

НИКИШОВ Александр Николаевич

Интеллектуальная нейросетевая система идентификации параметров информационно-измерительных устройств летательных аппаратов

Специальность 05.13.01
Системный анализ, управление и обработка информации
(информатика, управление и вычислительная техника)

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Москва 2012

Работа выполнена на кафедре "Системы автоматического и интеллектуального управления", ФГБОУ ВПО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)» (МАИ).

Научный руководитель:

д.т.н. , профессор
Зайцев Александр Владимирович

Официальные оппоненты:

Гаврилов Владимир Станиславович, д.т.н., с.н.с., ФГБОУ ВПО «Военная академия Ракетных войск стратегического назначения им. Петра Великого», преподаватель

Лядов Алексей Валерьевич, к.т.н., ЗАО «Научный центр экспертиз», эксперт

Ведущая организация:

ФГУП «НПЦ АП им. академика Н.А.Пилюгина»

Защита состоится «21» мая 2012 года в 15 часов 00 минут на заседании диссертационного совета Д212.125.11 при ФГБОУ ВПО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)» (МАИ) по адресу: 125993, А-80, ГСП-3, Москва, Волоколамское ш., 4, зал заседаний Ученого Совета МАИ.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке МАИ.

Автореферат разослан

« » апреля 2012 года

Ученый секретарь
диссертационного совета
к.т.н., доцент

Горбачев Ю.В.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы диссертации. В наукоёмких отраслях, к которым относятся авиация и ракетостроение, необходимо отметить высокую роль профилактического обслуживания оборудования. Здесь цена отказа или сбоя оборудования может быть очень высокой, а иногда и привести к неопределимым потерям, связанным с гибелью людей.

Обслуживание подобного оборудования требует высоких материальных затрат, и всё же не исключает возможного возникновения сбоев. Очень важную роль играет процесс принятия решения о целесообразности проведения ремонтных работ или о необходимости отказа от дальнейшего использования и списания.

В связи с высокой стоимостью приведенных видов оборудования в настоящее время на первое место выходит обеспечение длительного срока службы объектов при минимизации затрат на их содержание и техническое обслуживание.

В данной работе предлагается построение нейросетевой системы идентификации параметров информационно-измерительных устройств летательных аппаратов.

В качестве объекта управления рассматривается информационно-измерительная система ракетно-космического комплекса «Старт» с маятниковым интегрирующим акселерометром. Данная система призвана реализовать:

- уточнение навигационных параметров, характеризующих техническое состояние информационно-измерительных устройств;
- поддержку принятия решения в процессе диагностики, ремонта и оценки целесообразности дальнейшей эксплуатации в ходе выполнения периодического контроля состояния объекта;
- уточнение величины масштабного коэффициента акселерометра в процессе полёта с целью повышения точности определения навигационных параметров движения.

Объектом исследования в настоящей работе являются информационно-измерительные устройства летательных аппаратов, построенные на базе маятниковых интегрирующих акселерометров.

Предметом исследования являются компьютерные средства диагностики и идентификации элементов и узлов бортовых информационных систем летательных аппаратов, созданные на базе искусственных нейронных сетей (ИНС).

Цель диссертационной работы состоит в повышении точности определения навигационных параметров ЛА за счет применения нейросетевой идентификации.

Научная задача, решаемая в диссертационной работе, состоит в разработке аппарата, обеспечивающего создание нейронных сетей для идентификации параметров информационно-измерительных устройств, функционирующих в условиях значительного перепада температур.

Методологические основы и методы исследования. Проведенные теоретические и прикладные исследования базируются на методах современного системного анализа, математической статистики, методах математического моделирования, нейроинформатики.

Моделирование процесса проведено в пакете прикладных программ Matlab и его приложении Simulink.

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Структура системы коррекции масштабного коэффициента маятникового акселерометра при изменении температурных воздействий в ходе полёта, основанная на применении нейросетевой идентификации.
2. Комплекс программ для формирования обучающей выборки, применяемой при обучении нейронных сетей решению задач идентификации, классификации и преобразования информации.
3. Типы и характеристики нейронных сетей, предназначенных для решения задач идентификации, классификации и коррекции значения масштабного коэффициента.

Научная новизна работы состоит в применении нейронных сетей для решения задачи вычисления масштабного коэффициента при изменении температурных воздействий.

Вычисление значения масштабного коэффициента осуществляется в 2 этапа:

- на этапе периодического контроля в ходе проведения регламентных работ при помощи нейросетевого идентификатора осуществляется уточнение параметров измерительного прибора и дальнейшая классификация его состояния с применением модифицированной нейронной сети;
- на этапе полета ЛА при помощи нейронной сети осуществляется коррекция величины масштабного коэффициента, используемого при решении бортовой навигационной задачи. В качестве входной информации используется вектор уточненных параметров модели аналоговой части измерительного прибора и значение температуры внутри приборного отсека.

Практическая значимость. Разработана структура системы идентификации параметров, получены модифицированные нейронные сети, предназначенные для уточнения значения масштабного коэффициента акселерометра и его коррекции. Разработаны конкретные рекомендации по применению созданного математического аппарата на этапах проектирования и опытной отработки.

Достоверность и обоснованность полученных результатов обеспечивается корректностью постановки задачи, полнотой учета факторов, влияющих на характер функционирования аппаратно-программных средств системы диагностики неисправностей СУ и подтверждается моделированием на ЭВМ, широким обсуждением результатов диссертации в ходе выступлений на научно-технических семинарах и конференциях.

Апробация работы. Результаты проведенных исследований представлены на 4-х научно-технических конференциях международного и Российского уровней и опубликованы в 13-ти изданиях, в том числе 4 статьи опубликованы в изданиях, рекомендованных ВАК.

Структура и объём диссертации. Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, библиографического списка и приложений. Работа содержит 135 страниц машинописного текста, 39 рисунков, 2 таблицы. Библиографический список включает 82 наименования.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обоснована актуальность темы диссертации, определены объект, предмет, цель диссертации. Сформулирована научная задача, основные направления и методология исследований. Кратко излагается содержание работы по главам.

В первом разделе анализируются классические методы оценки технического состояния систем на основе использования вероятностных моделей объектов управления. Вероятностные модели подразумевают оценку способности системы выполнить поставленную перед ними задачу с заданными точностными и надежностными характеристиками. На основе данного анализа сформирован вид критерия оценки технического состояния системы.

Сформулирована задача оценки и управления техническим состоянием сложных динамических систем. Под техническим состоянием объекта понимается степень соответствия диагностируемого объекта эталонной модели. Техническое состояние может быть удовлетворительным – отклонение параметров наблюдаемого объекта от эталонного значения минимально, т.е. каждый блок системы и система в целом соответствуют предъявляемым к ней требованиям, и, следовательно, способна выполнять поставленную перед ней задачу, и неудовлетворительным – отклонение параметров наблюдаемого объекта от эталонного значения превышает допустимые значения, т.е. состояние одного или нескольких блоков системы делают невозможным выполнение ею поставленных перед ней задач.

Цель данной работы состоит в повышении точности определения навигационных параметров ЛА за счет применения нейросетевой идентификации, а именно, разрабатываемая структура, с одной стороны, должна быть способна адекватно реагировать на изменения технического состояния объекта управления, а при подкрепляющем сигнале (дополнительном опросе) параметров, точно определять это состояние и тем самым служить системой поддержки принятия решений. С другой стороны, на основании полученной информации о техническом состоянии объекта, система должна быть способна выработать корректирующее воздействие на параметры алгоритма обработки информации, получаемой от измерительных устройств, с целью минимизации вредного влияния на параметры информационных систем объекта управления, снижающего качество работы системы управления.

Поведение наблюдаемого объекта полностью определяется матрицей параметров математической модели объекта, вектором воздействия окружающей среды, а так же предыдущим состоянием объекта.

В результате проведенного анализа, была предложена общая структура системы идентификации параметров информационных систем летательных аппаратов, базирующаяся на нейросетевом идентификационном подходе.

В составе задачи оценки и управления техническим состоянием сложных динамических систем выделены следующие основные составляющие:

- тестирование;

- классификация;
- коррекция параметров алгоритмов управления с целью минимизации влияния отклонения параметров информационных систем.

Задача тестирования системы РКК сводится к процессу сбора и накопления данных о работе составных элементов рассматриваемой системы.

Задача классификации системы представляет собой задачу определения принадлежности рассматриваемой системы к одному из двух предопределенных классов:

- классу исправных систем;
- классу неисправных систем.

Рассмотрим некоторую систему, описываемую выражением:

$$W(t) = W(p_{k1}, p_{k2}, \dots, p_{kn}, p_1, p_2, \dots, p_m, t), \quad (1)$$

где,

- $p_{k1}, p_{k2}, \dots, p_{kn} = \mathbf{p}_k$ - параметры системы, значение которых может быть изменено в результате управления системой;
- $p_1, p_2, \dots, p_m = \mathbf{p}$ - параметры системы, значение которых не может быть изменено в результате управления системой.

Техническое состояние системы полностью определяется векторами \mathbf{p} и \mathbf{p}_k . 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 $(n + m)$ -мерное пространство, которое, в свою очередь, включает в себя оба описанных выше класса систем. Множество векторов $[\mathbf{p}_k \ \mathbf{p}]$, соответствующих системе удовлетворяющей эксплуатационным характеристикам образует область грубости к изменению параметров передаточной функции системы. Данная область граничит с пространством, состоящим из бесконечного множества векторов $[\mathbf{p}_k \ \mathbf{p}]$ соответствующих системе не удовлетворяющей эксплуатационным характеристикам. Описанное $(n + m)$ -мерное пространство в свою очередь представляет собой бесконечный набор всевозможных систем, описываемых выражением (1).

При решении задачи классификации встает вопрос о критерии отнесения рассматриваемой системы к тому или иному классу. Проанализирован критерий, использующий вероятностную модель объекта управления, широко используемую при решении задач поддержки принятия решений в процессе управления техническими объектами.

Вид критерия определяется структурой объекта, типом выбранного контроля и плотностью вероятности времени отказа системы.

$$P_{\text{отк}}(C_c(t_{k_i}), f(\tau)) = \begin{cases} 1, \text{ нпу } C_c(t_{k_i}) \notin C_c(t) \\ \int_t^\infty f(\tau) d\tau, \text{ нпу } C_c(t_{k_i}) \in C_c(t) \\ 0, \text{ нпу } C_c(t_{k_i}) \in C_c(t) \text{ и } t = t_{k_i} \end{cases} \quad (2)$$

где,

- $C_c(t)$ - область допустимых состояний элемента системы;
- $f(\tau)$ – плотность вероятности времени отказа;

- $C_c(t_{k_i})$ – состояние элемента c системы в момент контроля t_{k_i}

С учетом высказанных соображений задачу тестирования можно представить как задачу восстановления вектора (1) по результатам наблюдения за выходными параметрами наблюдаемой системы, что представляет собой задачу параметрической идентификации системы с заранее известной структурой:

$$C_c(t_{k_i}) = [p_k \ p]_n = F(y) \quad (3)$$

где,

- y – вектор наблюдаемых выходных параметров системы;
- $[p_k \ p]_n$ – вектор параметров функции вида (1), описывающей наблюдаемую систему;
- F – оператор, выполняющий параметрическую идентификацию.

Задача диагностики системы сводится к задаче поиска причин, приводящих к изменению вектора параметров передаточной функции (1):

$$\begin{aligned} \Delta[p_k \ p] &= [p_k \ p]_n - [p_k \ p]_o \\ R_o &= f(\Delta[p_k \ p]) \end{aligned} \quad (4)$$

где,

- $\Delta[p_k \ p]$ – приращение вектора параметров функции, описывающей наблюдаемую систему относительно вектора параметров передаточной функции, описывающей эталонную систему;
- R_o – вектор результата диагностики, который описывает состояние элементов, входящих в состав динамического объекта.

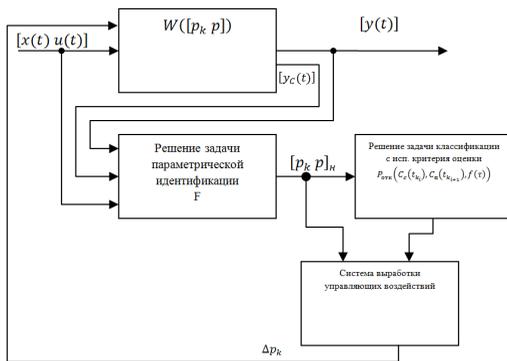


Рис. 1. Структурная схема модели идентификации параметров СУ ЛА

Изложенные выше соображения легли в основу структурной схемы системы нейросетевой идентификации. Структурная схема модели идентификации параметров СУ ЛА приведена на рисунке 1.

На рисунке 1 обозначены:

- $[p_k \ p]_n$ – вектор параметров динамического объекта в момент времени контроля t_{k_i} ;
- $[x(t) \ u(t)]$ – вектор входных параметров и управляющих воздействий
- $[y(t)]$ – вектор выходных параметров объекта;

- $[y_c(t)]$ – вектор промежуточных выходных параметров объекта;
- $C_c(t_{k_i})$ – состояние элемента c системы в момент контроля t_{k_i} ;
- $C_n(t_{k_{i+1}})$ – прогнозируемое состояние элемента C_n системы в момент предстоящего контроля $t_{k_{i+1}}$, которому соответствует вектор параметров $[p_k p]_{i+1}$;
- Δp_k – управляющее воздействие на объект управления.

Требуемое качество процесса управления летательным аппаратом может иметь место лишь при точном определении его навигационных параметров, которое достигается решением бортовой навигационной задачи (БНЗ):

$$V_k = V_{k-1} + N_{k,k-1} k_m + T g_{k-1}, \quad (5)$$

где

V_k – значение скорости летательного аппарата в k -й момент времени;

V_{k-1} – значение скорости летательного аппарата в $k-1$ -й момент времени;

$N_{k,k-1}$ – количество импульсов за один такт работы БЦВМ, поступающих к электронному блоку акселерометра;

k_m – величина масштабного коэффициента акселерометра;

T – величина такта работы БЦВК;

g_{k-1} – значение ускорения силы тяжести.

Величина масштабного коэффициента и определяет, в конечном счёте, требуемую точность расчёта навигационной задачи, зависящую от интегрирования основного навигационного уравнения (ОНУ):

$$\bar{v}(t) = \int_0^t \dot{V}(t) dt + \bar{v}_0$$

$$\bar{R}(t) = \int_0^t \bar{v}(t) dt + \bar{R}_0$$

Минимизация ошибки (невязки) главного критерия:

$$\Delta L \approx \frac{\partial L}{\partial R} \Delta \bar{R} + \frac{\partial L}{\partial V} \Delta \bar{V} + \frac{\partial L}{\partial t} \Delta t$$

возможна лишь в том случае, когда номинальные и действительные параметры движения совпадают. С точки зрения инструментальных погрешностей это достигается точностью расчёта значения масштабного коэффициента акселерометра.

Второй раздел посвящён решению задачи параметрической идентификации. В качестве аппарата для решения задачи параметрической идентификации выбран аппарат нейронных сетей. В данном разделе проведен анализ нейросетевых структур, наиболее широко используемых для решения поставленной задачи. На основании данного анализа разработаны алгоритмы формирования обучающей выборки и алгоритм коррекции архитектуры нейронной сети. На рисунке 2 приведена схема процесса обучения нейронной сети решению задачи параметрической идентификации.

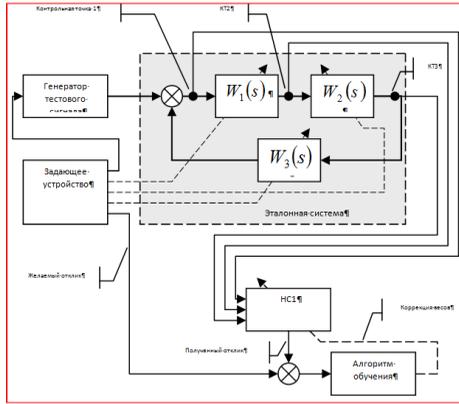


Рис. 2. Схема процесса обучения нейронной сети решению задачи параметрической идентификации

В качестве эталонной системы используется «расширенная» математическая модель объекта управления. В рассматриваемой математической модели выбираются одна или более наблюдаемых контрольных точек. Генератор тестового сигнала предназначен для формирования типового воздействия на эталонную математическую модель системы с целью получения ее отклика на указанное воздействие. Задающее устройство формирует вектор параметров эталонной системы тем самым, модифицируя ее структуру. Под воздействием алгоритма обучения матрицы весов и смещений нейронной сети настраиваются с целью достижения минимального рассогласования между желаемым и фактическим значениями.

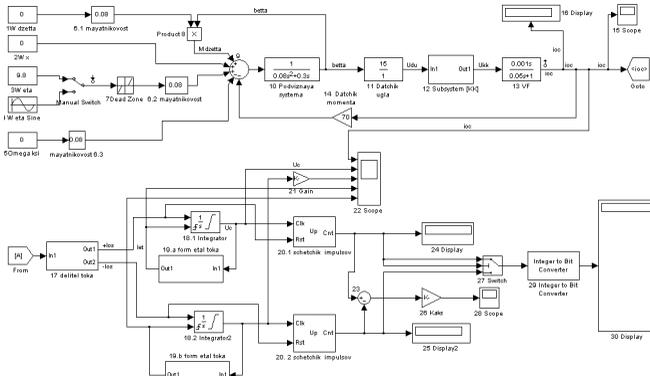


Рис. 3. Математическая модель маятникового акселерометра (MATLAB)

Разработанные алгоритмы апробированы при решении задачи параметрической идентификации аналоговой части маятникового акселерометра (рис.3). Перед обучаемой нейронной сетью поставлена задача восстановить вектор параметров эталонной модели по наблюдаемому отклику на типовое воздействие.

Результатом работы разработанных алгоритмов является нейронная сеть структуры **44-60-80-3** (44 входа, 60 нейронов в первом слое, 80 – во втором, 3 в выходном слое). Полученная структура решает задачу восстановления вектора параметров. Структура сети приведена на рисунке 4.

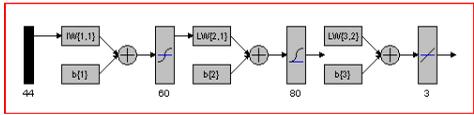


Рис. 4. Структура нейронной сети для решения задачи параметрической идентификации

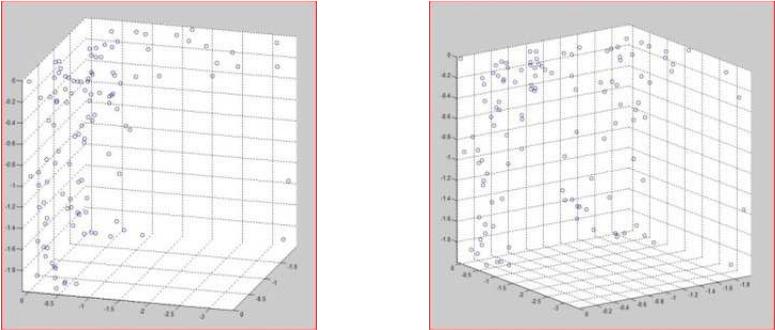


Рис. 5. Примеры расположенные на границе выборки, идентифицированные с нарушением критерия точности

На рисунке 5 отражены те примеры, где в ходе тестирования обученная сеть выдала результат с превышением заданной допустимой ошибки. Плотность распределения данных ошибок возрастает с приближением к границе обучающей выборки.

При требуемой точности определения вектора параметров 0,001, процент ошибок составляет 0,8%, что соответствует 8-и ошибкам на 1000 примеров. При требуемой точности определения вектора параметров 0,0001, процент ошибок составляет 3.5%. Что соответствует 35-и ошибкам на 1000 примеров. При требуемой точности определения вектора параметров 0,00001, процент ошибок составляет 11.8%. Что соответствует 118-и ошибкам на 1000 примеров.

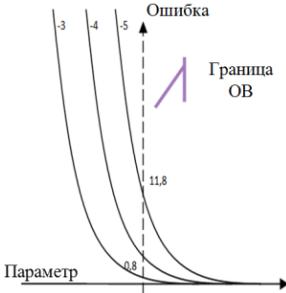


Рис 6. Количество ошибок, в зависимости от степени близости к границе обучающей выборки

На рисунке 6 отражена зависимость количества ошибок в зависимости от степени близости к границе обучающей выборки (изображена пунктирной линией, часть справа от линии включена в обучающую выборку, слева - нет).

Отметим, что при подготовке обучающей выборки область определения параметров объекта управления была расширена, что в свою очередь позволяет говорить о достижении требуемой точности работы полученной сети.

В третьем разделе решены две задачи из определенного в начале работы списка:

- задача классификации;
- задача выработки корректирующего воздействия.

Решение задачи классификации. Согласно полученным во второй главе результатам на вход системы подается вектор параметров наблюдаемого объекта управления (результат решения задачи параметрической идентификации), результатом работы системы классификации является вектор (матрица) технического состояния.

Для разработки системы классификации следует определить требования, предъявляемые к глубине диагностики, а именно, к размерности выхода системы, которая определяется исходя из минимального структурного (конструктивного) элемента, состояние которого, должно быть отражено в выходном векторе (система, подсистема, блок, элемент, узел).

Вектор параметров определен как количество параметров объекта управления. Вектор классификации определен как степень глубины диагностики и может варьироваться от 2 до $n_{diagmax}$. Значение $n_{diagmax}$ определяется числом элементов входящих в состав объекта управления. Например, при построении системы классификации для объекта управления, состоящего из 3-х блоков, вектор выхода системы классификации может содержать два элемента (при построении системы тестирования) или более в зависимости от глубины диагностики.

Интерпретация значения выходного вектора. Выходной вектор системы классификации может быть рассмотрен как результат решения системы уравнений:

$$\begin{cases} 1, & \text{при } P_{отк}(C_c(t_{k_i}), C_n(t_{k_{i+1}}), f(\tau)) \leq P_{отк_{треб}} \\ 0, & \text{при } P_{отк}(C_c(t_{k_i}), C_n(t_{k_{i+1}}), f(\tau)) > P_{отк_{треб}} \end{cases} \quad (6)$$

Таким образом, задача состоит в построении системы, осуществляющей отнесение входного вектора параметров к одному из заранее predeterminedных классов. Задача решается на основании применения сформулированного критерия.

В результате проведенного анализа в качестве решающей структуры избрана LVQ-сеть основанная на конкурентном механизме самоорганизации.

1. Число нейронов в выходном слое LVQ-сети определяется числом классов, на которые необходимо разделить множество входных векторов.
2. Число входных узлов определяется размерностью вектора параметров диагностируемой системы.
3. Число нейронов в скрытом слое определяется сложностью области приемлемости параметров. Чем выше число скрытых нейронов, тем на большее число промежу-

точных классов будет разделено пространство параметров системы, что в свою очередь приведет к повышению точности окончательной классификации.

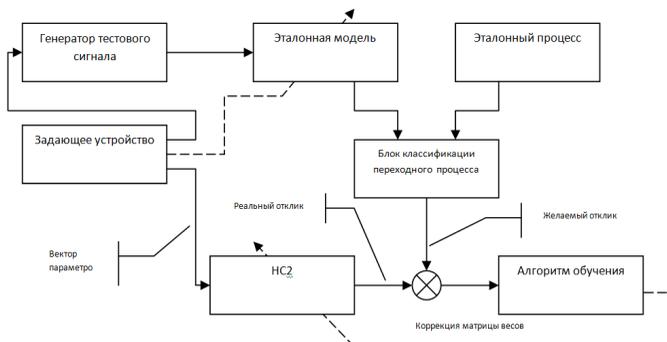


Рис. 7. Структурная схема процесса обучения нейронной сети

На рисунке 7 приведена схема процесса обучения нейронной сети решению задачи классификации.

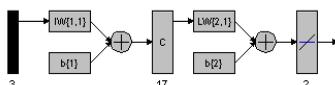


Рис. 8. Структурная схема нейронной сети классификации

В результате применения алгоритма обучения была получена нейронная сеть (рис. 8) способная решить задачу классификации вектора параметров. Сеть имеет 3 входа, 17 нейронов в конкурентном слое, и 2 нейрона выходного слоя.

Согласно постановке задачи, процесс управления техническим состоянием разделен на 2 части: 1-ая состоит в решении задачи тестирования и диагностики (классификации), 2-ая в выработке корректирующего воздействия на структуру объекта управления либо на алгоритм управления объектом.

Аппарат, применяемый для формирования корректирующего воздействия, может быть разнообразен. Для выработки управляющего сигнала могут быть применены системы, основанные на нейронных сетях, гибридные системы, а так же классические алгоритмы. Выбор конкретного инструментария зависит от сложности задачи и от степени ее определенности.

В качестве объекта управления в настоящей работе рассматривается система управления РКК «Старт».

Процесс уточнения значения масштабного коэффициента маятникового акселерометра входящего в состав СУ РКК «Старт» при движении на активном участке траектории сформулирован следующим образом: обеспечить уточнение масштабного коэффициента, как результат температурной компенсации, с целью минимизации ошибок расчета значения скорости и координаты, вызванных температурным дрейфом параметров

информационных устройств, а именно, дрейфом параметров маятникового акселерометра.

Решение осуществляется с использованием 2-х контуров. Внешний контур решает задачу сбора и анализа информации о текущем техническом состоянии прибора. В состав контура включены 2 нейронные сети, предназначенные для решения задач параметрической идентификации и классификации параметров прибора в условиях проведения регламентных профилактических работ.

Внутренний контур содержит 1 нейронную сеть, используемую для выработки корректирующего воздействия на основании параметров, полученных в ходе последней проверки внешнего контура совместно с использованием наблюдаемых факторов, которые могут повлиять на точность решения поставленной задачи. Таким образом, нейронная сеть внутреннего контура вычисляет поправку масштабного коэффициента, как функцию от вектора технических параметров измерителя и функцию от значения температуры. В данном случае температура взята как наиболее значимый наблюдаемый член выражения, влияющего на определение величины масштабного коэффициента.

Для реализации внутреннего контура и для решения задачи выработки корректирующего воздействия, а именно, расчета поправки масштабного коэффициента, используются показания датчика температуры прибора и вектор параметров, полученный в ходе решения задачи идентификации объекта. За счет использования табличных данных в ходе обучения, нейронная сеть аппроксимирует и обобщает полученные данные, тем самым минимизируя возможную ошибку, получаемую за счет дискретного характера табличных данных. Использование при выработке поправки масштабного коэффициента извлеченных параметров идентифицированного объекта, позволяет минимизировать влияние дрейфа параметров обусловленного старением материалов входящий в конструкцию изделия (рис.9).

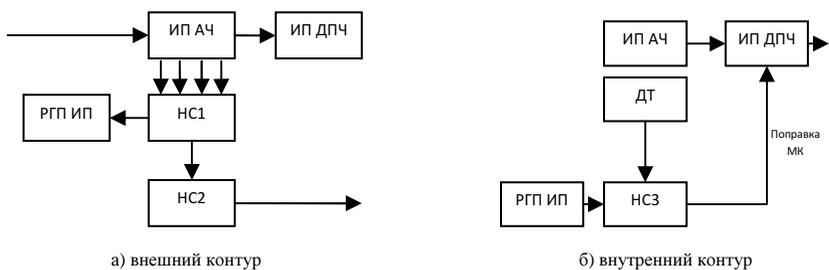


Рис. 9. Структура системы коррекции масштабного коэффициента, основанная на применении нейросетевой идентификации

На структурной схеме изображены:

ИП АЧ– измерительный прибор, аналоговая часть;

ИП ДПЧ– измерительный прибор, часть преобразующая аналоговый сигнал в дискретный;

НС1 – нейронная сеть обученная решению задачи параметрической идентификации;

НС2 – нейронная сеть обученная решению задачи классификации;

РГП ИП – регистр параметров измерительного прибора, служит для хранения вектора параметров измерительного прибора, полученного в ходе РТО в результате решения задачи параметрической идентификации конкретного образца измерительного прибора.
 ДТ – датчик температуры измерительного прибора;
 НСЗ – нейронная сеть обученная решению задачи расчета поправки масштабного коэффициента на основании информации о техническом состоянии измерительного прибора и о текущей температуре.

Вектор параметров с выхода нейронной сети извлечения признаков (результат решения задачи параметрической идентификации) фиксируется в регистре вектора параметров и используется как входной вектор для нейронной сети 3. Нейронная сеть 3 представляет собой многослойный перцептрон, обученный для решения задачи выработки корректирующего воздействия.

$$\Delta k_m = f(t^\circ, [p_1 \dots p_n]); \quad (7)$$

Коррекция масштабного коэффициента Δk_m используется при пересчете его значения в ходе решения БНЗ. Значение масштабного коэффициента определяется как сумма начального значения с корректирующим значением Δk_m , в общем случае k_m так же может быть представлен в виде функции, зависящей от параметров математической модели измерительного прибора:

$$k_m = k_m + \Delta k_m = f(t^\circ, [p_1 \dots p_n]); \quad (8)$$

Для проведения эксперимента взяты табличные данные описывающие изменение масштабного коэффициента в зависимости от температуры (рис.10):

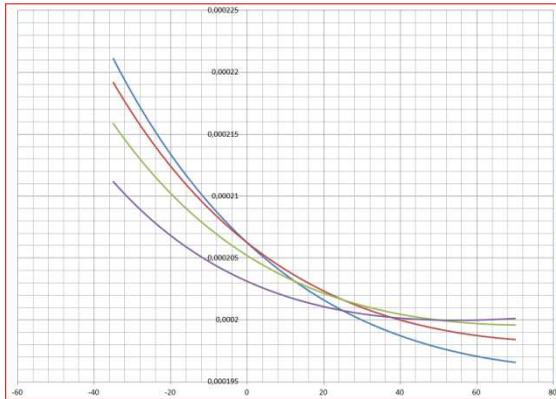
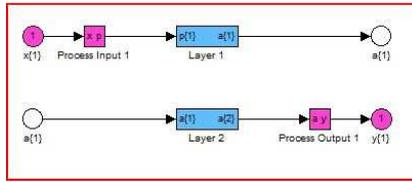


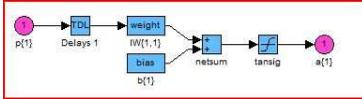
Рис. 10. Изменение масштабного коэффициента от температуры, семейство кривых соответствует различным векторам параметров математической модели прибора

Сформирована обучающая выборка, состоящая из 1000 примеров. Каждый пример состоит из пары вход-выход. На вход нейронной сети подается вектор, состоящий из параметров математической модели измерительного прибора измеренных на этапе решения задачи параметрической идентификации, и значение температуры с датчика температуры измерительного прибора. На выходе нейронной сети получается значение масштабного коэффициента.

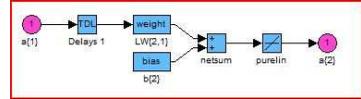
Для решения данной задачи выбрана нейронная сеть прямого распространения сигнала со структурой **3,3,1** (3 входа, 3 нейрона в первом слое, 1 - в выходном слое).



а) Структура нейронной сети



б) Структура слоя 1



в) Структура слоя 2

Рис. 11. Структурная схема нейронной сети формирующей приращение масштабного коэффициента

В результате применения функции обучения нейронной сети была получена структура, способная к расчету скорректированного значения масштабного коэффициента, как функции от температуры и вектора параметров устройства.

Значение масштабного коэффициента применяется при расчете показаний акселерометра и преобразовании их в цифровой формат. Значение кажущегося ускорения используются при расчете скорости и дальности полета.

Таким образом, составляющая ошибки работы навигационной системы, зависящая от ошибки измерения показаний кажущегося ускорения получена в соответствии с выражением (5).

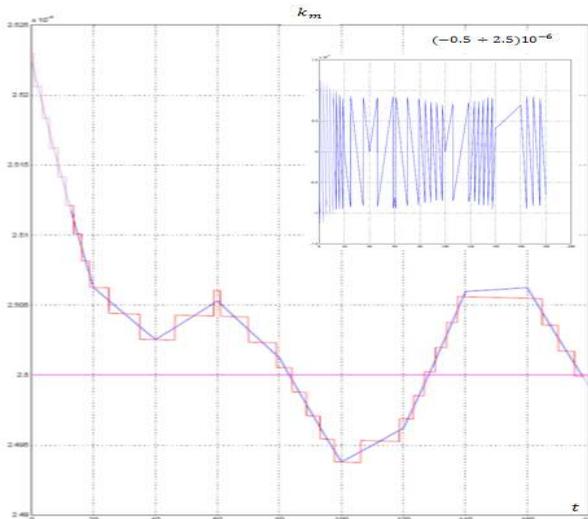


Рис. 12 Значение приращения масштабного коэффициента

Согласно результатам моделирования, при изменении температуры прибора в заданных пределах, колебания масштабного коэффициента происходят в пределах значения приращения $(-0.5 \div 2.5)10^{-6}$, при значении расчетного масштабного коэффициента

$2.5 \cdot 10^{-4}$, значение результирующего показателя колеблется от $(2.49 \div 2.53)10^{-4}$ (рис.12).

Согласно результатам моделирования, ошибка, вызванная температурной зависимостью параметров, может приводить к существенным ошибкам в расчете значений скорости и радиус-вектора.

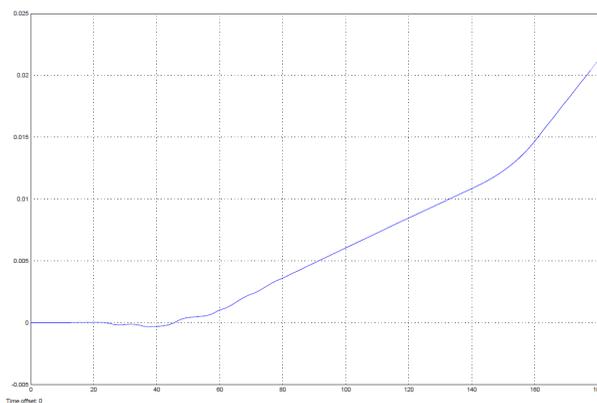


Рис. 13. Ошибка расчета дальности полета скорректированная за счет применения нейронной сети для компенсации колебаний масштабного коэффициента (по сравнению с алгоритмическим методом компенсации)

Результаты моделирования позволили сделать вывод, что ошибка достижения цели снижается на 50%.

График ошибки расчета дальности полета приведен на графике, изображенном на рис 13. В данном случае, речь идет о понятии «условного нуля» продиктованном точностью обучающей выборки, а именно качеством табличных данных используемых как при алгоритмической коррекции, так и при обучении нейронной сети.

Заключение

Использование табличных данных, применяемых в современных алгоритмических методах коррекции, не исключает влияния ошибки, хоть и существенно снижает ее влияние. Величина ошибки непосредственно зависит от выбранного шага измерений и степени аппроксимирующего полинома. Чем выше требуется точность, тем большие ресурсы требуются для реализации корректирующих методов. Реальные значения масштабного коэффициента несколько отличаются от табличных за счет применения достаточно грубой сетки с шагом 5 град. Уменьшение шага приводит к существенному увеличению затрат памяти и других ресурсов БЦВК. Увеличение степени аппроксимирующего полинома требует больших затрат вычислительного комплекса. Использование таблиц требует существенных затрат времени и сложных технологических операций по проверке и коррекции табличных данных в ходе эксплуатации прибора.

В ходе выполнения работы получены следующие основные результаты:

1. Предложена и апробирована структура системы коррекции масштабного коэффициента маятникового акселерометра при изменении температурных воздействий в ходе полёта, основанная на применении нейросетевой идентификации.
2. Разработан комплекс программ для формирования обучающей выборки, применяемой при обучении нейронных сетей решению задач идентификации, классификации и преобразования информации.
3. Определены типы и характеристики нейронных сетей, предназначенных для решения задач идентификации, классификации и коррекции значения масштабного коэффициента.

Предлагаемый подход позволяет упростить процесс компенсации изменений характеристик прибора связанных как с течением времени, так и с воздействием внешних факторов (таких как температура). Он не исключает проведение лабораторных испытаний прибора, однако, позволяет снизить роль инструментальных погрешностей при проведении обучения решающих модулей, так и непосредственно в ходе эксплуатации оборудования за счет использования нелинейного решающего модуля, способного к аппроксимации сложных функций, исключения объемных корректирующих таблиц, и использования непрерывной коррекции параметров в режиме реального времени.

Предложенные алгоритмы, и структуры обладают достаточно высокой гибкостью, что позволяет использовать результаты работы при работе с широким спектром объектов управления.

Следует отметить ряд преимуществ предлагаемого подхода по сравнению с алгоритмическими методами, используемыми в настоящее время. Качество аппроксимации кривой определяется степенью полинома используемого для аппроксимации и количеством известных точек характеризующих кривую. Указанные параметры оказывают существенное влияние на вычислительную емкость алгоритма компенсации. Использование нейронной сети позволяет с минимальными затратами добиться максимально точной аппроксимации кривой, отражающей зависимость изменения масштабного коэффициента от температуры, что, в свою очередь приводит к экономии ресурсов БЦВК, а именно к снижению затрат памяти, и затрат машинного времени. При равной точности решения задачи аппроксимации, использование нейронной сети позволяет достигнуть снижения временных затрат в 5 раз.

Результаты работы реализованы при формировании технического задания на разработку новых образцов техники в работах ФГУП «НПЦ АП им. Академика Н.А.Пилогина», внедрены в учебный процесс по курсу «Интеллектуальные системы управления» в ФГБОУ ВПО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)» (МАИ), и в ФГБОУ ВПО «Военная академия Ракетных войск стратегического назначения им. Петра Великого», что подтверждено соответствующими актами о реализации.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных перечнем ВАК РФ

1. Никишов А. Н. Олейник А.А. Талиманчук Л.Л. Зайцев А.В., Суханов Н.В., «Инверсно-адаптивная схема управления сложным динамическим объектом» Нейрокомпьютеры, №1, 2010, с.34-39.
2. Никишов А. Н. Зимарин А.М. «Оптимальное управление сложными техническими системами с использованием обобщённого квадратичного показателя качества» Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика.– 2011. – № 6. – С. 5-8.
3. Никишов А. Н. Канушкин С.В. «Поэтапная процедура принятия решений в условиях риска» Известия института инженерной физики. 2011 – № 2(20). – С. 49-53.
4. Никишов А.Н. Зайцев А.В. Канушкин С.В. Семенов А.В. «Подход к тестированию и диагностике авиакосмических систем с использованием нейросетевого идентификатора» Электронный журнал «Труды МАИ». 2011 г. Выпуск №47. 10 с. www.mai.ru/science/trudy/

Публикации результатов работы в других изданиях:

5. Никишов А. Н. «Постановка задачи построение интеллектуальной системы оценки и управления техническим состоянием сложных технических систем в авиационной и ракетно-космической области» Международная научно-техническая конференция «Системы и комплексы автоматического управления» М.: ООО «Научно-издательский центр *Инженер*», 2008. с.259-265.
6. Никишов А. Н. Зайцев А.В. «Анализ алгоритмов систем идентификации сложных динамических объектов» Материалы докладов IX 22. НТК «Повышение эффективности средств обработки информации на базе математического моделирования». Тамбов: 2009. с. 282-287.
7. Никишов А. Н., Козина М.А., Зайцев А.В., Яловец П.С. «Задача управления техническим состоянием сложных технических систем как задача адаптивного управления» Материалы 68 научно-методической и научно-исследовательской конференции Московского автомобильно-дорожного государственного технического университета (МАДИ), секция «Наземные комплексы, стартовое оборудование и эксплуатация летательных аппаратов». М: МАДИ, 2011. с.36-40
8. Никишов А. Н. Козина М.А., Зайцев А.В., Яловец П.С. «Пути создания систем распознавания образов и идентификации сложных систем и объектов» Материалы 68 научно-методической и научно-исследовательской конференции Московского автомобильно-дорожного государственного технического университета (МАДИ), секция «Наземные комплексы, стартовое оборудование и эксплуатация летательных аппаратов». М: МАДИ, 2011. с.62-65

9. «Анализ принципов построения экспертных систем по оценке информации о системе управления ракетой.» Итоговый отчет о НИР «Метод построения экспертной системы оценивания информации о системе управления ракеты за гарантийными сроками на основе нечеткой логики». АНО НИЦ РКТ, 2008
10. «Синтез системы стабилизации движения при уточнении параметров двигательной установки, полученных при решении задачи идентификации.» Итоговый отчет о НИР «Методика синтеза системы стабилизации движения ракеты с учётом продлённых сроков эксплуатации». АНО НИЦ РКТ, 2008
11. «Алгоритм расчета динамических ошибок измерения и контроля процессов функционирования системы управления.» Итоговый отчет о НИР «Адаптивные алгоритмы контроля и прогнозирования технического состояния систем управления ракет за гарантированными сроками эксплуатации». АНО НИЦ РКТ, 2009
12. «Разработка экспериментальной установки для исследования влияния конструктивных, эксплуатационных и технологических факторов на техническое состояние материалов и элементов конструкции ракетной техники.» Итоговый отчет о НИР «Методика технического диагностирования ракет и стартовых комплексов в период продлённых сроков эксплуатации с использованием метода газоразрядной визуализации». АНО НИЦ РКТ, 2009
13. «Синтез системы стабилизации движения при уточнении параметров двигательной установки, полученных при решении задачи идентификации.» Итоговый отчет о НИР «Анализ результатов эксплуатации и достаточности ресурса постоянно функционирующих приборов системы управления, подготовка, проведение исследований конструктивных материалов и разработка отчёта-заключения о продлении сроков эксплуатации до 23 лет». ЦП СЯС, 2009