок призванный решить задачу параметрической идентификации.

За счет интенсивного технологического развития за последние десятилетия все более широкую область применения находят нейросетевые технологии. Одним из наиболее удачных применений нейросетевых технологий является применение их в разработке систем распознавания образов, при решении задач прогнозирования и задач идентификации. Причем, системы построенные на базе нейросетевых технологий обладают высокой производительностью, стабильностью и универсальностью.

Задача построения системы извлечения признаков сводится к построению нейронной сети решающей задачу параметрической идентификации. Для решения задач идентификации систем наиболее часто применяются многослойные нейронные сети с прямым распространением сигнала [2]. В качестве примера используется двухслойная нейронная сеть с прямым распространением сигнала, имеющая следующее математическое описание:

$$g_i \theta = y_i \quad \theta = y_i \quad w, W = F_i \quad \sum_{j=1}^{n_{\square}} W_{ij} f \quad \sum_{l=1}^{n_{\phi}} w_{jl} \varphi_l + w_{j0} + W_{i0} \quad (2)$$

n_{ϕ} и n_{\square} - размерность вектора входов Φ и число нейронов в скрытом слое нейронной сети, соответственно;

θ - вектор настраиваемых параметров нейронной сети;

$f(x)$ и $F_i(x)$ - активационные функции нейронов скрытого и выходного слоев соответственно.

Для решения задачи идентификации динамического объекта требуется решить следующие подзадачи [2].

1. Анализ задачи, выборка входного вектора регрессора. Количество векторов и глубина регрессии определяется требуемой точностью работы ИНС и сложностью наблюдаемой системы. Количество выходных сигналов определяется числом элементов вектора параметров наблюдаемой системы.

2. Подготовка обучающей выборки с использованием математической модели системы.

3. Непосредственно обучение, тестирование и коррекция (оптимизация) внутренней структуры ИНС.

Задачу выбора вектора регрессора и подготовку обучающей выборки требуется решать опираясь на сложность системы, с максимально возможным использованием доступных контрольных точек (наблюдаемых характеристик системы). Для обучения нейронной сети используется алгоритм обратного распространения ошибки. В качестве учителя, на структуре изображенной на рисунке 3, используется задающее устройство, которое перебирает все возможные комбинации вектора параметров \mathbf{p}_k \mathbf{p} , с целью формирования отклика эталонной системы на тестовый сигнал. Обучение осуществляется до тех пор, пока нейронная сеть НС1 не достигнет требуемой точности определения вектора параметров \mathbf{p}_k \mathbf{p} по подаваемому на ее вход вектору регрессора составленному из откликов, наблюдаемых на контрольных точках, эталонной системы на тестовое воздействие.

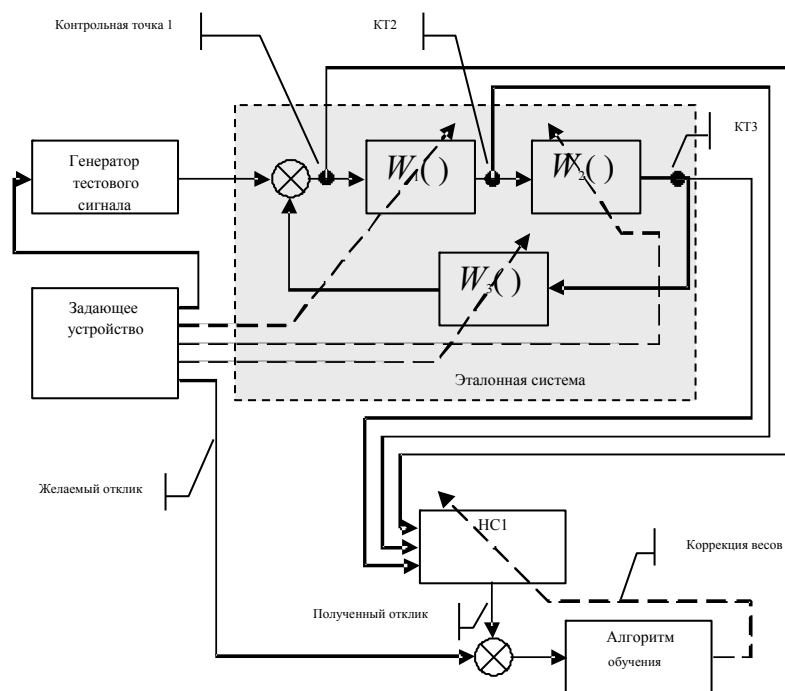


Рис. 3. Обучение сети извлечения признаков

Для решения задач классификации широко используются нейронные сети, составляющие собой отдельный класс искусственных нейронных сетей, карты самоорганизации. Эти сети основаны на конкурентном обучении. В картах самоорганизации нейроны помещаются в узлах решетки, обычно одно- или двухмерной. Нейроны в ходе

конкурентного процесса избирательно настраиваются на различные входные образы или классы входных образов.

Структуры и алгоритмы обучения карт самоорганизации достаточно хорошо исследованная и разработанная область. Ключевым вопросом при применении данного подхода к решению поставленной задачи является формирование обучающего множества.

Как следует из постановки задачи, простейшим вариантом применения предлагаемого подхода, является построение сети самоорганизации для решения задачи тестирования. В данном случае сеть самоорганизации строится применительно к 2-м выходным классам. Для достижения формализации следует ввести определение классов исправных систем и классов неисправных систем для этого требуется ввести критерий классификации.

Классом исправных систем будем называть системы с вектором параметров p_k p принадлежащим к области безразличия к изменению параметров передаточной функции системы, то есть класс исправных систем полностью определяется допусками и требованиями по устойчивости, предъявляемыми к определенному виду оборудования. Классом неисправных систем будем называть все системы с векторами параметров p_k p не вошедшими в класс исправных систем.

Для формирования двух указанных классов предлагается построение правил классификации в виде:

$$\begin{aligned} P_{отк} C_c t_{ki} , C_n t_{ki+1} , f \tau \leq \varepsilon \Rightarrow p_k p_n \in \mathcal{P} \\ P_{отк} C_c t_{ki} , C_n t_{ki+1} , f \tau > \varepsilon \Rightarrow p_k p_n \notin \mathcal{P} \end{aligned} \quad (3)$$

В качестве критерия классификации используется вероятность отказа, которая в свою очередь является функцией технического состояния каждого отдельно взятого элемента (блока, узла) системы, периода контроля технического состояния и плотности вероятности времени отказа.

С использованием математической модели системы, для которой разрабатывается тестер или диагностическая система, может быть сформирован набор данных для обучения нейронной сети классификации (рис.4).

Для построения модели системы предлагается использовать LVQ-сеть. Это нейронная сеть, состоящая из 2-х слоев.

1. Конкурентный слой (карта самоорганизации).
2. Линейный слой – призванный преобразовать полученные внутренние классы в предопределенные пользователем классы.

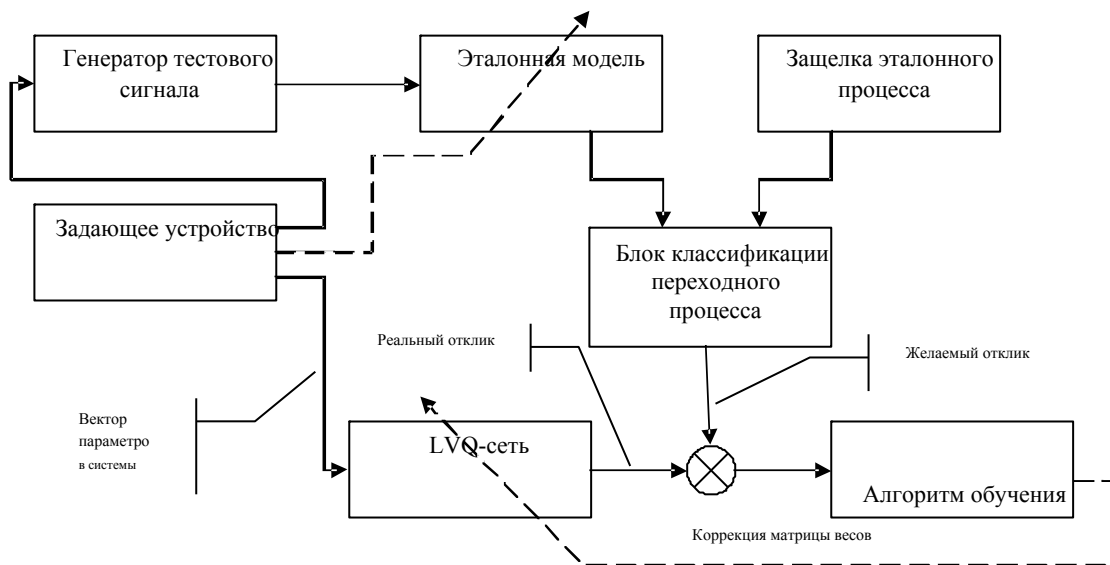


Рис. 4. Схема формирования тестовой выборки и обучения НС классификации

На рисунке 4 изображена функциональная схема процесса формирования тестовой выборки и обучения нейронной сети классификации. В основу данной схемы положено использование эталонной математической модели устройства, для которого осуществляется обучение сети классификации.

Задающее устройство формирует вектор параметров и осуществляет установку параметров в эталонной модели. По окончании коррекции задающее устройство запускает генератор тестового сигнала для формирования отклика эталонной модели на тестовый сигнал. Блок классификации переходного процесса призван классифицировать переходный процесс путем его сравнения с эталонным процессом, образ которого хранится в защелке эталонного процесса. Вместо блока классификации переходного процесса может быть использован блок классификации вектора параметров, работающий на основе предложенного выше критерия.

Таким образом, в процессе обучения сети классификации на вход алгоритма обучения подается пара вход-выход, состоящая из сгенерированного задающим устройством вектора параметров (входной вектор) и вектора принадлежности к predetermined классам (желаемый отклик системы).

Задача диагностики в свою очередь отличается от задачи тестирования большим числом выходов подсистемы классификации. В данном случае, класс неисправных систем в свою очередь подразделяется на ряд подклассов в зависимости от требований предъявляемых к глубине диагностики. Однако обучение сети осуществляется в соответствии с изложенными выше принципами.

Заключение. В настоящей статье изложены основные принципы построения тестирующих и диагностических устройств. Основные затраты на проектирование подобных систем осуществляются на этапе проектирования устройства в целом. При этом за счет использования при обучении нейронных сетей математических моделей устройства и расширенного диапазона изменения параметров можно утверждать, что система будет способна распознать большинство неисправностей и отклонений в работе диагностируемых объектов.

Так же за счет особенностей применяемого аппарата можно говорить о способности систем построенных по данным принципам к абстрагированию. Большинство тестирующих и диагностирующих устройств сталкиваются с ситуациями, когда на их вход поступает набор данных, который не был предъявлен ранее. За счет характерных свойств используемого аппарата, достаточно велика вероятность того, что отклик системы будет сформирован верно, и дополнительного обучения устройства не потребуется.

Список литературы.

- 1 Методы классической и современной теории автоматического управления: Учебник в 5-и тт.; 2-е изд. Перераб. и доп. Т.2: Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления / Под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – М.Ж Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 640 с., ил. ISBN 5-7038-2190-8 (Т2)
- 2 Методы робастного, нейро0нечеткого и адаптивного управления: Учебник / Под ред. Н.Д. Егупова; издание 2-е, стереотипное – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. – 744 с., ил. ISBN 5-7038-2030-8
- 3 Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. : Пер с англ. – М. : Издательский дом Вильямс , 2006. – 1104 с. Ж ил. – Парал. Тит. Англ. ISBN 5-8459-0890-6 (рус.)
- 4 Никишов А.Н. Постановка задачи построения интеллектуальной системы оценки и управления техническим состоянием сложных технических систем в авиационной и ракетно-космической области.

Материалы МНТК Системы и комплексы автоматического управления
летательными аппаратами , посвященная 100-летию со дня рождения
академика Н.А. Пилюгина. – М.: ООО Научно-издательский центр
Инженер , 2008. – 284 с.

Сведения об авторах

Зайцев Александр Владимирович, профессор Московского авиационного института
(национального исследовательского университета), д.т.н., Россия 125871, Москва,
Волоколамское шоссе, д.4. Тел. (499) 158-41-82. e-mail: ug253@mail.ru

Канушкин Сергей Владимирович, доцент Военной академии РВСН имени Петра
Великого (филиал г.Серпухов), к.т.н., Россия,142210, г. Серпухов, Московской обл., ул.
Бригадная, д. 2. Тел. (495) 698-44-01

Никишов Александр Николаевич, аспирант Московского авиационного института
(национального исследовательского университета), Россия 125871, Москва, Волоколамское
шоссе, д.4. Тел. (499) 158-41-82.,e-mail: alex_n_nikishov@mail.ru.

Семёнов Александр Владимирович, преподаватель Военной академии РВСН имени
Петра Великого, к. т.н.,:109074, г. Москва, Китайгородский проезд, д.9/5,тел.:8 926 435-37-
09., e-mail: semalvikar@mail.ru