

## НОВЫЕ АЛГОРИТМЫ БОРТОВОЙ ДИАГНОСТИКИ АВИАЦИОННОГО ГАЗОТУРБИННОГО ДВИГАТЕЛЯ НА БАЗЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ СЕТЕЙ

С. В. ЖЕРНАКОВ<sup>1</sup>, А. Т. ГИЛЬМАНШИН<sup>2</sup>

<sup>1</sup>zhsviit@mail.ru, <sup>2</sup>arturg.2008@yandex.ru

ФГБОУ ВПО «Уфимский государственный авиационный технический университет» (УГАТУ)

Поступила в редакцию 15 декабря 2014

**Аннотация** Рассматривается применение нейро-нечетких алгоритмов для решения задач контроля и диагностики авиационных ГТД, описано построение математической модели ГТД и классификатора отказов, отражены их достоинства и недостатки перед классическими методами диагностики.

**Ключевые слова:** нейросетевая модель; нейро-нечеткий алгоритм; газотурбинный двигатель.

### ВВЕДЕНИЕ

Развитие современных газотурбинных двигателей требует более качественного и быстрого выявления неисправностей, для этого необходимо непрерывно совершенствовать системы контроля и диагностики таких двигателей. Функционирование таких систем в условиях «НЕ-факторов» в сочетании с высокой сложностью процессов протекающих в двигателе делает целесообразным применение интеллектуальных методов для решения задач контроля и диагностики ГТД наряду с классическими.

### 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Современная цифровая система управления авиационного ГТД реализует управление двигателем во всех режимах его работы и обеспечивает устойчивую работу двигателя на переходных режимах и предотвращение различных аварийных ситуаций (рис. 1). Система состоит из трех основных блоков – блока контроля измеряемых параметров, бортовой системы контроля и диагностики, и системы автоматического управления [1].

Первичная обработка данных измерительных каналов в настоящее время осуществляется с использованием алгоритмов допускового контроля, отслеживающих выход измеряемых величин и их производных за заданные пределы.

При обнаружении отказа измерительного канала для восстановления потерянной информации используется последнее достоверное значение измеряемого параметра. Такой метод имеет недостаточную эффективность обнаружения постепенного или плавающего отказа, а также низкую достоверность восстановленных данных на переходных режимах работы. Для решения данной проблемы возникает необходимость дополнять классические методы контроля и диагностики ГТД новыми, интеллектуальными, имеющими более высокую эффективность на любых режимах работы двигателя [2].

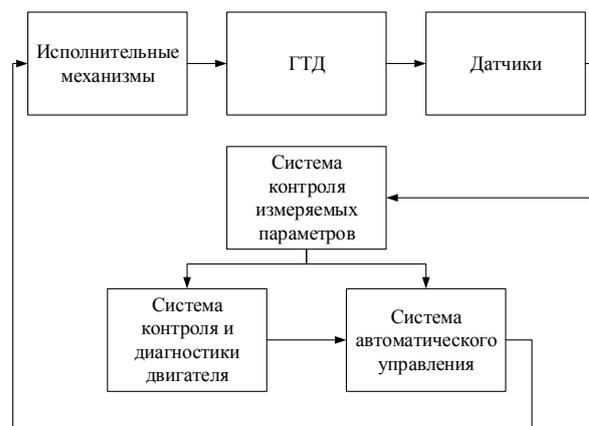


Рис. 1. Структура цифровой системы управления авиационным ГТД

Для решения вышестоящей задачи может быть использована интеллектуальная сис-

тема, реализующая метод FDI (Fault Detection and Identification), в основе которой лежит нейросетевая математическая модель двигателя и нейронечеткий классификатор [3]. Такая система позволяет обнаруживать и классифицировать нештатные режимы работы газотурбинного двигателя, измерительных каналов и исполнительных механизмов в бортовых условиях. Структура данной системы показана на рис. 2.

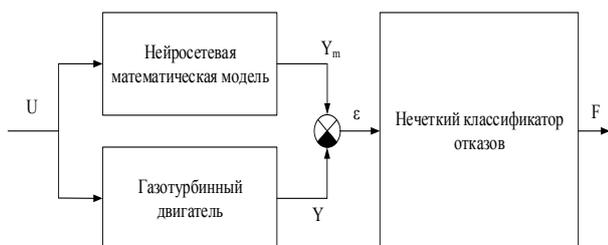


Рис. 2. Структурная схема системы FDI

## 2. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ГАЗОТУРБИННОГО ДВИГАТЕЛЯ

Выходные параметры математической модели могут быть использованы для диагностики нештатных режимов работы двигателя на основании сравнения вышеуказанных параметров с измеренными, а также для восстановления потерянных данных измерительных каналов в случае обнаружения их отказа.

Такая модель должна обладать рядом специальных свойств, важнейшими из которых являются следующие [4]:

- модель должна описывать свойства ГТД, определяющие нестационарность рабочих процессов, что означает необходимость использования динамической модели;
- структура математической модели ГТД должна обеспечить практическую возможность ее функционирования в комплексе с математическими моделями других элементов летательного аппарата.

Перспективным направлением в данной области является создание математической модели ГТД на основе нейронных сетей, важными свойствами которых являются способность к обучению, дообучению и обобщению накопленных знаний, что позволяет настраивать такую модель под параметры конкретного двигателя на основе экспериментальных данных. Вышеуказанным требованиям к математической модели отвечают рекуррентные нейронные сети, такие как сети Элмана и рекуррентные многослойные персептроны (NARX) [5].

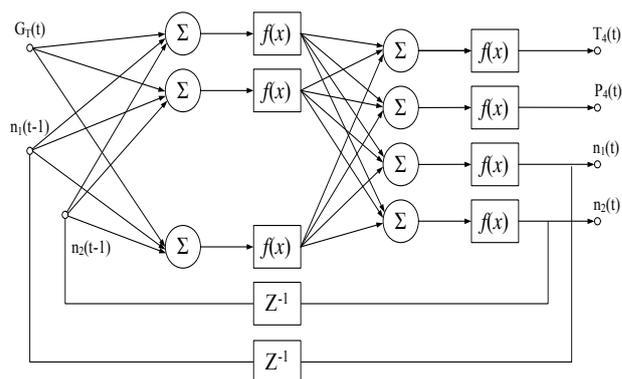


Рис. 3. Структура нейросетевой модели газотурбинного двигателя

Проектирование и отладка математической модели осуществляется с использованием пакета Neural Network Toolbox, входящего в состав математического пакета MATLAB. В результате моделирования была выбрана архитектура сети NARX, которая обеспечила наибольшую точность моделирования. Функция активации нейронов внутреннего слоя – сигмоидальная, выходного слоя – линейная. В качестве алгоритма обучения выбран алгоритм Левенберга–Марквардта. Структурная схема модели показана на рис. 3. Количество нейронов в скрытом слое выбирается исходя из минимальной ошибки обучения нейросети (рис. 4).

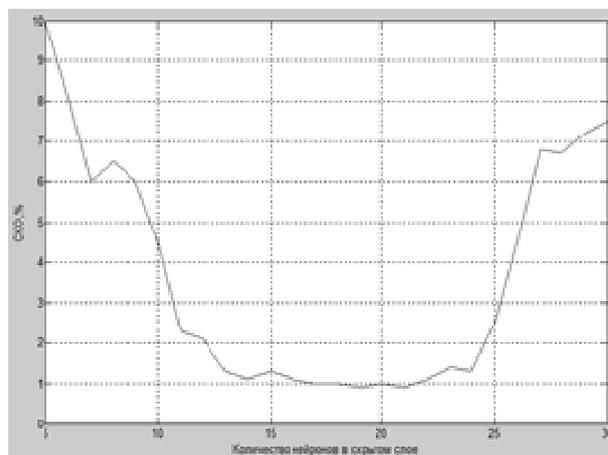


Рис. 4. Зависимость среднеквадратической ошибки нейронной сети от количества нейронов в скрытом слое

В табл. 1 приведена одна из выборок экспериментальных данных, на основе которых производилось обучение нейронной сети.

Расчетные данные, полученные путем моделирования ГТД с использованием нейросетевой модели, показаны в виде графиков на рис. 5.

Таблица 1

## Обучающая выборка

| $G_i$   | $n_1$  | $n_2$  | $T_4$   | $P_4$ |
|---------|--------|--------|---------|-------|
| 116.125 | 9.664  | 20.867 | 833.375 | 1.125 |
| 125.750 | 10.000 | 21.758 | 817.125 | 1.093 |
| 131.125 | 10.477 | 22.249 | 843.437 | 1.121 |
| 132.875 | 10.820 | 22.813 | 860.250 | 1.144 |
| 136.000 | 11.266 | 23.414 | 879.438 | 1.174 |
| 138.375 | 11.711 | 24.047 | 902.250 | 1.181 |
| 139.125 | 12.305 | 24.930 | 933.813 | 1.202 |
| 143.875 | 12.836 | 25.758 | 955.250 | 1.215 |
| 145.750 | 13.461 | 26.742 | 974.687 | 1.229 |
| 208.000 | 36.742 | 61.336 | 616.688 | 3.196 |
| 243.375 | 43.273 | 65.945 | 640.125 | 3.902 |
| 319.500 | 54.047 | 71.695 | 635.688 | 5.267 |
| 425.000 | 67.203 | 77.258 | 637.063 | 7.135 |
| 481.250 | 72.883 | 79.461 | 639.500 | 8.122 |
| 524.250 | 75.492 | 80.695 | 647.625 | 8.732 |
| 582.875 | 78.594 | 82.008 | 663.313 | 9.404 |
| 624.875 | 80.797 | 82.906 | 677.063 | 9.958 |

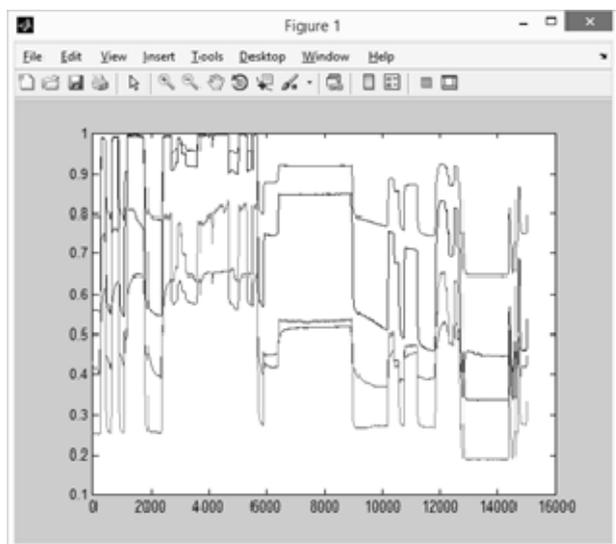


Рис. 5. Данные математического моделирования ГТД

### 3. НЕЙРО-НЕЧЕТКИЙ КЛАССИФИКАТОР ОТКАЗОВ

Нейро-нечеткий классификатор отказов выдает заключение о исправности двигателя или его систем на основании вектора ошибок  $\varepsilon$ , полученного в результате поэлементного сравнения вектора расчетных данных модели  $Y_m$  (рис. 5) с вектором измеренных данных  $Y$ . Данный классификатор может иметь следующие состояния:

- исправное состояние;
- отказ измерительного канала;
- отказ исполнительного механизма;
- отказ ГТД;
- отказ системы автоматического управления.

Процесс создания классификатора отказов на базе нейро-нечетких алгоритмов состоит из 4 этапов [6]:

- Формулировка набора правил типа ЕС-ЛИ – ТО на основании сведений о соответствии отклонения измеренных данных от расчетных той или иной неисправности.
- Построение нейронной сети, которая является базой системы нечеткого вывода.
- Обучение нейронной сети с использованием эталонной выборки входных и выходных данных, представляющих собой массивы экспериментальных данных измерительных каналов ГТД.
- Настройка параметров входных функций принадлежности для минимизации ошибки обучения.

Моделирование нейро-нечеткого классификатора производится с использованием редактора ANFIS editor математического пакета MATLAB на основе данных полученных в ходе полетных испытаний ГТД, а также результатов моделирования отказов ГТД и его систем с использованием полной поэлементной математической модели ГТД [7]. Правила нечеткого вывода данного классификатора показаны на рис. 6, а его структура – на рис. 7.

Обучение нейросети классификатора проводилось с использованием входных измеренные и расчетных данные каналов  $n_1$ ,  $n_2$ ,  $P_k$ ,  $T_4$ , включающих отклонения, полученные путем моделирования отказов двигателя и датчиков, а также выходные эталонные данные, представляющие собой сигнал о соответствующем отказе. Выборка обучающих данных изображена на рис. 8.



Рис. 6. Правила нечеткого вывода

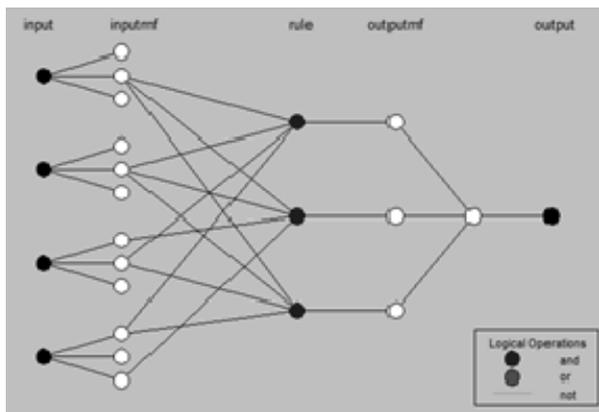


Рис. 7. Структура нейро-нечеткого классификатора

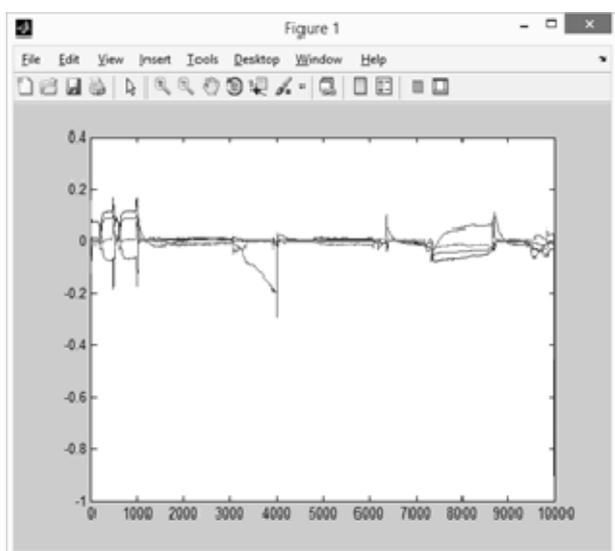


Рис. 8. Выборка обучения нейро-нечеткого классификатора

Сравнительный анализ точности классического и нейро-нечеткого методов классификации отказов приведен в табл. 2. В ней отображены вероятности ошибок 1 и 2 рода при классификации дефекта компрессора низкого давления и отказа измерительного канала  $n_1$ .

Таблица 2

Сравнительная характеристика методов

| Метод классификации                      | Вероятность ошибки определения отказа, % |               |                    |               |
|--|--|---------------|--------------------|---------------|
|  | Дефект компрессора НД                    |               | Отказ канала $n_1$ |               |
|  | Ошибка 1 рода                            | Ошибка 2 рода | Ошибка 1 рода      | Ошибка 2 рода |
| Классический метод (допусковый контроль) | 1,5                                      | 1,1           | 2,4                | 1,7           |
| Нейро-нечеткий метод                     | 0,6                                      | 0,3           | 0,9                | 0,3           |

#### 4. РЕАЛИЗАЦИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ

Выполнение нейросетевого алгоритма заключается в расчете выходных сигналов нейронов на основе входных сигналов и весовых коэффициентов сначала для входного, затем для выходного слоя. Математическая модель нейрона следующая:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right);$$

где  $w_i$  – вес синапса,  $i = 1..n$ ,  $n$  – число входов нейрона,  $b$  – значение смещения,  $x_i$  – входной сигнал,  $y$  – выходной сигнал,  $f$  – функция активации. Для повышения быстродействия нейросетевого алгоритма целесообразно применение в качестве функции активации нейронов скрытого слоя функции

$f(s) = \frac{s}{a + |s|}$  (рациональная

сигмоида), требующей малого объема вычислений по сравнению с экспоненциальной функцией или функцией гиперболического тангенса. Нейроны выходного слоя имеют линейную функцию активации.

Рассмотрим реализацию нейросетевого алгоритма на базе 16-разрядного микроконтроллера ST10F269 фирмы STMicroelectronics. Микроконтроллеры этой серии получили широкое распространение в современных цифровых системах автоматического управления, в том числе и в авиации. Наличие в составе ядра данного контроллера модуля умножителя-накопителя (MAC) позволяет увеличить скорость вычисления алгоритма за счет совмещения операций умножения и сложения при взвешенном суммировании в сумматоре нейрона.

Входные и выходные параметры, а также весовые коэффициенты нейронной сети имеют формат 16-разрядных чисел с фиксированной запятой. Весовые коэффициенты задаются во время обучения нейросети, и сохраняются в ПЗУ. При запуске программы они записываются в соответствующие ячейки ОЗУ. Подпрограмма нейросетевого алгоритма в качестве входных параметров использует определенные ячейки ОЗУ, и записывает рассчитанные выходные параметры по аналогии.

Далее приведен пример ассемблерного кода для одного искусственного нейрона сети с использованием умножителя-накопителя (MAC).

```
Repeat #13 times
CoMAC [IDX0+], [R0+]
; Функция умножения-накопления
MOV MDL, MAH ;
```

```

MOV R1, MDL
; Запись результата s в источник
; для инструкции деления
JMPA CC_NN, ifpos
; Условный переход по знаку +
NEG R1
; инверсия знака, если число
; отрицательное s = |s|
ifpos: ADD R1, coefmem
; Сложение с коэффициентом a
DIV MDL, R1
; Деление s/(a+|s|)
MOV iresmem, MDL
; Запись результата в соотв.
; ячейку памяти

```

Рассчитаем время выполнения нейросетевого алгоритма на данном микроконтроллере при тактовой частоте 40 МГц. Время выполнения командного цикла  $T_{CY} = 25$  нс.

Таблица 3  
Время выполнения команд ST10F249

| Команды              | Мин. время выполнения $T_{min}$ , тактов |
|----------------------|--|
| DIV                  | 20                                       |
| JMPA                 | 4  |
| CoMAC; ADD; MOV; NEG | 2  |

В табл. 3 приведено время выполнения команд, использованных в представленном выше ассемблерном коде.

Общее время выполнения кода для одного нейрона  $T = (n \times T_{CoMAC} + 3 \times T_{MOV} + T_{DIV} + T_{JMPA} + T_{ADD} + T_{NEG}) \times 25$  нс =  $(n \times 50 + 850)$  нс.

Расчет нейросетевой модели ГТД в таком случае займет  $T = 13 \times (3 \times 50 + 850) + 4 \times (13 \times 50 + 850) = 19000$  нс = 19 мкс.

В случае необходимости более высокой скорости выполнения алгоритмов либо повышения их точности, что приведет к увеличению числа искусственных нейронов, и, соответственно, увеличению количества выполняемых вычислительных операций, может быть целесообразным реализация данных алгоритмов на базе программируемых логических интегральных схем (ПЛИС). Вычисления в одном слое нейронной сети выполняются независимо для каждого нейрона, поэтому при реализации их на ПЛИС возможно параллельное вычисление выходных данных нейронов в слое. Это позволяет реализовать нейросетевой алгоритм за единицы тактов, что при тактовой частоте > 200 МГц составит десятки наносекунд.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе работы были установлены следующие преимущества использования интеллектуальных методов для решения вышеуказанных задач:

- повышение эффективности диагностики плавающих отказов
- простота обучения и дообучения применяемых моделей
- точность вычислений в условиях «нефакторов»
- возможность повышения производительности и отказоустойчивости вычислительных алгоритмов за счет применения технологии параллельных вычислений.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Васильев В. И., Жернаков С. В., Фрид А. И. и др. Нейрокомпьютеры в авиации (самолеты) / под ред. В. И. Васильева, Б. Г. Ильясова, С. Т. Кусимова. Кн. 14. М.: Радиотехника, 2003. 496 с. [[ V. I. Vasilyev, S. V. Zhernakov, A. I. Frid, *Neurocomputers in aviation (airplanes)*, Book 14: Tutorial for higher education. Moscow.: Radiotekhnika, 2003. ]]
2. Интеллектуальные системы управления и контроля газотурбинных двигателей / под ред. С. Т. Кусимова, Б. Г. Ильясова, В. И. Васильева. М.: Машиностроение, 2008. 549 с. [[ S. T. Kusimov, B. G. Ilyasov, V. I. Vasil'yev (Ed.), *Intellectual systems of gas turbine engines control and check systems*. Moscow: Mashinostroyeniye, 2008. ]]
3. Жернаков С. В. К вопросу о построении гибридных нейро-нечетких экспертных систем диагностики и контроля ГТД // Управление в сложных системах. Уфа: УГАТУ, 1999. С. 119–126. [[ S. V. Zhernakov, "The diagnosis and prediction of the state of a gas-turbine engine by hybrid neuro fuzzy expert systems," *J. Comput. Syst. Sci. Int.* 38, no. 5, pp. 819-824, 1999 (translation from *Izv. Akad. Nauk, Teor. Sist. Upr.*, no. 5, pp. 156-161, 1999. ]]
4. Чун Р. К. Методы математического моделирования двигателей летательных аппаратов. М.: Машиностроение, 1988. 288 с. [[ R.K. Chuyan, *Modelling methods of aircraft engines*. Moscow: Mashinostroyeniye, 1988. ]]
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М: Вильямс, 2006. 1104 с. [[ Simon Haykin, *Neural networks - A comprehensive foundation*. Moscow: Williams, 2006. ]]
6. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Пер. с польск. И. Д. Рудинского. М.: Горячая линия – Телеком, 2006. 452 с. [[ D. Rutkovskaya, M. Pilinsky, L. Rutkovsky, *Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems* (Transl. from Polish). Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2006. ]]
7. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. М.: Горячая линия – Телеком, 2007. 288 с. [[ S. D. Shtovba, *Fuzzy system projecting using MATLAB facilities*. Moscow: Telecom, 2007. ]]

**ОБ АВТОРАХ**

**ЖЕРНАКОВ Сергей Владимирович**, зав. каф. электроники и биомедицинских технол. Дипл. инж. по пром. электронике (УГАТУ, 1984). Д-р техн. наук по сист. анализу, упр. и обр. инф. (УГАТУ, 2005). Иссл. в обл. интел. систем.

**ГИЛЬМАНШИН Артур Тагирович**, асп. каф. электроники и биомедицинских технол. М-р техн. и технол. по инф. и выч. техн. (УГАТУ, 2011). Готовит дис. в области контроля и диагностики авиац. газотурбинных двиг.

**METADATA**

**Title:** New onboard gas turbine engine diagnostic algorithms based on neural-fuzzy networks.

**Authors:** S. V. Zhernakov, A. T. Gilmanshin.

**Affiliation:**

Ufa State Aviation Technical University (UGATU), Russia.

**Email:** zhsviit@mail.ru, arturg.2008@yandex.ru.

**Language:** Russian.

**Source:** Vestnik UGATU, vol. 19, no. 2 (68), pp. 63-68, 2015. ISSN 2225-2789 (Online), ISSN 1992-6502 (Print).

**Abstract:** The application of neuro-fuzzy algorithms for solving problems of control and diagnostics of gas turbine engines are reviewed, the construction of a mathematical model of gas turbine engines and classifier bounce, reflections, are their advantages and disadvantages over classical diagnostic methods are described.

**Key words:** neural network model; neuro-fuzzy algorithm; gas turbine engine.

**About authors:**

**ZHERNAKOV, Sergey Vladimirovich**, Dr. (Habil.) Tech. Sci, Prof., Head, Dept. of Electronics and Biomedical Technology, Ufa State Aviation Technical University.

**GILMANSHIN, Artur Tagirovich**, Postgrad. (PhD) Student, Dept. of Electronics and Biomedical Technology, Ufa State Aviation Technical University.