

ЗАДАЧА КОНТРОЛЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ КАНАЛОВ АВИАЦИОННОГО ГТД В БОРТОВЫХ УСЛОВИЯХ

© 2006 С.В. Жернаков, И.И. Муслухов

Уфимский государственный авиационный технический университет

Предлагаются оригинальный подход и инженерная методика для процесса контроля термогазодинамических параметров авиационного двигателя с использованием технологии нейронных сетей. Даны рекомендации по применению.

Введение

Необходимость решения задачи контроля параметров авиационного газотурбинного двигателя (ГТД) в бортовых условиях вызвана необходимостью повышения качества управления двигателем в условиях неопределенности. К таким условиям неопределенности, или «не - факторам» относятся отказы датчиков, отказы линий связи с датчиками, ложные отказы и погрешности измерений (шум). Система управления, опирающаяся на недостоверные данные, способна принять некорректное решение, которое, в дальнейшем, снизит качество управления ГТД. Таким образом, в этих условиях, основным требованием к системе управления ГТД являются: обеспечение оперативного и качественного контроля и диагностики параметров авиационного двигателя в условиях «не - факторов».

Резервирование штатных датчиков на борту летательного аппарата лишь частично решает проблему и часто сопряжено с аппаратными и временными затратами.

В настоящее время наиболее перспективным подходом является использование математической модели ГТД (индивидуальной или среднестатистической) в качестве дополнительного канала измерений.

В работе рассматривается двухвальный двухконтурный турбореактивный двигатель, конструктивно состоящий из трехступенчатого компрессора низкого давления (КНД), пятиступенчатого компрессора высокого давления (КВД), одноступенчатых турбин высокого и низкого давлений, смесителя потоков наружного и внутреннего контуров и общего реактивного сопла. Поэлементная математическая модель данного двигателя описывается дифференциальными, трансцендентными уравнениями с высокой степенью точности. Она отражает рабочие

процессы в основных узлах двигателя в широком диапазоне его работы.

Математическая модель (ММ), адекватно описывающая физические процессы, протекающие в ГТД, реализована в среде MATLAB. В связи с высокой чувствительностью ММ к внешним возмущениям шаг интегрирования выбран $\Delta=10^{-4}$. Исследования, проведенные авторами, показали, что увеличение шага Δ приводит к существенному росту погрешности вычислений на основе данной ММ и составляет более двух процентов.

В процессе вычислительного эксперимента установлено, что обработка результатов одного измерения на ЭВМ с тактовой частотой 1,6 ГГц составила 2 с. Такой скорости вычислений вполне достаточно для отработки законов управления в процессе моделирования ГТД. Для примера рассмотрим процессор ST10F269, частота которого составляет 40МГц, а результаты измерений датчиков, на борту летательного аппарата, обрабатываются с частотой 50 Гц (каждые 20 мс). Для ММ, выступающей в качестве дополнительного канала измерения, с учетом других задач, решаемых на борту, отводится примерно 10% процессорного времени, т.е. 2 мс. Тогда минимальное время одного измерения бортового вычислителя составит:

$$1600\text{МГц}/40\text{МГц} * 2\text{с} = 80\text{с},$$

что не представляется возможным в условиях борта. Поэтому использование «полной» ММ в условиях бортовой реализации не эффективно и последняя требует существенных упрощений. На практике компромисс между полнотой описания ММ и ее точностью достигается на основе требований технического задания на конкретный авиационный двигатель и практических рекомендаций предшествующих реализаций конкретного ГТД на борту летательного аппарата.

При решении задачи идентификации ММ ГТД в работе используется «классический» подход, предполагающий, что физическая теория объекта отсутствует, или по тем или иным причинам не может быть использована. Объект идентификации представляет собой так называемый «черный ящик» с некоторым числом входов и одним или несколькими выходами. Задачей идентификации является построение ММ объекта по результатам наблюдений его реакции на возмущения внешней среды.

Для ММ рассматриваемого авиационного двигателя входными параметрами являются: G_T – расход топлива (кг/с); T_H – температура окружающей среды (К); P_H – давление (мм.рт.ст.); а на ее выходе: n_1 – частота вращения турбины компрессора высокого давления (1/мин), n_2 – частота вращения турбины компрессора низкого давления (1/мин), T_4 – температура газов за турбиной низкого давления (К), P_4 – давление газов за турбиной низкого давления (Па). В общем случае параметры, замеренные на реальном ГТД, получены в процессе имитационного моделирования на его адекватной поэлементной математической модели и представляют собой последовательность, состоящую из 8000 точек для 7 приведенных выше параметров. При этом первые 4000 точек, полученные в ходе вычислительного эксперимента, определяются из условия: $T_H=288,15$ К, $P_H=760$ мм.рт.ст. и $M=0$; а следующие 4000 точек были рассчитаны с учетом: $N=11$ тыс.м и $M=0,95$. Используя имеющиеся данные, необходимо построить аппроксимирующую функцию исходя из требования к ММ ГТД: обеспечение погрешности идентификации не более 1%, при минимальном объеме памяти и максимальном быстродействии. Последние требования к ММ двигателя наиболее важны в условиях бортовой реализации.

Сформулируем задачу идентификации, в обобщенной постановке, для нейросетевой реализации.

Постановка задачи

Пусть ГТД как нелинейный динамический объект описывается системой дифференциальных уравнений вида:

$$\dot{X}(t) = F(X(t), U(t), V(t), A(t));$$

$$Y(t) = G(x(t), U(t), V(t));$$

где $X(t)$ – вектор переменных состояния ГТД; $U(t)$ – вектор управляющих воздействий; $V(t)$ – вектор внешних возмущающих воздействий; $Y(t)$ – вектор наблюдаемых

(выходных) координат; F, G – нелинейные векторфункции. Тогда основными причинами изменения состояний системы ГТД можно считать изменение векторов $U(t)$ и $V(t)$, параметров авиационного двигателя $A(t)$, а также изменение операторов F и G при его функционировании.

Решение задачи идентификации ГТД сводится к определению аппроксимирующей зависимости:

$$Y^M(k) = f(X(k-1), X(k-2), \dots, Y^M(k-1), Y^M(k-2), \dots, U(k), U(k-1), \dots) \quad (1)$$

Между вектором выходов $Y(k)$ и вектором входов $U(k)$ в дискретные моменты времени $k=0, 1, 2, \dots$ по результатам наблюдений этих величин на некотором интервале в процессе функционирования двигателя. При этом погрешность идентификации, т.е. разность между выходами ГТД (измеренными значениями термогазодинамических параметров двигателя) и выходами динамической модели, не должны превышать заданную допустимую величину $\epsilon_{\text{доп}}$:

$$\|Y(k) - Y^M(k)\| \leq \epsilon_{\text{доп}} \quad (2)$$

при одних и тех же входных воздействиях $U(k)$, $k = 0, 1, 2, \dots$

В качестве управляющего воздействия в данном случае рассматривается $U_1(t) = G_T(t)$, а вектора выходов $X(t)$ и $Y(t)$ включает в себя компоненты $X_1(t) = n_1(t)$; $X_2(t) = n_2(t)$; $Y_1(t) = T_4(t)$; $Y_2(t) = P_4(t)$.

Построение модели идентификации начинается с выбора формы модели, т.е. вида зависимости (1). При этом на практике возможны два случая [1-3]:

1. Форма математической модели известна заранее и задача идентификации сводится к определению коэффициентов этой модели. Иногда модель может быть задана в виде критериальной зависимости и задача идентификации в этом случае сводится к определению степенных показателей критериев.
2. Форма математической модели заранее неизвестна. В этом случае для построения модели идентификации используют отрезки бесконечных рядов, а задача заключается в определении числа членов ряда и коэффициентов при них.

Для идентификации математической модели газодинамического тракта авиационного ГТД в данной работе рассматривается применение кубических сплайнов (КС), полиномов, полученных по методу наимень-

ших квадратов (МНК), и нейронных сетей (НС).

Оценка возможности применения НС для построения моделей идентификации газодинамического тракта авиационного двигателя проводилось по следующей методике:

1. Определение архитектуры НС. Для построения аппроксимирующей математической модели газодинамического тракта авиационного ГТД рассматривались следующие архитектуры:

- а. Сеть прямого распространения сигнала с одним скрытым слоем (функции активации: линейная, сигмоида и гиперболический тангенс). С общей обратной связью (приведена на рис. 1.).
- б. Рекуррентная сеть Элмана с одним скрытым слоем (функции активации: сигмоида и гиперболический тангенс). С общей обратной связью и без нее.

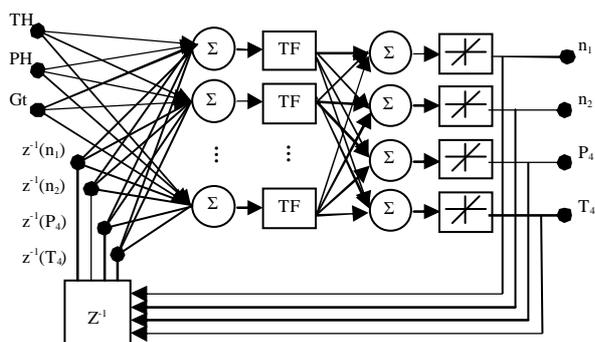


Рис. 1. Архитектура нейронной сети с прямым распространением сигнала с общей обратной связью

2. Определение функций активации нейронов НС, в качестве которых рассматривались следующие функции: сигмоидальная, гиперболический тангенс и линейная.

3. Анализ эффективности различных алгоритмов обучения НС. Рассматривались все стандартные алгоритмы, входящие в состав пакета моделирования MatLab.

4. Определение структуры НС, которое осуществлялось в 2 этапа:

- а. На первом этапе проводится предварительное обучение нескольких НС, отличающихся количеством нейронов в скрытых слоях НС.
- б. На втором этапе осуществляется процесс дообучения оптимального набора НС и определение лучшей структуры НС из этого набора.

5. Анализ эффективности полученного решения.

Задача идентификации в нейросетевом базисе

Задача идентификации математической модели газодинамического тракта авиационного ГТД в нейросетевом базисе сводится к параметрической задаче нахождения синаптических весов нейронов. Алгоритмы поиска весов нейронов или обучения НС нашли отражение во многих работах [5-7], а также они реализованы в составе среды математического моделирования Matlab. Для реализации алгоритмов обучения необходима обучающая выборка, ставящая в соответствие входным воздействиям ММ ГТД расчетные выходные значения. После обучения полученные веса и смещения НС используются для бортовой НС, которая представляет собой модель реального времени газодинамического тракта авиационного ГТД.

Выбор архитектуры НС

В результате тестирования рассмотренных ранее архитектур было установлено, что нейронная сеть с линейной передаточной функцией в скрытом слое и рекуррентная НС Элмана плохо решают поставленную задачу, в связи с большой погрешностью, которую они дают на тестовой выборке (более 20%). Поэтому в дальнейшем эти архитектуры не рассматривались.

В процессе решения задачи идентификации ММ ГТД было показано, что функции активации гиперболического тангенса и сигмоиды дают схожие результаты. На рис. 2. показана зависимость ошибки обучения (в %) от количества нейронов в скрытом слое.

Выбор алгоритма обучения

Основными критериями для выбора оптимального алгоритма обучения НС являются точность и его быстродействие. В данной работе авторы рассмотрели стандартные алгоритмы обучения НС, реализованные в среде моделирования MatLab: Levenberg-Marquardt (trainlm), Batch Gradient Descent (traingd), Batch Gradient Descent with Momentum (traingdm), Variable Learning Rate (traingdx), Resilient Backpropagation (trainrp), Fletcher-Reeves Update (traincgf), Polak-Ribière Update (traincgp), Powell-Beale Restarts (traincgb), Scaled Conjugate Gradient (traincsg), BFGS Algorithm (trainbfg), One Step Secant Algorithm (trainoss).

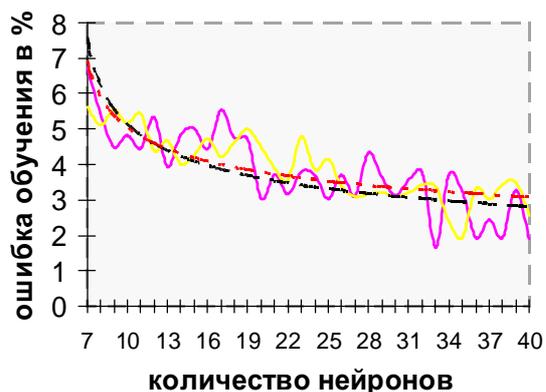


Рис. 2. Зависимость ошибки обучения от количества нейронов в скрытом слое

В процессе анализа эффективности алгоритмов обучения НС было установлено, что градиентные методы обладают медленной сходимостью (достигают необходимого минимума более чем за 1 час). В связи с этим были выбраны алгоритмы обучения (табл. 1), которые удовлетворяют поставленным ранее требованиям.

Таблица 1. Характеристики алгоритмов обучения НС

Метод	Время, с, для обеспечения	
	СКО (1e-3)	СКО (1e-4)
Levenberg-Marquardt	43	873
Powell-Beale Restarts	29	-
BFGS Algorithm	28	2841
Fletcher-Reeves Update	30	-

В таблице «-» означает, что выбранный метод не обеспечивает поставленной цели. Анализ табл. 1 показывает, что оптимальным алгоритмом обучения НС является алгоритм Levenberg-Marquardt (Левенберга-Маквардта).

Выбор структуры НС и тестирование

В процессе дообучения НС было установлено, что оптимальной является НС, имеющая 28 нейронов в скрытом слое, а также логистическую сигмоиду в качестве функции активации нейронов. При этом максимальная погрешность обучения составила не более 0,35% (от интервала варьирования параметра). Тестирование этой НС показало, что она робастна к внешним воз-

мущениям, имеющим, например, аддитивную составляющую белого шума ($M=0$, $\sigma=0,01$), а максимальная погрешность в этом случае не превысила 0,5%.

На рис. 3 показана зависимость измерения погрешности идентификации для частоты вращения ротора компрессора низкого давления – n_1 в зависимости от времени – T (с).

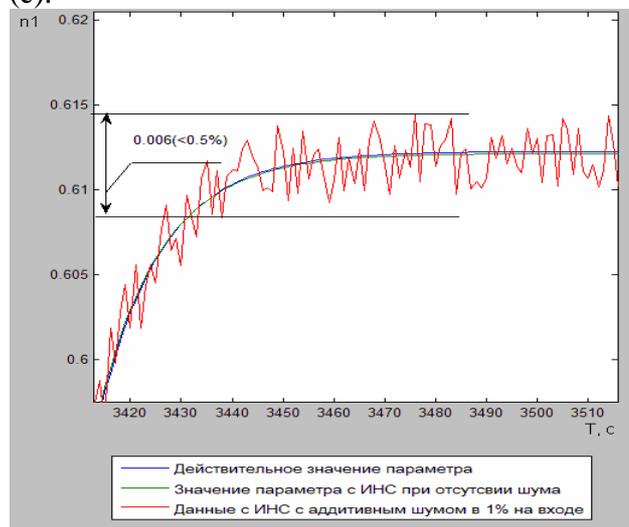


Рис. 3. Фрагмент тестирования ИНС на способность сглаживать шум

Применение классических методов для решения задачи идентификации параметров ГТД

Применение метода наименьших квадратов (МНК) для идентификации ММ ГТД основательно рассмотрено в работе [3]. К «классическим» методам идентификации ММ авиационных двигателей относится и метод аппроксимации кубическими сплайнами[4]. Анализ этих методов показывает, что применительно к решению данной задачи, по сравнению с МНК, КС обеспечивают точную аппроксимацию характеристик ГТД, но требуют больших объемов памяти для хранения коэффициентов.

Так при увеличении количества опорных точек в 50 раз, КС достигают погрешности аппроксимации близкой к машинному 0. Но такое количество опорных точек требует в 320 раз больше оперативной памяти, чем МНК. Поэтому, количество опорных точек выбирается из условий достаточной точности (1% от интервала варьирования параметра) аппроксимации. Так для КС такая точность достигается при выборе 152 опорных точек из всего набора доступных точек (8000 точек). Увеличение степени полинома МНК не приводит к улучшению качества

идентификации, а наоборот ведет к ее ухудшению. В данной работе рассматривались полиномы до 8-ой степени. В результате сравнения полиномов различной степени было установлено, что минимальную погрешность обеспечивают полиномы 5-ой и 6-ой степени, а полиномы 7-ой и 8-ой степени дают устойчивый рост погрешности аппроксимации.

В табл. 2 приведены характеристики ММ ГТД, полученные с использованием методов наименьших квадратов, кубических сплайнов и НС.

Таблица 2. Сравнительный анализ методов идентификации

Модель	Погрешность, %	Относительный объем памяти	Относительная производительность
Полином (МНК)	10,5	1	7,7
Кубический сплайн	0,26	6,5	1
НС	0,35	1,3	5

Из табл. 2 следует, что оптимальную точность и производительность обеспечивают кубические сплайны. По требуемому объему оперативной памяти оптимальным является МНК. Таким образом, в задачах, где главными требованиями являются производительность и точность, оптимальное решение будет обеспечиваться кубическими сплайнами и наоборот, где основным требованием является объем оперативной памяти, оптимальное решение обеспечивает МНК. В нашем случае, где все три критерия являются важными, оптимальное решение задачи идентификации в условиях бортовой реализации обеспечивается НС.

Выводы

1. Показана возможность применения НС для построения моделей идентификации сложных объектов, таких как ГТД.

2. Установлено, что оптимальная архитектура НС – сеть прямого распространения сигнала с общей обратной связью.

3. Определены возможные функции активации нейронов скрытого слоя: гиперболический тангенс и логистическая сигмоида.

4. Выбран оптимальный алгоритм обучения НС – алгоритм Левенберга – Маквардта.

5. Показано, что НС обладают высокой робастностью к аддитивной составляющей белого шума ($M=0$, $\sigma=0,01$). Погрешность идентификации не превысила 0,5%.

6. Предложена методика определения оптимальной структуры НС.

7. Проведено сравнение с классическими методами идентификации ММ ГТД.

Список литературы

1. Чуян Р.К. Методы математического моделирования двигателей летательных аппаратов. М.: Машиностроение, 1988. – 288 с

2. Льюнг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя: Пер. с англ./ Под ред. Я.З. Цыпкина. – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1991. – 432 с.

3. Августинович В.Г. и др. Идентификация систем управления авиа-ционных газотурбинных двигателей. Под редакцией Дедеша В.Т. – М.: Машиностроение, 1984. – 200 с.

4. Киреев В.И. Численные методы в примерах и задачах: Учебное пособие. – М.: Высшая школа, 2004. – 480 с.

5. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети в MatLab 6. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.

6. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.

7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

Работа поддержана грантами РФФИ: 05-08-18045, 05-08-18098, 06-08-0044.

THE INFORMATION CHANNELS OF AVIATION GTE IN BOARD CONDITIONS CONTROL TASK

© 2006 S.W. Gernakov, I.I. Musluhov

In this article authors are considering classic identification methods and a neural network based method. It is shown that it is possible to use neural networks for estimating of complex object's outputs on the base of current inputs and previous outputs. Also authors provide a method for defining of optimal structure of a neural network. As a complex object a Gas Turbine Engine was considered.