

С. В. Жернаков, Н. С. Иванова, Р. Ф. Равилов

КОНТРОЛЬ И ДИАГНОСТИКА ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ МАСЛЯНОЙ СИСТЕМЫ ГТД С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Рассматриваются нейросетевые алгоритмы для контроля и диагностики технического состояния масляной системы авиационного газотурбинного двигателя. Формализуется задача комплексной оценки теплового состояния роторных подшипников ГТД в нейросетевом базисе. Предложена инженерная методика, которая может быть применена на этапах стендовых и летных испытаний авиационных ГТД. *Масляная система ГТД; контроль и диагностика; алгоритм обучения; нейронные сети*

ВВЕДЕНИЕ

Современный авиационный двигатель – сложный технический объект, воплотивший в себе передовые технологии науки и техники. Спектр задач, решаемых современным газотурбинным двигателем (ГТД), очень разнообразен: от задач, выполняемых на борту летательного аппарата, – силовая установка летательного аппарата (СУЛА) до функций наземных энергоустановок. Своевременный и качественный процесс диагностики и контроля параметров и систем авиационного двигателя позволяет осуществлять его эффективную эксплуатацию по состоянию. Несмотря на большое многообразие методов контроля и диагностики масляных систем ГТД [1–8], сегодня нет универсальных методов, способных полностью заменить остальные. Связано это и с высокой сложностью авиационного двигателя: многопараметричность, многосвязность, нелинейность протекающих в нем процессов, многорежимность его функционирования и т. д. Все это предполагает необходимость применения комплексных методов и методик для решения задач контроля и диагностики параметров авиационного двигателя и его систем.

Для оценки состояния масляной системы ГТД контролируется множество различных по своей физической природе параметров. Опыт эксплуатации масляных систем авиационных двигателей показывает, что оценка их состояния требует комплексного применения методов и средств диагностирования, обобщения всей располагаемой диагностической информации для принятия правильного и своевременного

решения. В общем случае, принятие решения о техническом состоянии ГТД и его систем производится в условиях действия множества неопределенных факторов, основными из которых являются:

- нестационарность физических процессов, протекающих в ГТД и его системах;
- процессы эрозии и износа механических узлов;
- технологический разброс параметров при производстве ГТД и его систем;
- несовершенство методов и средств измерения газодинамических параметров ГТД, которые приводят к наличию дополнительных ошибок контроля;
- влияние на характеристики двигателя и его систем особенностей конструкции испытательного стенда и т. д.

К числу особенностей ГТД как объекта контроля также относятся:

- многосвязность (многомерность), обусловленная взаимодействием нескольких одновременно протекающих процессов обмена и превращения энергии;
- наличие большого числа степеней свободы, определяемых количеством регулирующих элементов;
- влияние внешних условий функционирования на основные характеристики ГТД;
- большая информационная производительность, определяемая количеством контролируемых параметров и скоростью их измерения.

Точность назначения допусков на измеряемые параметры в этих условиях обычно невысока. Учитывая наличие указанных выше факторов неопределенности, «классические» методы контроля и диагностики приходится дораба-

Контактная информация: 8-917-748-03-99

Результаты научных исследований поддержаны грантом РФФИ: № 11-08-00871-а; 12-08-01014-а

тывать, так как в рассматриваемых условиях они плохо справляются с поставленными перед ними задачами. Интеграция «классических» и интеллектуальных методов, предназначенных для решения плохо структурированных задач, существенно повышает эффективность контроля и качество принимаемых решений.

В этих условиях применение аппарата нейронных сетей (НС) оказывается весьма перспективным. По результатам измерений входных и выходных параметров масляной системы ГТД устанавливаются их причинные взаимосвязи, а затем выбираются или рассчитываются по определенным аналитическим зависимостям признаки для диагностики состояния объекта. Для этого применяются специальные методы оценки параметров, наблюдения за показателями состояния и соотношением паритетов. Изменения измеренных или рассчитанных признаков служат симптомами для установления возможных ошибок в функционировании исполнительных органов, датчиков или процесса в целом. Эти симптомы, дополненные наблюдениями обслуживающего персонала и эвристическими правилами, подаются далее в систему диагностики на базе НС, способную обобщить полученную информацию и принять правильное решение о состоянии масляной системы ГТД.

В процессе решения задачи идентификации масляной системы ГТД ключевым понятием

является его математическая модель (ММ) (рис. 1), которая может быть: одномерной и многомерной; статической и динамической; детерминированной и стохастической; линейной и нелинейной; дискретной и непрерывной; стационарной и нестационарной; с сосредоточенными и распределенными параметрами; с известной и неизвестной структурой и т. д. Задача идентификации заключается в определении математической модели масляной системы двигателя по результатам измерения ее параметров. Она решается путем поиска структуры и параметров ММ масляной системы, обеспечивающей наилучшее соответствие между выходными координатами модели масляной системы и ГТД при одинаковых входных воздействиях. Для идентификации ММ масляной системы двигателя по результатам испытаний обычно просчитывается каждый экспериментальный режим, и значения всех замеренных параметров сравниваются с расчетными. В результате получаются невязки, уменьшение которых и является целью идентификации. Далее выполняется статистический анализ невязок, который позволяет выявить и исключить грубые ошибки при подготовке исходных данных. В результате получается идентифицированная модель масляной системы, которая уже более точно описывает протекающие в двигателе процессы и позволяет получить о них более полную информацию.

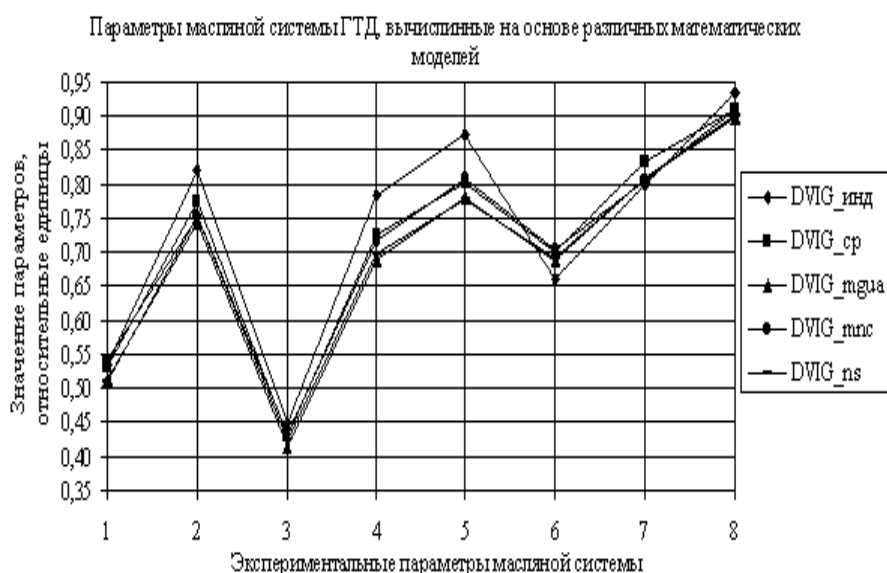


Рис. 1. Модели масляной системы ГТД. Здесь параметры масляной системы ГТД: DVIГ_инд – индивидуального; DVIГ_сп – среднего по парку; DVIГ_mgua – вычисленные на основе метода группового учета аргумента (МГУА); DVIГ_mnc – вычисленные на основе метода наименьших квадратов (МНК); DVIГ_ns – вычисленные на основе метода нейронных сетей

Идентификация включает в себя три основных этапа:

- выбор структуры модели из физических соотношений;
- выбор критерия близости объекта и модели с учетом специфики задачи;
- определение параметров модели масляной системы, оптимальных с позиций выбранного критерия близости.

Практическое решение задачи идентификации масляной системы представляет собой вычислительную процедуру оценивания неизвестных параметров ММ, в результате которой устанавливаются закономерности функционирования масляной системы исходного двигателя. К настоящему времени в области авиационных двигателей накоплен достаточный опыт решения задач идентификации ГТД [1, 3–6, 8–15]. Повышенный интерес как у исследователей, так и у инженеров к методам идентификации масляной системы обусловлен естественным желанием эффективной организации функционирования ГТД и его эксплуатации. Сформулируем в общем виде задачу идентификации масляной системы ГТД.

1. Идентификация математической модели масляной системы ГТД

Вопросам идентификации характеристик ГТД с использованием нейронных сетей (НС) в последние годы уделяется значительное внимание [11, 14, 16–18]. Вместе с тем, полученные в этом направлении результаты не лишены определенных недостатков, заключающихся в следующем:

- процесс решения задачи идентификации в нейросетевом базисе, как правило, осуществляется на основе метода проб и ошибок;
- отсутствуют обоснованные рекомендации по выбору структуры (сложности) НС, алгоритмов обучения и т. д.
- отсутствует формализованная инженерная методика решения подобных задач.

Как показывают исследования, основные этапы инженерной методики построения нейросетевой модели масляной системы ГТД должны включать в себя:

1. Предварительный анализ данных на этапе постановки задачи и выбора архитектуры нейронной сети.

2. Преобразование (предобработка) данных для построения более эффективной процедуры настройки сети.

3. Выбор архитектуры нейронной сети.
4. Выбор структуры нейронной сети.
5. Выбор алгоритма обучения нейронной сети.
6. Обучение и тестирование нейронной сети.
7. Анализ точности полученного решения.

Рассмотрим постановку задачи идентификации характеристик ГТД на установившихся режимах работы. На этих режимах двигатель описывается уравнениями вида:

$$\begin{aligned} X &= f_1(A, U), \\ Y &= f_2(A, X), \end{aligned} \quad (1)$$

где X , Y , U и A – векторы переменных состояния, выходов (измеряемых термогазодинамических параметров) ГТД, неизвестных параметров и управляющих воздействий модели, размерности r , n , m и k соответственно; f_1 и f_2 – некоторые нелинейные вектор-функции.

Задача идентификации заключается в нахождении такой зависимости:

$$Y^* = f^*(A, U), \quad (2)$$

которая бы удовлетворяла условию $\|Y - Y^*\| < \varepsilon$ на заданном множестве значений $X \in \Gamma_x$, $Y \in \Gamma_y$, $U \in \Gamma_u$, где Γ_x , Γ_y , Γ_u определяются режимами работы ГТД; ε – допустимая погрешность. Процедура идентификации ГТД с помощью НС показана на рис. 2.

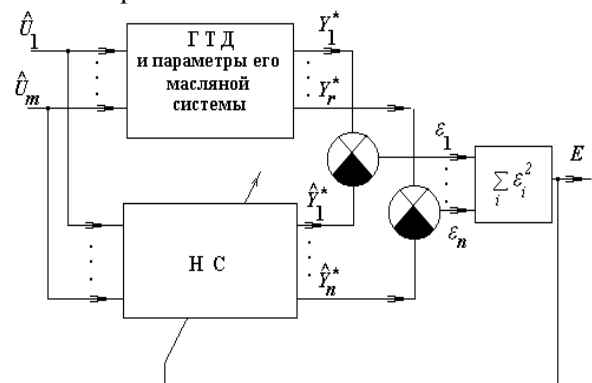


Рис. 2. Схема обучения нейросетевого идентификатора

Здесь $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ – отклонения между измеренными параметрами двигателя и его масляной системой $Y_1^*, Y_2^*, \dots, Y_r^*$ и параметрами $\hat{Y}_1^*, \hat{Y}_2^*, \dots, \hat{Y}_n^*$, рассчитанными с использованием НС при одних и тех же управляющих воздействиях $\hat{U}_1, \dots, \hat{U}_m$; E – суммарная квадратичная ошибка обучения НС.

Решение задачи идентификации масляной системы ГТД сводится к обучению нейронной сети, которое заключается в настройке ее весов исходя из условия (3).

$$E = \sum_{i=1}^n (Y_i - Y_i^*)^2 \rightarrow \min. \quad (3)$$

Рассмотрим различные постановки задачи идентификации масляной системы авиационного стационарного ГТД: а) идентификация параметров статической многорежимной модели ГТД и его масляной системы; б) идентификация параметров обратной (статической) многорежимной модели ГТД; в) контроль параметров ГТД и его масляной системы [11, 14, 16–18].

В теории авиационных двигателей принято описывать множество установившихся режимов работы ГТД совокупностью функциональных зависимостей относительно значений приведенных параметров двигателя и его масляной системы

$$\begin{aligned} N_{1np} &= f_1(G_{Tnp}); & N_{2np} &= f_2(G_{Tnp}); \\ N_{3np} &= f_2(G_{Tnp}); & G_{6np} &= f_3(G_{Tnp}); \\ P_{2np}^* &= f_4(G_{Tnp}); & T_{2np}^* &= f_8(G_{Tnp}); \\ T_{3np}^* &= f_5(G_{Tnp}); & T_{4np}^* &= f_6(G_{Tnp}); \\ R_{np} &= f_7(G_{Tnp}); & C_{y_{обп}} &= f_9(G_{Tnp}) \end{aligned} \quad (4)$$

где N_{1np} – приведенная частота вращения ротора компрессора низкого давления (%); N_{2np} – приведенная частота вращения ротора компрессора среднего высокого давления (%); N_{3np} – приведенная частота вращения ротора компрессора высокого давления (%); G_{6np} – приведенный расход воздуха через компрессор (кг/с); P_{2np}^* – приведенное давление воздуха за компрессором (КПа); T_{2np}^* – приведенная температура воздуха за компрессором (К); T_{3np}^* – приведенная температура газов перед турбиной (К); T_{4np}^* – приведенная температура газов за турбиной (К); R_{np} – приведенная тяга (кН); $C_{y_{обп}}$ – удельный приведенный расход топлива (кг/н/ч); G_{Tnp} – приведенный расход топлива (кг/с).

Процесс перехода от физических параметров двигателя к приведенным значениям (и обратно), осуществляемый с помощью нейросетевой модели ГТД, показан на рис. 3.

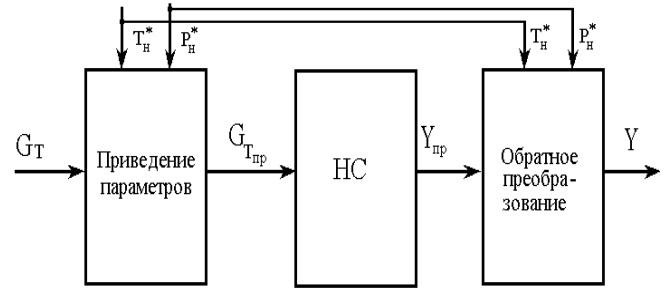


Рис. 3. Переход от нейросетевой модели ГТД в приведенных параметрах к модели в физических параметрах

Здесь преобразование измеренных (физических) параметров ГТД к приведенным (соответствующим стандартным атмосферным условиям $T_H^* = 288,15$ К; $P_H = 760$ мм рт. ст.) осуществляется по формулам газодинамического подобия:

$$\begin{aligned} n_{1np} &= n_1 \sqrt{\frac{288}{T_H^*}}; & n_{2np} &= n_2 \sqrt{\frac{288}{T_H^*}}; \\ n_{3np} &= n_3 \sqrt{\frac{288}{T_H^*}}; & G_{6np} &= \frac{G_6 * 760}{P_H^*} \sqrt{\frac{T_H^*}{288}}; \\ P_{2np}^* &= P_2 \frac{760}{P_H^*}; & T_{2np}^* &= T_2 \frac{288}{T_H^*}; \\ T_{3np}^* &= T_3 \frac{288}{T_H^*}; & T_{4np}^* &= T_4 \frac{288}{T_H^*}; & R_{np} &= R \frac{760}{P_H^*}. \end{aligned} \quad (5)$$

Влияние условий полета на параметры воздуха на входе в двигатель при этом учитывается в виде:

$$\begin{aligned} T_H^* &= T_H \left(1 + \frac{k-1}{2} M_{II}^2 \right); \\ P_H^* &= P_H \left(1 + \frac{k-1}{2} M_{II}^2 \right)^{\frac{k}{k-1}} \sigma_\epsilon, \end{aligned} \quad (6)$$

где T_H и P_H – соответственно температура (К) и давление (мм рт. ст) воздуха на высоте полета H ; T_H^* и P_H^* – заторможенные значения этих параметров на данной высоте полета; k – показатель адиабаты; M_{II} – число Маха полета; σ_ϵ – коэффициент восстановления полного давления в воздухозаборнике.

Рассмотрим пример решения задачи идентификации параметров ГТД и его масляной системы, полученных в процессе эксплуатации двигателя АЛ 31СТ.

Анализ данных. В качестве исходных данных воспользуемся результатами эксплуатации ГТД АЛ 31СТ, используемой в качестве наземной энергоустановки. Эти данные записаны применительно к стандартным атмосферным

условиям в табл. 1. Полная обучающая выборка содержит 1095 строк, соответствующих различным режимам эксплуатации авиационного двигателя. Здесь в относительных (безразмерных) единицах приведены следующие параметры: $N_{1пр}$ – приведенная частота вращения ротора турбокомпрессора низкого давления (%); $N_{2пр}$ – приведенная частота вращения ротора турбокомпрессора среднего давления (%); $N_{3пр}$ – приведенная частота вращения ротора турбокомпрессора высокого давления (%); $P_{2пр}$ – давление воздуха за компрессором (Па); $T_{4пр}$ – приведенная температура газов за турбиной (К). Наряду с перечисленными выше параметрами в модели учитываются и собственные параметры в масляной магистрали: d_T4 – перепад температуры за опорой турбины газогенератора (К); $T606$ – приведенная температура слива из опоры турбины ($^{\circ}\text{C}$); $T607$ – приведенная температура масла на входе в двигатель за фильтром ($^{\circ}\text{C}$); d_T606 – подогрев масла в сливе из опоры турбины ($^{\circ}\text{C}$); $T1002$ – температура слива масла из передней опоры силовой турбины ($^{\circ}\text{C}$); $T1003$ – температура слива масла из задней опоры силовой турбины ($^{\circ}\text{C}$); Tm и Pm – температура ($^{\circ}\text{C}$) и давление ($\text{кгс}/\text{см}^2$) в масляной системе ГТД.

Одним из основных вопросов, решаемых на этапе анализа данных, является оценка репрезентативности выборки, т. е. полноты ее представления. Решение данной задачи осуществляется с помощью методов кластерного или дискриминантного анализа [19–21].

Статистический и корреляционный анализ экспериментальной выборки (табл. 2), (рис. 4), показывает, что наиболее информативными ее параметрами являются: 5 параметров проточной части ГТД ($N_{1пр}$, $N_{2пр}$, $N_{3пр}$, $T_{4пр}$, $P_{2пр}$) и 8 параметров его масляной системы (d_T4 , $T606$, $T607$, d_T606 , $T1002$, $T1003$, Tm , Pm) (по значению коэффициентов корреляции в корреляционной матрице).

На основании изложенного выше, дальнейший процесс идентификации математической модели ГТД и его масляной системы будем проводить с учетом ее теплового состояния: температуры масла в масляной системе – параметр Tm .

В процессе кластеризации с помощью пакета Statistica 8.0 были выделены пять характерных классов (рис. 5). После процедуры рандомизации были выделены собственно обучающая (контрольная) и тестовая выборки (в соотношении 2:1, т. е. 67 % и 33 %). Процесс кластеризации обучающей и тестовой (рис. 6) выборок по-

казывает, что они так же, как и исходная выборка, содержат по пять характерных классов. Расстояния между кластерами практически совпадают в каждой из рассмотренных выборок, следовательно, обучающая и тестовая выборки репрезентативны.

Предобработка данных. Важным вопросом, решаемым на этапе предварительной обработки измеренных данных, является оценка однородности обучающей и тестовой выборок. Для этого воспользуемся критерием χ^2 – квадрат Фишера – Пирсона [19–21] с $r-k-1$ степенями свободы:

$$X^2 = \min_{\theta} \sum_{i=1}^r \frac{[m_i - np_i(\theta)]^2}{np_i(\theta)} \quad (7)$$

здесь θ – оценка наибольшего правдоподобия, найденная по частотам m_1, \dots, m_r ; n – количество элементов в выборке; $p_i(\theta)$ – вероятности элементарных исходов с точностью до некоторого неопределенного k -мерного параметра θ .

Указанная статистика X^2 позволяет при заданных выше предположениях, проверить гипотезу о представимости выборочных дисперсий и ковариаций факторов, содержащихся в статистической модели. Область принятия гипотезы есть $X^2 \leq \chi_{r-m, \alpha}$, где α – уровень значимости критерия. Вычисления по формуле (7) привели к матрице вероятностей χ^2 – квадрат (табл. 3).

Вычисляя значение χ^2 – квадрат по наблюдаемым частотам m_1, \dots, m_r (суммируя построчно вероятности исходов каждой измеренной величины) и сравнивая его с критическими значениями распределения χ^2 – квадрат с числом степеней свободы $r-k-1$. В нашем случае при числе степеней свободы 13 и $\alpha = 0,05$ случайная величина χ^2 – квадрат 3,644 не превысила критического значения из таблицы 22,362; а это означает, что гипотеза о нормальном законе распределения может быть принята и выборки однородны.

Завершающим этапом статистической обработки данных является их нормирование, которое может быть выполнено по формуле (8):

$$\tilde{y}_i = \frac{y_i - y_{i_{\min}}}{y_{i_{\max}} - y_{i_{\min}}}, \quad (8)$$

где \tilde{y}_i – безразмерная величина, находящаяся в диапазоне $[0; 1]$; $y_{i_{\min}}$ и $y_{i_{\max}}$ – минимальное и максимальное значение переменной y_i .

Таблица 1

**Фрагмент обучающей выборки для идентификации математической модели ГТД АЛ 31СТ
и его масляной системы на одном из режимов работы**

N_{1pr}	N_{2pr}	N_{3pr}	T_{4pr}	P_{2pr}	d_{T4}	T_{606}	T_{607}	d_{T606}
0,884	0,892	0,801	0,766	0,767	0,659	0,72	0,455	0,635
0,906	0,906	0,812	0,796	0,793	0,558	0,936	0,477	0,878
0,951	0,938	0,924	0,826	0,868	0,504	0,79	0,42	0,757
0,928	0,911	0,936	0,798	0,821	0,682	0,675	0,495	0,593
0,955	0,935	0,881	0,83	0,92	0,465	0,758	0,398	0,73
0,962	0,935	0,916	0,82	0,896	0,388	0,758	0,443	0,696
0,883	0,886	0,796	0,752	0,796	0,612	0,701	0,386	0,661
0,945	0,933	0,952	0,832	0,814	0,512	0,945	0,432	0,874
0,935	0,907	0,82	0,807	0,792	0,69	0,758	0,409	0,722
0,96	0,95	0,971	0,844	0,922	0,349	0,682	0,398	0,626
0,936	0,931	0,952	0,836	0,885	0,767	0,758	0,455	0,687
0,919	0,896	0,897	0,817	0,814	0,698	0,764	0,352	0,774
0,92	0,931	0,884	0,826	0,828	0,349	0,879	0,455	0,852
0,897	0,911	0,894	0,786	0,798	0,481	0,933	0,398	0,565
0,951	0,936	0,885	0,819	0,916	0,473	0,752	0,398	0,722
0,929	0,925	0,874	0,838	0,859	0,487	0,809	0,443	0,765
0,919	0,901	0,881	0,805	0,811	0,465	0,79	0,409	0,765
0,903	0,902	0,848	0,768	0,804	0,837	0,822	0,466	0,765
0,9	0,909	0,811	0,763	0,775	0,457	0,707	0,372	0,696
0,971	0,948	0,959	0,847	0,934	0,783	0,758	0,443	0,696
0,948	0,939	0,858	0,85	0,82	0,519	0,758	0,398	0,73
0,939	0,938	0,981	0,824	0,909	0,558	0,777	0,398	0,757
0,957	0,948	0,927	0,847	0,902	0,411	0,86	0,455	0,826
0,908	0,907	0,891	0,835	0,849	0,378	0,847	0,432	0,826
0,944	0,933	0,915	0,817	0,842	0,457	0,688	0,455	0,597
0,887	0,877	0,853	0,753	0,774	0,419	0,707	0,455	0,609
0,944	0,927	0,894	0,848	0,896	0,597	0,803	0,466	0,748
0,911	0,896	0,849	0,804	0,804	0,791	0,911	0,466	0,887
0,913	0,909	0,907	0,797	0,858	0,535	0,694	0,398	0,652
0,954	0,93	0,918	0,83	0,881	0,488	0,847	0,455	0,809
0,98	0,944	0,971	0,848	0,932	0,426	0,885	0,455	0,861
0,924	0,906	0,944	0,799	0,884	0,302	0,796	0,455	0,739
0,939	0,925	0,884	0,791	0,879	0,705	0,854	0,455	0,817
0,894	0,895	0,806	0,766	0,754	0,566	0,745	0,386	0,722
0,926	0,91	0,872	0,762	0,8	0,45	0,834	0,466	0,783
0,94	0,933	0,933	0,827	0,923	0,535	0,904	0,42	0,863
0,969	0,925	0,897	0,832	0,805	0,729	0,771	0,443	0,713
0,909	0,918	0,87	0,814	0,858	0,574	0,885	0,477	0,843
0,933	0,926	0,874	0,843	0,821	0,791	0,739	0,375	0,722
0,916	0,899	0,83	0,754	0,811	0,589	0,777	0,398	0,757
0,937	0,94	0,887	0,828	0,816	0,473	0,796	0,455	0,739
0,883	0,893	0,795	0,777	0,758	0,341	0,777	0,477	0,696
0,945	0,929	0,883	0,806	0,899	0,38	0,822	0,466	0,765
0,925	0,929	0,844	0,796	0,8	0,574	0,726	0,375	0,704
0,904	0,902	0,827	0,802	0,753	0,574	0,72	0,398	0,678
0,896	0,9	0,813	0,756	0,802	0,403	0,656	0,352	0,626
0,95	0,914	0,918	0,806	0,903	0,822	0,796	0,495	0,635
0,929	0,918	0,877	0,799	0,798	0,775	0,879	0,477	0,835
0,91	0,9	0,826	0,802	0,83	0,597	0,815	0,477	0,748
0,936	0,925	0,857	0,792	0,889	0,38	0,847	0,489	0,783
0,907	0,908	0,858	0,784	0,924	0,775	0,822	0,477	0,757
0,974	0,92	0,975	0,835	0,845	0,698	0,713	0,42	0,652
0,894	0,901	0,825	0,77	0,837	0,364	0,707	0,42	0,643
0,885	0,894	0,842	0,768	0,771	0,488	0,732	0,409	0,687
0,894	0,883	0,793	0,796	0,806	0,55	0,694	0,364	0,67
0,933	0,922	0,832	0,831	0,834	0,55	0,771	0,409	0,739
0,913	0,899	0,853	0,788	0,779	0,512	0,949	0,489	0,886

Таблица 2

Фрагмент корреляционной матрицы параметров масляной системы и проточной части ГТД

	$N_{1пр}$	$N_{2пр}$	$N_{3пр}$	$T_{4пр}$	$P_{2пр}$	d_{T4}	$T606$	$T607$	d_{T606}	$T1002$
$N_{1пр}$	1									
$N_{2пр}$	0,831	1								
$N_{3пр}$	0,771	0,698	1							
$T_{4пр}$	0,781	0,709	0,717	1						
$P_{2пр}$	0,752	0,655	0,693	0,625	1					
d_{T4}	0,096	0,019	0,045	0,076	0,001	1				
$T606$	0,206	0,158	0,152	0,154	0,209	0,045	1			
$T607$	0,069	0,012	0,132	0,101	0,085	0,085	0,332	1		
d_{T606}	0,215	0,179	0,093	0,141	0,198	0,024	0,824	0,045	1	
$T1002$	0,102	0,013	0,105	0,011	0,144	0,042	0,439	0,409	0,357	1
$T1003$	0,074	0,063	0,014	0,041	0,075	0,125	0,367	0,373	0,299	0,572
Tm	0,089	0,024	0,003	0,004	0,112	0,099	0,335	0,189	0,299	0,398
Pm	0,087	0,128	0,139	0,131	0,101	0,081	0,061	0,183	0,008	0,052

Таблица 3

Фрагмент матрицы вероятностей χ^2 квадрат

$P(N1)$	$P(N2)$	$P(N3)$	$P(T4)$	$P(P2)$	$P(dT4)$	$P(T606)$	$P(T607)$
0,015	0,013	0,049	0,071	0,071	0,176	0,109	0,653
0,010	0,010	0,044	0,052	0,054	0,350	0,004	0,573
0,003	0,004	0,006	0,037	0,020	0,488	0,056	0,801
0,006	0,009	0,004	0,051	0,039	0,148	0,156	0,515
0,002	0,005	0,016	0,035	0,007	0,616	0,077	0,911
0,002	0,005	0,008	0,040	0,012	0,965	0,077	0,700
0,016	0,015	0,052	0,082	0,052	0,246	0,128	0,977
0,003	0,005	0,002	0,034	0,043	0,465	0,003	0,747
0,005	0,010	0,040	0,046	0,055	0,139	0,077	0,854
0,002	0,003	0,001	0,029	0,007	1,214	0,148	0,911
0,004	0,005	0,002	0,032	0,015	0,071	0,077	0,653
0,007	0,012	0,012	0,041	0,043	0,131	0,073	1,193
0,007	0,005	0,015	0,037	0,036	1,214	0,017	0,653
0,012	0,009	0,013	0,058	0,051	0,560	0,005	0,911
0,003	0,004	0,015	0,040	0,008	0,587	0,082	0,911
0,005	0,006	0,018	0,031	0,023	0,540	0,045	0,700
0,007	0,011	0,016	0,047	0,044	0,616	0,056	0,854
0,010	0,011	0,027	0,070	0,048	0,032	0,039	0,612
0,011	0,009	0,044	0,074	0,065	0,645	0,121	1,060
0,001	0,003	0,002	0,028	0,005	0,060	0,077	0,700
0,003	0,004	0,024	0,026	0,040	0,446	0,077	0,911
0,004	0,004	0,000	0,038	0,009	0,350	0,064	0,911
0,002	0,003	0,006	0,028	0,011	0,844	0,023	0,653
0,009	0,010	0,013	0,033	0,027	1,024	0,028	0,747
0,003	0,005	0,008	0,041	0,030	0,645	0,141	0,653
0,014	0,017	0,025	0,081	0,066	0,806	0,121	0,653
0,003	0,006	0,013	0,027	0,012	0,272	0,048	0,612
0,009	0,012	0,027	0,048	0,048	0,055	0,009	0,612
0,008	0,009	0,010	0,052	0,024	0,404	0,135	0,911
0,002	0,005	0,007	0,035	0,016	0,537	0,028	0,653
0,000	0,003	0,001	0,027	0,005	0,773	0,015	0,653
0,006	0,010	0,003	0,051	0,015	1,613	0,052	0,653
0,004	0,006	0,015	0,055	0,017	0,123	0,025	0,653
0,013	0,012	0,047	0,071	0,080	0,333	0,087	0,977
0,006	0,009	0,019	0,074	0,050	0,672	0,033	0,612
0,004	0,005	0,005	0,036	0,006	0,404	0,010	0,801
0,001	0,006	0,012	0,034	0,047	0,101	0,068	0,700
0,009	0,007	0,019	0,043	0,024	0,316	0,015	0,573
0,005	0,006	0,018	0,029	0,039	0,055	0,092	1,042
0,008	0,011	0,035	0,080	0,044	0,287	0,064	0,911

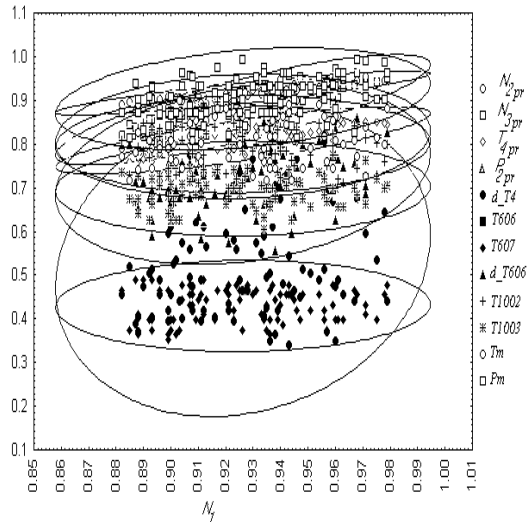


Рис. 4. Эллипс рассеивания экспериментальных точек проточной части ГТД АЛ 31СТ и его масляной системы в доверительном интервале ($\pm 3\sigma$)

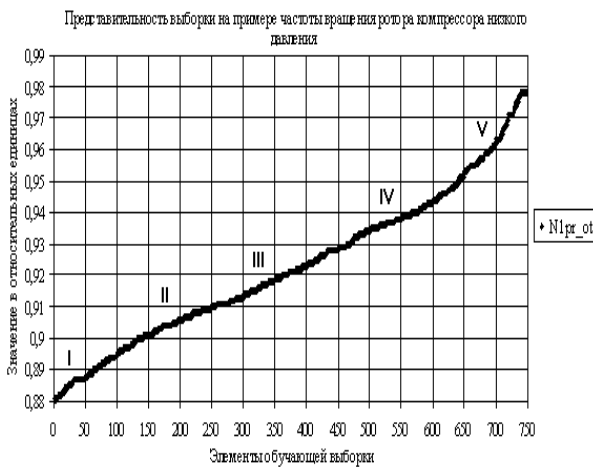


Рис. 5. Результаты кластеризации исходной экспериментальной выборки (I...V – классы)

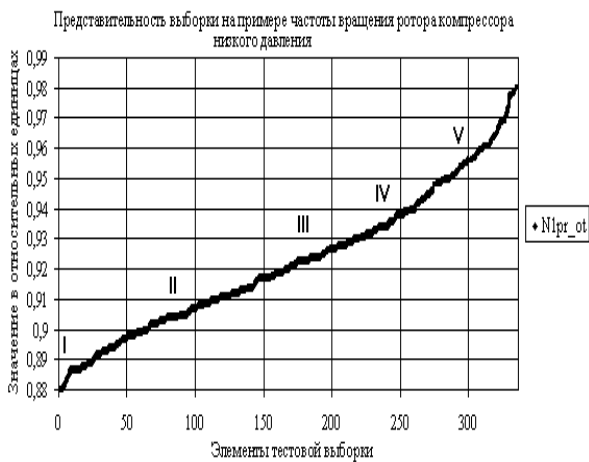


Рис. 6. Результаты кластеризации тестовой выборки

Выбор архитектуры НС. Для решения задачи идентификации ГТД в нейросетевой базе в качестве основных архитектур были выбраны перцептрон, модульная нейронная сеть и сеть на радиально-базисных функциях (НС РБФ). Целесообразность применения этих архитектур НС обоснована многочисленными экспериментальными исследованиями, проведенными в процессе решения задачи идентификации модели масляной системы ГТД.

Выбор структуры НС. На данном этапе решения задачи идентификации должна быть выбрана оптимальная структура нейронной сети, т. е. число входов и выходов НС, скрытых слоев и количества нейронов в каждом слое. На рис. 7 показан общий вид многослойной НС прямого распространения (перцептрон) с одним скрытым слоем, реализующего статическую многорежимную модель ГТД.

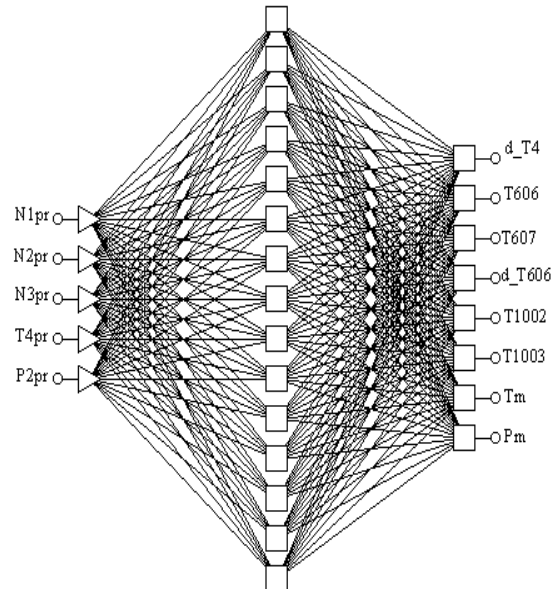


Рис. 7. Многослойный перцептрон

Модель нейронной сети перцептрон построена с учетом анализа статистики экспериментальных данных: на вход сети поступают 5 параметров измерений проточной части ГТД, а на выходе – 8 параметров масляной системы.

В качестве активационных функций нейронов для перцептрона использовались сигмоидные функции. Оптимальной структурой НС является: для перцептрона – структура 5 – 15 – 8, (т. е. 5 нейронов – во входном слое; 15 нейронов – в скрытом слое и 8 нейрон – в выходном слое НС); для НС РБФ: 5 – 25 – 8, (т. е. 5 нейрон во входном слое; 25 нейронов в радиальном (скрытом) слое и 8 нейронов – в выход-

ном слое). Эти НС – модели позволяют вычислить параметры масляной системы ГТД.

Выбор алгоритмов обучения. В качестве алгоритмов обучения НС использовались:

- алгоритм обратного распространения ошибки (*Back Propagation*);
- квазиньютоновский алгоритм (Quasi Newton);
- алгоритм сопряженных градиентов (Conjugate Gradients) и их комбинации.

Анализ полученных результатов показал, что наиболее приемлемым является использование квази-ньютоновского алгоритма, который обеспечивает высокую скорость сходимости и точность процесса обучения.

Оценка эффективности результатов идентификации. В результате сравнительного анализа точности нейросетевых (перцептрон, РБФ, модульная нейронная сеть) и классических методов: наименьших квадратов (МНК) и группового учета аргумента (МГУА) идентификации масляной системы ГТД по 8 параметрам масла (табл. 4) было установлено, что максимальная погрешность идентификации при использовании НС перцептрон в 2,2 раза (Т1002) меньше, чем для полиномиальной регрессионной модели

12-го порядка, построенной с помощью МНК и в 1,4 раза меньше, чем МГУА, а модульной НС и для РБФ меньше соответственно в 1,2 и в 1,45 раза. При этом перцептрон обеспечивает погрешность идентификации, не превышающую 0,6 %; модульная НС – 0,75 %; НС РБФ и МГУА – 0,8; МНК – 0,95 %.

С целью анализа устойчивости нейронных сетей к изменению входных данных (табл. 1) к ним добавлялась аддитивная помеха по отношению к текущему значению каждого из параметров в виде белого шума с нулевым математическим ожиданием и $\sigma = \pm 0,01$ (табл. 5).

Результаты анализа точности идентификации для 8 параметров масла ГТД в условиях действия шума показали следующие результаты: НС перцептрон – 0,76 %; модульная НС – 0,87 %; НС РБФ – 1,32 %; МГУА – 0,93 %; МНК – 7,41 %.

Поверхности отклика для параметра – приведенная температура слива из опоры турбины Т606, построенная с использованием метода наименьших квадратов (полином 12 порядка) и нейросетевого методов (НС перцептрон) в условиях аддитивной помехи ($M = 0$; $\sigma = \pm 0,01$) приведены на рис. 8–9.

Таблица 4

Результаты идентификации параметров масляной системы ГТД

Методы вычислений	Параметры масляной системы ГТД							
	d_{T4}	T_{606}	T_{607}	d_{T606}	T_{1002}	T_{1003}	T_m	P_m
МНК	0,945	0,350	0,278	0,459	0,281	0,288	0,229	0,176
МГУА	0,832	0,235	0,316	0,391	0,182	0,199	0,223	0,144
НС РБФ	0,814	0,245	0,265	0,352	0,189	0,165	0,196	0,148
Модульная НС	0,747	0,228	0,246	0,344	0,153	0,168	0,218	0,134
НС перцептрон	0,574	0,222	0,251	0,327	0,130	0,152	0,196	0,126

Таблица 5

Результаты идентификации параметров масляной системы ГТД в условиях аддитивной помехи ($M = 0$; $\sigma = \pm 0,01$)

Методы вычислений	Параметры масляной системы ГТД							
	d_{T4}	T_{606}	T_{607}	d_{T606}	T_{1002}	T_{1003}	T_m	P_m
МНК	7,413	2,248	2,621	3,573	2,188	1,833	1,894	1,675
МГУА	0,932	0,355	0,529	0,664	0,472	0,375	0,467	0,668
НС РБФ	1,037	1,142	1,157	1,126	1,221	1,321	1,236	1,212
Модульная НС	0,872	0,343	0,362	0,395	0,210	0,210	0,263	0,358
НС перцептрон	0,755	0,285	0,315	0,352	0,189	0,175	0,227	0,262

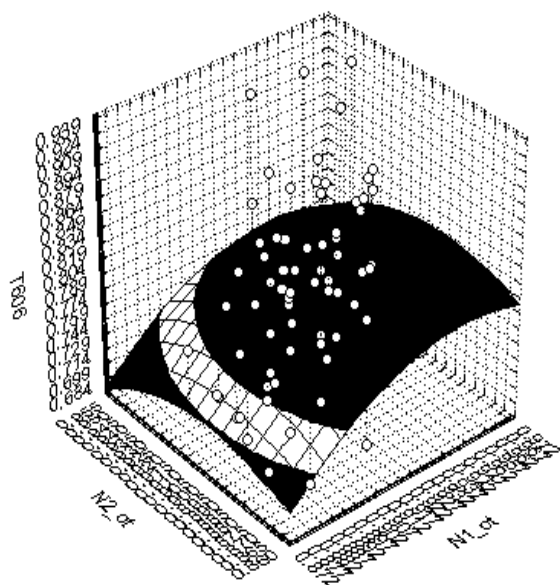


Рис. 8. Поверхность отклика – приведенная температура слива из опоры турбины Т606 масляной системы ГТД, построенная с использованием метода наименьших квадратов (полином 12 порядка) в условиях аддитивной помехи в зависимости от $N_{1пр}$ и $N_{2пр}$

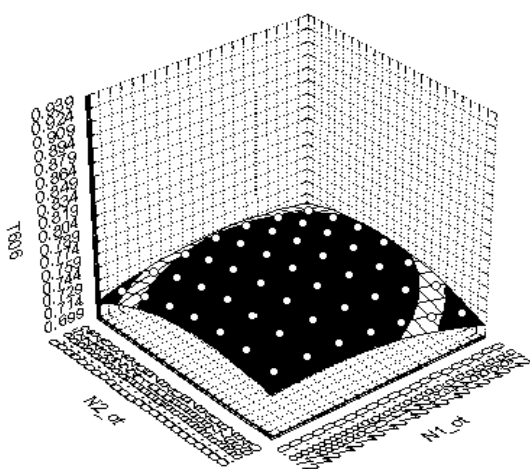


Рис. 9. Поверхность отклика – приведенная температура слива из опоры турбины Т606 масляной системы ГТД, построенная с использованием нейронной сети персептрон в условиях аддитивной помехи в зависимости от $N_{1пр}$ и $N_{2пр}$

ВЫВОДЫ

Подводя итоги вышесказанному, можно сделать следующие выводы:

1. 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 персептрон в 1,4 раза меньше, чем у регрессионной модели, полученной с помощью МНК для рассмотренного диапазона изменения режимов работы двигателя.

2. Погрешность идентификации масляной системы модели ГТД с помощью персептрона не превысила 0,6 %; для модульной НС – 0,75 %; для НС РБФ и МГУА – 0,8 %, в то время как для классического метода (МНК) она составляет около 0,95 % в рассмотренном диапазоне изменения режимов работы ГТД.

3. Нейросетевые методы более робастны к внешним возмущениям: для уровня шума $\sigma = \pm 0,01$ погрешность идентификации ГТД при использовании персептрона возросла с 0,6 до 0,769 %; для модульной НС с 0,75 до 0,87 %; для НС РБФ с 0,8 до 1 %, а для метода наименьших квадратов – с 0,95 до 7,4 %.

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

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Боев Б. В. 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. Ключев 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.: Высшая школа, 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. **Елифанов 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. **Скибина 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. **Головко 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.

19. **Айвазян С. А., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д.** Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности. М.: Финансы и статистика, 1989. 393 с.

20. **Айвазян С. А., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д.** Прикладная статистика. Исследование зависимостей. М.: Финансы и статистика, 1985. 385 с.

21. **Буртаев Ю. Ф., Острейковский В. А.** Статистический анализ надежности объектов по ограниченной информации. М.: Энергоатомиздат, 1995. 240 с.

ОБ АВТОРАХ

Жернаков Сергей Владимирович, зав. каф. электроники и биомедицинских технологий. Дипл. инженер по промышл. электронике (УГАТУ, 1984). Д-р техн. наук по системн. анализу, управлению и обработке информации (УГАТУ, 2005). Иссл. в обл. интеллектуальных систем.

Иванова Наталья Сергеевна, асп. той же каф. Дипл. инженер по биомедицинск. технике и технологиям. (УГАТУ, 2004). Готовит диссертацию в области контроля и диагностики авиац. двигателей.

Равилов Рустэм Фанильевич, асп. каф. вычислительн. техники и защиты информации. Дипл. инженер по энергетическим установкам и системам (ЮУГТУ, 2000). Готовит диссертацию в области контроля и диагностики масляной системы авиационных двигателей.