

УДК 629.7:681.324

С. В. Жернаков, доктор технических наук, профессор, Уфимский государственный авиационный технический университет
 Р. Ф. Равилов, аспирант, Уфимский государственный авиационный технический университет

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ОБРАТНОЙ МНОГОРЕЖИМНОЙ МОДЕЛИ ГТД ПО ПАРАМЕТРАМ ЕГО МАСЛЯНОЙ СИСТЕМЫ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ*

Предлагается один из подходов к решению задач идентификации параметров авиационных двигателей и его масляной системы на основе аппарата нейронных сетей. Предложена методика по разработке систем идентификации на основе нейронных сетей, которая может использоваться на этапах стендовых и доводочных испытаний авиационных двигателей.

Ключевые слова: масляная система, авиационный ГТД, идентификация, нейронные сети.

На практике актуальной является задача косвенных измерений [1–15]: по наблюдениям за вектором выходных термогазодинамических параметров двигателя Y определить значения его управляющих воздействий (т. е. компонент вектора U).

Аналитическая постановка данной задачи сводится к определению обратной нелинейной зависимости f^{-1} в выражении

$$U = f^{-1}(A, Y). \quad (1)$$

Ниже рассматривается метод решения данной задачи с использованием нейронной сети. При этом требуется определить структуру и параметры НС, обеспечивающей минимум ошибки обучения E на основе процедуры, представленной на рис. 1.

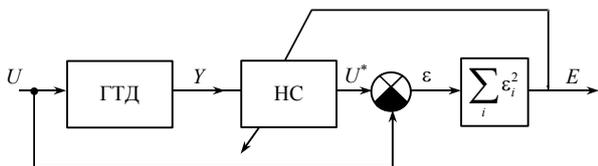


Рис. 1. Схема решения задачи идентификации параметров обратной многорежимной модели ГТД и его масляной системы

Здесь $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_k)^T$ – вектор рассогласований между фактическими и вычисленными с помощью НС значениями управляющих воздействий, т. е.

$\varepsilon = U - U^*$; $E = \sum_{i=1}^m \varepsilon_i^2$. После обучения НС воспроизводит характеристики обратной модели ГТД.

Рассмотрим в качестве примера следующую задачу. Известны следующие значения измеренных параметров масляной системы ГТД: $T_m, P_m, Q_m, T_{606}, T_{607}$, приведенных к стандартным атмосферным условиям (табл. 1). Требуется построить многорежимную нейросетевую модель для расчета (косвенного

измерения) параметров проточной части ГТД: $N_{1пр}, N_{2пр}, T_{4пр}, P_{2пр}$.

По данным масляной системы ГТД, приведенным в табл. 1, можно вычислить параметры его проточной части на различных режимах работы авиационного двигателя. Для решения данной задачи на основе НС рассматривались различные варианты ее построения. Пример такой НС приведен на рис. 2.

В процессе экспериментальных исследований с различными архитектурами нейронных сетей было установлено, что оптимальной является НС, имеющая архитектуру 5–20–4 (т. е. 5 нейронов во входном слое, 20 – в промежуточном (скрытом) слое и 4 – в выходном слое НС) с алгоритмом обучения обратного распространения (Back Propagation) [16–18]. Она вычисляет четыре приведенных параметра проточной части ГТД. Зависимость ошибки аппроксимации НС от сложности НС (количества синаптических связей) показана на рис. 3.

Результаты сравнительного анализа нейросетевого и одного из «классических» методов (метода наименьших квадратов) решения данной задачи идентификации приведены на рис. 4 и в табл. 2, 3.

В рамках изложенной выше методики проведен сравнительный анализ точности нейросетевого (НС-персептрон) и классического метода наименьших квадратов (МНК) методов идентификации обратной многорежимной модели ГТД на тестовой выборке (табл. 1) и на той же выборке в условиях аддитивной составляющей помехи (белого шума с нулевым математическим ожиданием $M = 0$ и $\sigma = 0,01$). Анализ полученных результатов табл. 2 и 3 показывает, что наилучшими характеристиками обладает НС-персептрон, применение которой позволяет проводить косвенное измерение параметров проточной части ГТД на различных режимах его работы:

– при отсутствии шума – с погрешностью не более 0,94 %;

– при наличии шума ($\sigma = 0,01$) – с погрешностью не более 1,06 %.

Применение в этих условиях метода наименьших квадратов (полиномиальная регрессионная модель 8-го порядка) позволяет получить значение погрешности:

- при отсутствии шума – не более 3,92 %;
- при наличии шума – не более 5,88 %.

Таким образом, при решении задачи идентификации обратной многорежимной модели ГТД нейронные сети более робастны к возмущениям исходных данных, чем классические методы, которые в условиях помех дают большую погрешность идентификации.

Таблица 1. Фрагмент приведенных параметров масляной системы ГТД и его параметров проточной части АЛ 31СТ

T_m	P_m	Q_m	$N_{1пр}$	$N_{2пр}$	$T_{4пр}$	$P_{2пр}$	T_{606}	T_{607}	P_{c1}	P_{c2}	$T_{мбд}$
0,850	0,938	0,28	0,949	0,948	0,868	0,879	0,867	0,689	0,789	0,597	0,5
0,897	0,938	0,25	0,928	0,937	0,862	0,903	0,839	0,756	0,816	0,597	0,5
1,000	0,906	0,38	0,966	0,935	0,899	0,939	0,846	0,956	0,645	1,000	0,76
0,813	0,969	0,23	0,953	0,952	0,893	0,885	0,804	0,778	0,211	0,306	0,56
0,981	0,938	0,3	0,981	0,962	0,881	0,986	0,916	0,778	0,289	0,389	0,7
0,916	1,000	0,34	0,972	0,934	0,904	0,985	0,951	0,733	1,000	0,833	0,62
0,888	0,875	0,24	0,955	0,949	0,871	0,966	0,958	0,844	0,197	0,306	0,82
0,925	0,906	0,27	0,958	0,947	0,880	0,936	0,916	0,911	0,171	0,278	0,82
0,850	0,938	0,3	0,961	0,944	0,889	0,943	0,993	0,889	0,237	0,347	0,78
0,813	0,969	0,23	0,942	0,941	0,866	0,876	0,804	0,778	0,211	0,306	0,56
0,981	0,938	0,3	0,997	0,978	0,920	0,985	0,916	0,778	0,289	0,389	0,7
0,916	1,000	0,34	0,975	0,937	0,913	1,000	0,951	0,733	1,000	0,833	0,62
0,673	0,922	0,17	0,900	0,947	0,844	0,872	0,888	0,867	0,342	0,444	1
0,850	0,938	0,28	0,937	0,936	0,837	0,904	0,867	0,689	0,789	0,597	0,5
0,897	0,938	0,25	0,919	0,927	0,838	0,895	0,839	0,756	0,816	0,597	0,5
0,972	0,906	0,14	0,935	0,909	0,843	0,931	0,818	0,933	0,592	0,944	0,74
0,804	0,969	0,19	0,938	0,938	0,857	0,966	0,790	0,778	0,211	0,361	0,58
0,963	0,906	0,28	0,951	0,948	0,856	0,909	0,874	0,778	0,263	0,361	0,7
0,907	0,969	0,4	0,948	0,921	0,880	0,952	0,909	0,867	0,921	0,694	0,66
0,907	0,947	0,2	0,960	0,943	0,835	0,950	0,951	0,733	0,224	0,333	0,83
0,907	0,903	0,3	0,955	0,944	0,866	0,981	0,902	0,844	0,184	0,319	0,8
0,897	0,972	0,3	0,944	0,943	0,870	0,971	0,818	0,800	0,289	0,403	0,748
0,879	0,947	0,16	0,937	0,941	0,873	0,922	0,902	0,844	0,224	0,361	0,74
0,888	0,988	0,17	0,948	0,951	0,887	0,957	0,951	0,844	0,263	0,444	0,76
0,888	0,875	0,24	0,992	0,986	0,967	0,950	0,958	0,844	0,197	0,306	0,82
0,925	0,906	0,27	0,996	0,984	0,978	0,940	0,916	0,911	0,171	0,278	0,82
0,850	0,938	0,3	1,000	0,982	0,988	0,947	0,993	0,889	0,237	0,347	0,78

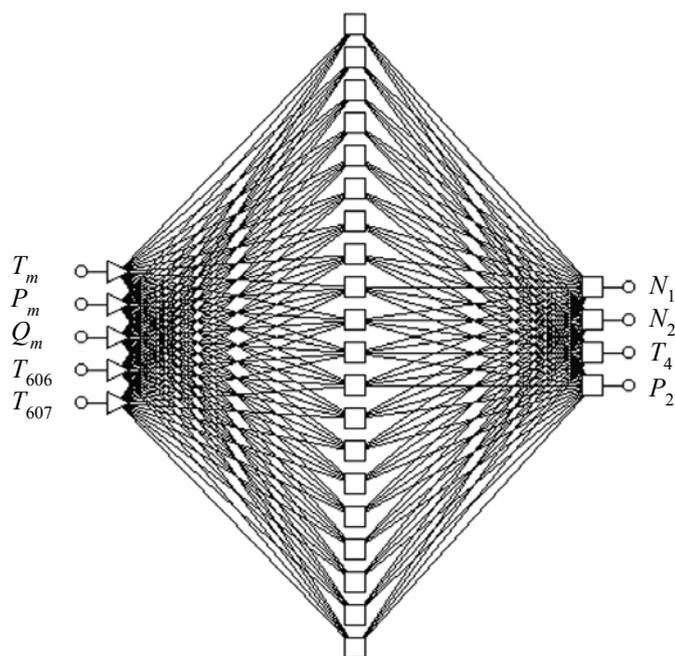


Рис. 2. Многослойный персептрон

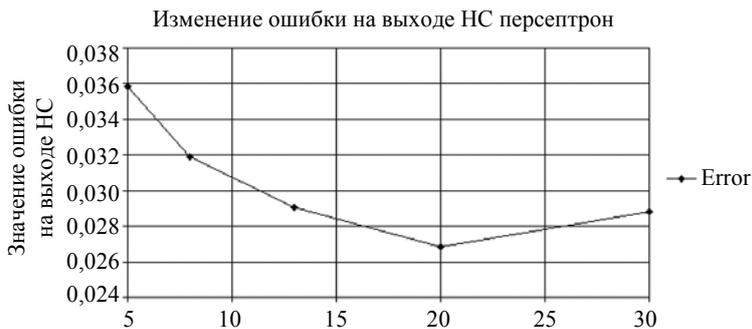


Рис. 3. Изменение суммарной квадратической ошибки на выходе НС в зависимости от ее сложности (где Error – величина ошибки).

Сравнительный анализ нейросетевого и классического метода идентификации частоты вращения ротора компрессора низкого давления

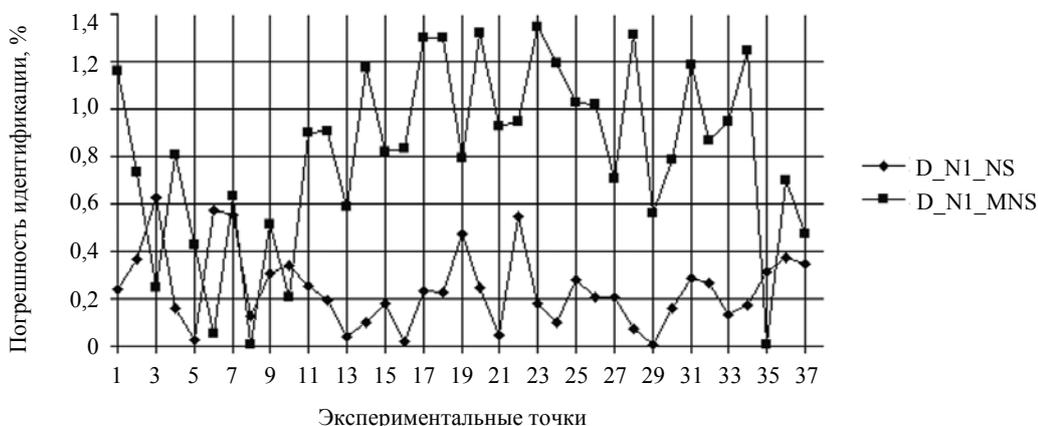


Рис. 4. Решение задачи идентификации частоты вращения ротора компрессора низкого давления с использованием нейросетевого и классического методов

Таблица 2. Анализ точности нейросетевого и классического методов идентификации обратной многорежимной модели ГТД и его масляной системы (тестовая выборка)

НС-персептрон	N1 NS	N2 NS	T4 NS	P2 NS
Максимальная погрешность, %	0,61	0,60	0,94	0,91
Метод наименьших квадратов	N1 MNC	N2 MNC	T4 MNC	P2 MNC
Максимальная погрешность, %	1,35	1,45	3,88	3,92

Таблица 3. Анализ точности нейросетевого и классического методов идентификации обратной многорежимной модели ГТД в условиях аддитивной помехи ($M = 0, \sigma = \pm 0,01$) (тестовая выборка)

НС-персептрон	N1 NS	N2 NS	T4 NS	P2 NS
Максимальная погрешность, %, в условиях аддитивной помехи	0,67	0,72	1,06	0,99
Метод наименьших квадратов	N1 MNC	N2 MNC	T4 MNC	P2 MNC
Максимальная погрешность, %, в условиях аддитивной помехи	3,78	4,41	5,88	5,01

Выводы

Очевидно, что применение нейросетевых технологий при решении задач контроля, диагностики и прогнозирования параметров ГТД – это не самоцель. Применение НС следует считать экономически обоснованным (т. е. дающим реальный экономический эффект) лишь в тех случаях, когда существующие методы не могут обеспечить желаемое качество решения, т. е. когда имеются доказательства в пользу более высокой эффективности НС.

Подводя итоги вышесказанному, можно сделать следующие выводы.

1. Применение аппарата НС оказывается эффективным при решении большого круга задач: идентификации математической модели ГТД и его масляной системы контроля, диагностики состояния, анализа трендов, прогнозирования параметров и т. д. Хотя эти задачи обычно относятся к классу трудно формализуемых (плохо структурированных), НС оказываются адекватными и эффективными в процессе их решения.

2. В процессе решения задачи идентификации ММ масляной системы ГТД на основе НС было установлено, что нейронные сети решают задачу идентификации точнее классических методов: погрешность идентификации на выходе НС типа перцептрон в 4,6 раза меньше, чем у регрессионной модели, полученной с помощью МНК для рассмотренного диапазона изменения режимов работы двигателя.

3. Погрешность идентификации масляной системы модели ГТД с помощью перцептрона не превысила 0,66 %; для модульной НС – 1,22 %; для НС РБФ – 1,59 %, в то время как для классического метода (МНК) она составляет около 5 % в рассмотренном диапазоне изменения режимов работы ГТД.

4. Нейросетевые методы более робастны к внешним возмущениям: для уровня шума $\sigma = 0,01$ погрешность идентификации ГТД при использовании перцептрона возросла с 0,66 до 0,89 %; для модульной НС – с 1,22 до 1,34 %; для НС РБФ – с 1,59 до 1,67 %, а для метода наименьших квадратов – с 4,66 до 5,62 %.

5. В процессе решения задачи идентификации обратной многорежимной модели ГТД по параметрам его масляной системы на основе НС было показано, что их использование позволяет проводить косвенное измерение параметров проточной части ГТД на различных режимах его работы: при отсутствии шума – с погрешностью не более 0,94 %; при наличии шума ($\sigma = 0,01$) – с погрешностью не более 1,06 %. Применение в этих условиях метода наименьших квадратов (полиномиальная регрессионная модель 8-го порядка) позволяет получить значение погрешности: при отсутствии шума – не более 3,92 %; при наличии шума – не более 5,88 %. Таким образом, при решении задачи идентификации обратной многорежимной модели ГТД нейронные сети более робастны к возмущениям исходных данных, чем классические методы, которые в условиях помех дают большую погрешность идентификации.

6. Приведенные примеры показывают эффективность (или по крайней мере перспективность) решения перечисленных выше задач с помощью НС.

Библиографические ссылки

1. Боев Б. В., Бугровский В. В., Вершинин М. П. Идентификация и диагностика в информационно-управляющих системах авиакосмической энергетики. – М. : Наука, 1988. – 168 с.
2. Васильев В. И., Гусев Ю. М., Иванов А. И. Автоматический контроль и диагностика систем управления силовыми установками летательных аппаратов. – М. : Машиностроение, 1989. – 240 с.
3. Кеба И. В. Диагностика авиационных газотурбинных двигателей. – М. : Транспорт, 1980. – 248 с.
4. Клюев В. В. Контроль. Диагностика. Энциклопедия. – М. : Машиностроение, 2000. – Т. VII. – 665 с.
5. Сиротин Н. Н., Коровкин Ю. М. Техническая диагностика авиационных газотурбинных двигателей. – М. : Машиностроение, 1979. – 272 с.
6. Белкин Ю. С., Боев Б. В., Гуревич О. С. Интегральные системы автоматического управления силовыми установками самолетов. – М. : Машиностроение, 1983. – 283 с.
7. Волков Л. И. Управление эксплуатацией летательных комплексов. – М. : Высш. шк., 1981. – 368 с.
8. Глухов В. В. Техническое диагностирование динамических систем. – М. : Транспорт, 2000. – 96 с.
9. Ахмедзянов А. М., Дубравский Н. Г., Тунаков А. П. Диагностика состояния ВРД по термогазодинамическим параметрам. – М. : Машиностроение, 1983. – 207 с.
10. Дубравский Н. Г., Егоров И. В., Знаменков О. К. Структура и алгоритмы системы диагностики двигателей по функциональным параметрам. – М. : ЦИАМ, 1984. – № 10261. – 156 с.
11. Епифанов С. В., Кузнецов Б. И., Богаенко И. Н. Синтез систем управления и диагностирования газотурбинных двигателей. – Киев : Техника, 1998. – 312 с.
12. Чуян Р. К. Методы математического моделирования двигателей летательных аппаратов. – М. : Машиностроение, 1984. – 235 с.
13. Черкез А. Я., Онищик И. И., Таран Е. М. Испытания воздушно-реактивных двигателей. – М. : Машиностроение, 1992. – 304 с.
14. Скибин В. А. Научный вклад в создание авиационных двигателей. – М. : Машиностроение, 2000. – Кн. 1. – 625 с.
15. Шепель В. Т., Кузьменко М. Л., Сарычев С. В. Надежность, диагностика, контроль авиационных двигателей. – Рыбинск : РГТА, 2001. – 352 с.
16. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей. – М. : ИПРЖР, 2000. – 416 с.
17. Головкин В. А. Нейронные сети: Обучение, организация и применение. – М. : Радиотехника, 2001. – 256 с.
18. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

S. V. Zhernakov, Doctor of Technical Sciences, Professor, Ufa State Aviation Technical University
R. F. Ravirov, Postgraduate Student, Ufa State Aviation Technical University

Identification of Inverse Multimode Aeroengine Model by Its Oil System Parameters on the Basis of Neural Network Technology

The approach to identification of aeroengine and its oil system parameters on the basis of neural networks apparatus is proposed. The technique of identification system development on the basis of neural networks is offered to be applied during aeroengine bench testing and debugging.

Key words: oil system, aviation GTE, identification, neural networks.