

РАСПОЗНАВАНИЕ НЕИСПРАВНОСТЕЙ ГТД ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ

А.Г. Концевич, инженер-конструктор ЦНИОКР «Машипроект», г. Николаев, Украина

Диагностирование состояния газотурбинного двигателя в процессе работы является важной составной частью комплекса методов и средств, позволяющих перейти на эксплуатацию по техническому состоянию и обеспечить увеличение сроков безаварийной службы при одновременном сокращении расходов на обслуживание ГТД.

Задача оперативного диагностирования решается при специальной обработке параметров на установившемся режиме работы и позволяет обнаружить дефект на ранней стадии развития. При принятии решения о том, что двигатель неисправен, алгоритмы распознавания должны локализовать место дефекта.

В современных двигателях количество диагностируемых узлов значительно больше числа измеряемых параметров. Это приводит к неопределенности в решении задачи распознавания. В настоящее время для локализации (распознавания) неисправностей ГТД используются различные аналитические, математические, численные методы: распознавание по угловому положению вектора измерений [6], метод разделяющих плоскостей [7], метод диагностических матриц [9,10], метод статистической классификации (байесовский классификатор) [11]. Все чаще встречаются работы по локализации неисправностей, которые базируются на общей теории распознавания образов. Однако комплексное использование математического аппарата теории распознавания образов для диагностирования ГТД проработано еще недостаточно. Да и в самой теории распознавания образов существует огромное множество алгоритмов, в котором зачастую не так-то легко разобраться. В практических реализациях, особенно в системах оперативной технической диагностики, к подобным методам и алгоритмам предъявляются специальные требования, важнейшим из которых является простота реализации, связанная, в т.ч., со скоростью выполнения операций.

В последние десятилетия в мире бурно развивается новая прикладная область математики, специализирующаяся на искусственных нейронных сетях (ИНС). Актуальность исследований в этом направлении подтверждается массой различных применений ИНС, в число которых входит и автоматизация процессов обучения и распознавания образов.

В настоящей работе рассматриваются результаты исследования возможности применения ИНС для распознавания единичных дефектов проточной части ГТД. Предлагаемый математический аппарат можно использовать при распознавании различных неисправностей узлов и подсистем двигателя.

Область применения ИНС условно разделить на распознавание образов и моделирование процессов. В [4] уже упоминалось о возможности применения ИНС для идентификации модели нормального состояния ГТД. В основном ИНС используют именно для распознавания образов. Традиционные методы распознавания представляют собой преобразование пространства и получение или аппроксимацию некоторой решающей (классифицирующей) функции, разделяющей распознаваемые классы [1,2,3]. Являясь универсальным аппроксиматором сложных нелинейных зависимостей во многих интеллектуальных задачах кибернетики [5], в т.ч. и задачах распознавания образов, ИНС, по сути, позволяет приближенно получить решающую функцию. Для обучения нейронной сети не требуется никакой априорной информации о структуре искомой функциональной зависимости. Необходимо лишь обучающая выборка в виде экспериментальных пар «вход»-«выход».

В рамках исследования решались следующие задачи: формирование обучающих шаблонов (массивов), обучение ИНС, анализ результатов обучения, визуализация выходных данных алгоритма распознавания неисправностей ГТД.

Для решения поставленной задачи, как и в [4], был выбран многослойный персептрон (см. рис. 1) с од-

ним скрытым слоем. Выбор этой наиболее часто используемой архитектуры нейронной сети был обоснован простотой реализации: данная сеть может быть представлена как в виде ориентированного взвешенного графа, так и в виде трехмерного массива. Проблема выбора архитектуры сети обсуждалась ранее в [4].

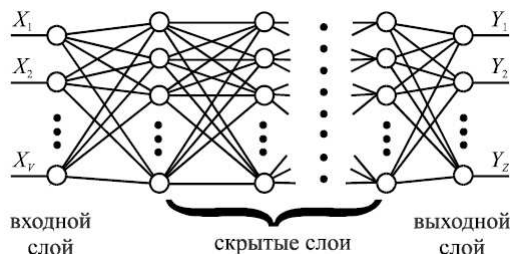


Рис. 1. Многослойный персептрон

Многослойный персептрон может рассчитывать выходной вектор y для любого входного вектора x , т.е. давать значение некоторой векторной функции $y=f(x)$. Следовательно, условие любой задачи, которая может быть поставлена персептрону, должно являться множеством векторов $\{x^1 \dots x^S\}$ с N^l компонентами каждый:

$$x^S = \begin{pmatrix} x_1^S \\ \dots \\ x_{N^l}^S \end{pmatrix}.$$

Решением задачи будет множество векторов $\{y^1 \dots y^S\}$, каждый вектор y^s с N_0 компонентами; $y^s=f(x^s)$, где $s=1 \dots S$ – номер предъявленного образа. Все, что способен сделать персептрон – это сформировать отображение $X \rightarrow Y$ для $\forall x \in X$. Данное отображение мы не можем «извлечь» полностью из персептрона, а можем только посчитать отображение произвольного количества точек:

$$\begin{pmatrix} x^1 \rightarrow y^1 \\ \dots \\ x^S \rightarrow y^S \end{pmatrix},$$

где множество векторов $x^1 \dots x^S$ – формализованное условие задачи, а множество $y^1 \dots y^S$ – формализованное решение.

Формирование обучающих шаблонов (образов), применительно к проточной части ГТД, производилось исходя из следующих положений [6,7]:

1. Проявление контролируемых дефектов приводит к изменению геометрии газовоздушного тракта, а следовательно, к изменению характеристик узлов двигателя (КПД, коэффициентов потерь полного давления, коэффициентов утечек и т.д.).

2. Малая величина отклонений характеристик узлов от нормальных значений позволяет считать их связь с отклонениями измеряемых параметров линейной:

$$\delta \vec{X} = H \delta \vec{\Theta},$$

где: $\delta \vec{X}$ – вектор относительных отклонений измеряемых параметров от нормальных значений;

$\delta \vec{\Theta}$ – вектор относительных отклонений характеристик узлов от нормальных значений;

H – матрица коэффициентов влияния (МКВ), зависящих от режима работы двигателя.

3. Принимается гипотеза о том, что одновременное развитие нескольких неисправностей маловероятно (хотя на практике это не всегда справедливо), т.е. мы имеем дело с единичными неисправностями.

На примере двигателя ДП73 производства ГП НПКГ «Зоря»-«Машпроект» рассмотрим, как выбираются входные и выходные данные для задачи распознавания неисправностей ГТД.

Рассматриваемый двигатель характеризует следующий вектор измеряемых параметров $\vec{X} = \{P_2, t_4, n_1, G_T\}$ – давление за компрессором высокого давления (КВД), температура газа за турбиной низкого давления (ТНД) (за газогенератором), частота вращения турбокомпрессора низкого давления (ТКНД), расход топлива (соответственно). Требуется распознать (разделить), классы неисправностей, определенные априорно, которым соответствуют следующие относительные отклонения характеристик узлов:

$\delta \vec{\Theta} = \{\delta \sigma_{вх}, \delta \eta_{кнд}, \delta F_{твд}, \delta \eta_{тквд}, \delta \eta_{тнд}\}$ – «снижение коэффициента потери полного давления во входном устройстве», «снижение КПД КНД», «увеличение пропускной способности ТВД», «снижение КПД ТКВД», «снижение КПД ТНД» (соответственно). В таблице 1 приведена линейная однорежимная МКВ для рассматриваемого двигателя.

Таблица 1

Матрица коэффициентов влияния для фиксированных значений внешних условий ($T_0=308$ К, $P_0=105378$ Па) и режима ($n_2=14557$ об/мин, $n_3=7000$ об/мин)

	$\delta\sigma_{вх}$	$\delta\eta_{кнд}$	$\delta F_{твд}$	$\delta\eta_{тквд}$	$\delta\eta_{пнд}$	Погр. изм. в %
1) δP_2	1.074	1.312	0.154	-1.976	0.718	0.5
2) δt_4	-0.035	-0.043	0.798	-1.630	-0.330	2.0
3) δn_1	0.064	0.930	0.627	-0.991	0.613	0.2
4) δG_T	1.027	1.254	2.125	-3.874	0.272	1.0

Техническое состояние рассматриваемого двигателя характеризует вектор относительных отклонений измеряемых параметров. На основании этого вектора мы должны определить, к какому классу неисправности отнести наблюдаемый ГТД. Для получения обучающих шаблонов используется следующий порядок действий. Назначается диапазон варьирования степени развития дефектов, например, от 0% до 10%. Для выбранного значения степени развития R_s и выбранного единичного дефекта D_i рассчитывается вектор относительных отклонений параметров:

$$\delta \vec{X}_s = R_s \cdot N \cdot \delta \vec{\Theta}_i,$$

где s – номер предъявляемого образа. Затем производится нормирование входных данных сети, т.е. значений относительных отклонений параметров, – параметры приводятся к диапазону [0; 1].

Количество выходных нейронов сети в точности равно числу локализуемых дефектов. Данные подготавливаются таким образом, чтобы после обучения ИНС выдавала «1», если точка в пространстве относительных отклонений принадлежит данному классу неисправностей и «0» – в противном случае.

Задача моделирования ошибок измерения, погрешности метода и т.п. для i -го дефекта решается путем генерации случайных чисел, распределенных по нормальному закону, с заданным математическим ожида-

нием и дисперсией. На рисунке 2 изображена двумерная проекция классов неисправностей для степени развития дефекта от 0% до 10%.

Некоторые классы неисправностей ГТД частично или полностью перекрываются. Однако для корректной работы ИНС необходимо обеспечить условие непротиворечивости исходных данных. Для решения этой проблемы можно увеличить размерность пространства измеряемых параметров. Напротив, в традиционных методах для упрощения задачи зачастую стараются уменьшить [11] или не допустить увеличения [6,7] размерности векторов измерений. Кодирование выходной информации выполняется следующим образом.

Обучающий выходной вектор разбивается на группы по два компонента в каждой таким образом, чтобы

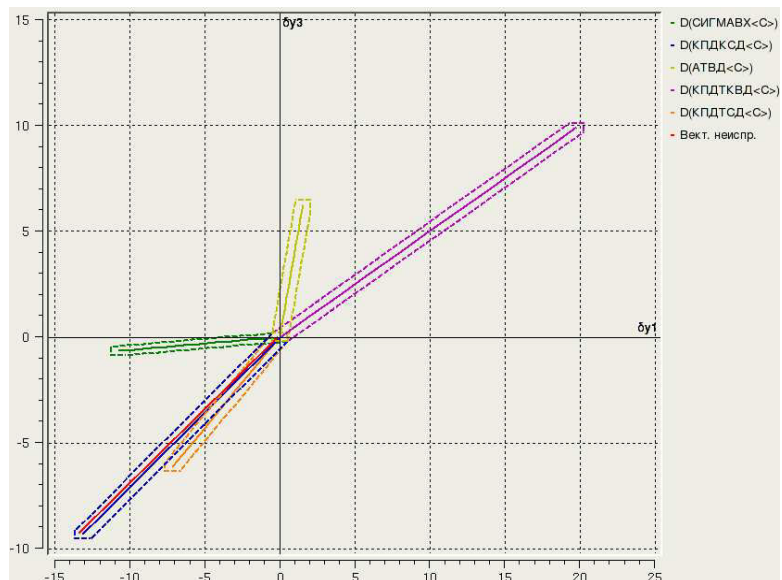


Рис. 2. Схема классов неисправностей в них вошли все возможные комбинации компонент выходного вектора. Число этих групп можно определить как количество неупорядоченных выборок по два из исходных компонент:

$$A_k^n = \frac{k!}{n!(k-n)!} = \frac{k!}{2!(k-2)!} = \frac{k(k-1)}{2}.$$

Тогда, в нашем случае для 5-ти классов мы имеем 10 выходов распределенных следующим образом (см. таблицу 2):

Таблица 2

№ выхода сети	Компоненты выхода
1	1-2
2	1-3
3	1-4
4	1-5
5	2-3
6	2-4
7	2-5
8	3-4
9	3-5
10	4-5

Значение «1» на выходе свидетельствует о наличии одной из компонент. Тогда мы можем перейти к номеру класса по результату расчета сетью следующим образом: определяем, какие комбинации получили единичное (точнее близкое к единице) значение выхода (т.е. какие классы неисправностей у нас активировались), и считаем, что номер класса будет тот, который вошел в наибольшее количество активированных выходов сети (см. таблицу 3).

Тестирование работы ИНС на модельных примерах подтвердило работоспособность описанных под-

ходов для распознавания неисправностей ГТД и показало, в частности, следующие результаты. Рассматриваемый математический аппарат позволил разделить (без увеличения размерности пространства измеряемых параметров) такие неисправности как «снижение КПД КНД» и «снижение КПД ТНД» (см. рисунок 3), которые обычно трудно различаются традиционными методами. Классы неисправностей «снижения КПД КВД» и «снижения КПД ТВД» при данной системе измерений разделить не удалось, т.к. они полностью перекрываются на всех проекциях пар координат (δP_2 , δt_4 , δn_1 , δG_T). Поэтому они были объединены в общий блок – «снижение КПД ТКВД».

Таблица 3

Класс неисправности	Активированные выходы
$\delta \sigma_{вх}$	1,2,3,4
$\delta \eta_{кнд}$	1,5,6,7
$\delta F_{твд}$	2,5,8,9
$\delta \eta_{тквд}$	3,6,8,10
$\delta \eta_{тнд}$	4,7,9,10

На рисунке 3 показан график значений выходов ИНС вдоль вектора предполагаемого развития неисправности. Из графика виден рост вероятности дефек-

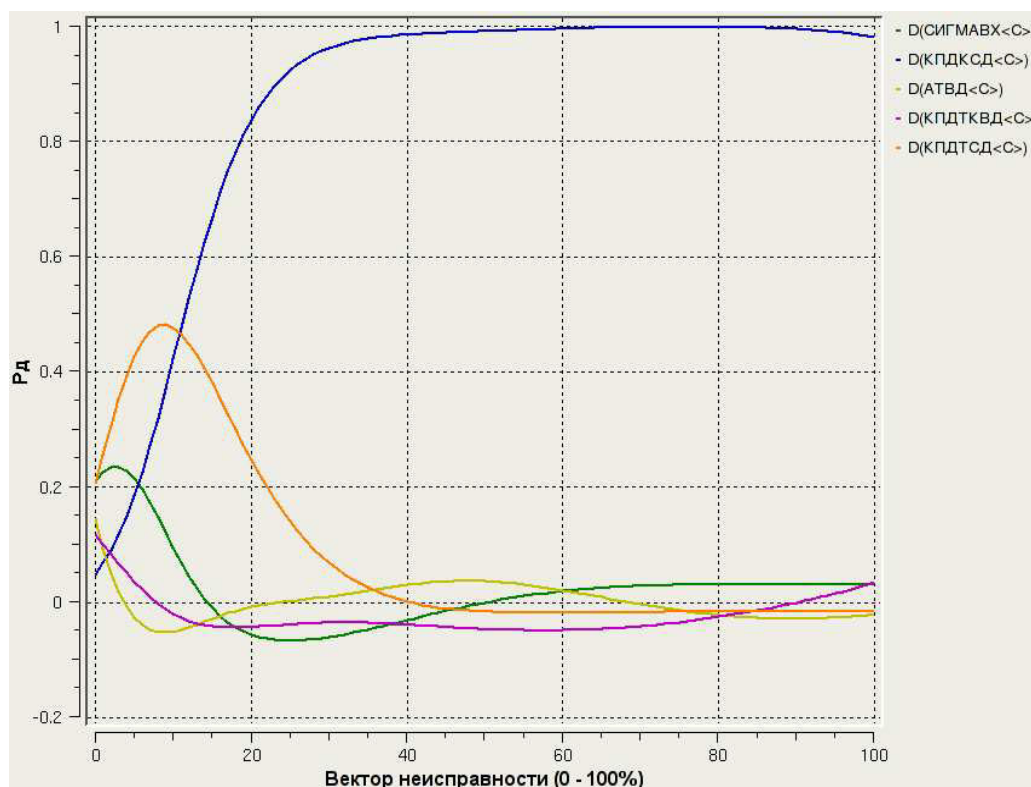


Рис. 3. График значений выходов ИНС при распознавании неисправностей ГТД

та «снижение КПД ТНД» в начале вектора, где классы дефектов «снижение КПД КНД» и «снижение КПД ТНД» перекрываются, но затем, по мере развития неисправности, ИНС отдает предпочтение первому классу.

В дальнейшем предполагается исследовать и разработать методики решения следую-

щих задач по распознаванию неисправностей ГТД с помощью ИНС:

- распознавание дефектов при переменных значениях коэффициентов влияния (МКВ является функцией степени развития дефектов, режима работы двигателя, внешних условий);
- распознавание кратных дефектов;
- распознавание неисправностей датчиков;
- распознавание неисправностей по характеру протекания динамического процесса.

В настоящее время также проводятся исследования по решению еще нескольких задач диагностирования на базе аппарата ИНС, в частности, тренд-анализа и прогнозирования технического состояния ГТД.

Литература

1. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. – М.: Мир, 1976. – 512 с.
2. Себестиан Г.С. Процессы принятия решений при распознавании образов. – К.: Техника, 1965. – 152 с.
3. Биргер И.А. Техническая диагностика. – М.: Машиностроение, 1978. – 240 с.
4. Концевич А.Г. Аппроксимация модели нормального состояния ГТД искусственной нейронной сетью // *Авиационно-космическая техника и технология*: Сб. науч. тр. - Харьков, 2002. Вып. 31. Двигатели и энергоустановки. – С. 202 – 205.
5. Ротштейн А.П., Митюшкин Ю.И. Нейролингвистическая идентификация нелинейных зависимостей // *Кибернетика и системный анализ*. – 2000. – № 2. – С. 37 - 44.
6. Епифанов С.В. Исследование алгоритма распознавания неисправных узлов газотурбинных двигателей по отклонениям регистрируемых параметров // *Математические методы анализа динамических систем*: Тем. сб. науч. тр. – Харьков: ХАИ, 1981. – Вып. 5. – С. 67–72.
7. Епифанов С.В. Определение единичных неисправностей ВРД с использованием линейных термогазодинамических моделей // *Испытания авиационных двигателей*: Межвуз. науч. сб. – Уфа: УАИ, 1979. – Вып. 7. С. 90–95.
8. Слободкина Ф.А. Локализация неисправности ГТД математическими методами // *Тр. ЦАГИ*. – 1999. – Т. 2, № 2640. – С. 249-254.
9. Ахмедзянов А.М., Дубравский Н.Г., Тунаков А.П. Диагностика состояния ВРД по термогазодинамическим параметрам. – М.: Машиностроение, 1983. – 206 с.
10. Дворниченко В.В. Диагностика технического состояния двигателей семейства Д-30КУ I и II серий с использованием регрессионного анализа линейных диагностических матриц по полетной информации // *Исследование характеристик элементов ГТД и некоторые вопросы технического обслуживания ГТД*: Сб. науч. тр. МГТУГА. – М., 1996. – С. 42 – 57.
11. Валавичюс В.М. Диагностирование двухконтурных турбореактивных двигателей на основе теории распознавания образов // *Новинки и проблемы системы технической эксплуатации летательных аппаратов*: Сб. науч. тр. МГТУГА. – М., 1994. – С. 74 – 78.
12. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели // *Учебное пособие к курсу «Нейронные сети»*. – Воронеж: Воронежский Государственный Университет, 1999. – 76 с.
13. <http://softlab.od.ua/algo/neuro/nn-intro/index.html>
14. <http://basegroup.ru>
15. В.И. Архангельский / Нейронные сети в системах автоматизации. – К.: «Техніка», 1999. – 364 с.
16. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели. Уч. пособ. к курсу «Нейронные сети» // Воронежский Государственный университет, 1999. – 76 с.
17. Вороновский Г.К. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности. – Х.: ОСНОВА, 1997. – 112 с.
18. StatSoft, Inc. (1999). Электронный учебник по статистике // Москва, StatSoft. WEB: <http://www.statsoft.ru/home/textbook/default.htm>

Поступил в редакцию 15.06.03

Рецензенты: канд. техн. наук, нач. отдела 19, Филоненко А.А., ЦНИОКР «Машпроект», г. Николаев, Украина; д-р техн. наук., профессор, Епифанов С.В., зав. кафедрой конструкции авиадвигателей ХАИ, г. Харьков, Украина.