

УДК 629.735

Г. Г. КУЛИКОВ<sup>1</sup>, Г. И. ПОГОРЕЛОВ<sup>2</sup>, Б. И. БАДАМШИН<sup>2</sup>, А. И. АБДУЛНАГИМОВ<sup>1</sup><sup>1</sup> Уфимский государственный авиационный технический университет, Россия<sup>2</sup> ОАО Уфимское научно-производственное предприятие «Молния», Россия

## МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДВУХВАЛЬНОГО ГТД С СОБЛЮДЕНИЕМ УСЛОВИЙ СТРУКТУРНОЙ АДЕКВАТНОСТИ

*Обсуждается инженерная методика построения нейросетевой модели двухвального газотурбинного двигателя, включающая алгоритмы обучения и идентификации математической модели двигателя по реальным данным с выбором параметров структуры и размера нейронной сети. Приводятся результаты моделирования нескольких параметров двигателя с использованием различных структур нейронной сети. Данная методика учитывает динамическую характеристику двигателя с соблюдением структурной и параметрической адекватности аналитической модели и позволяет получить адекватную модель двухвального газотурбинного двигателя для определенного режима работы.*

**Ключевые слова:** идентификация параметров, нейронная сеть, система автоматического управления, контроля и диагностики, динамическая модель, ГТД, база знаний.

### Введение

В процессе эксплуатации летательного аппарата (ЛА) его двигатели изнашиваются и их характеристики деградируют, также изменяются их условия эксплуатации, учитывая, к примеру, смену сезонов. Следовательно, становится актуальной задача моделирования и идентификации с соблюдением условий структурной адекватности объекта, которая будет идентифицировать модель газотурбинного двигателя (ГТД), а в дальнейшем ее корректировать в соответствии с реальными характеристиками двигателя и условиями его эксплуатации. Создание подобной модели и поддержание ее в актуальном состоянии по отношению к реальным двигательным установкам (ДУ) невозможно без разработки современной методики идентификации и корректировки параметров двигателя с использованием нейронных сетей (НС). Данная методика должна проводить трендовый анализ характеристик двигателя, которая позволит прогнозировать состояние и работу ГТД в будущем.

В последние годы интеллектуальные технологии на основе нейронных сетей используются для исследования и разработки сложных систем управления и контроля газотурбинными силовыми установками, в частности для идентификации модели, распознавания режимов работы, тренд-анализа, классификации и прогнозирования состояния и т.д. [1 - 3].

Преимущество использования НС заключается в отсутствии необходимости воспроизведения сложной физической модели ГТД. НС аппроксимирует функциональную зависимость между входом и выходом. Для построения нейросетевой модели ГТД необходима лишь обучающая выборка вход-выход.

Таким образом, для задачи идентификации модели двигателя по реальным данным, зафиксированным на входе и выходе ГТД, применение НС является оправданным. Тем более что НС имеет высокую робастность к внешним возмущениям и способность к прогнозированию.

Однако подход, основанный на идентификации математической модели объекта только с помощью входных и выходных данных без использования знаний о структуре объекта, может привести к формированию недостаточно адекватной модели, не способной реализовать динамические характеристики объекта. Метод идентификации, предлагаемый в статье, основан на учете знаний о структуре объекта – ГТД и позволяет учитывать его динамические свойства.

### 1. Необходимые условия структурной адекватности модели ГТД на базе НС аналитической модели

Для того чтобы математическая модель (ММ) ГТД была адекватна на переходных режимах работы двигателя необходимо учитывать его динамические свойства. Статические и динамические характеристики ММ должны быть близки к характеристикам реального объекта.

Идентификация ММ ГТД, при которой учитывались бы только входные и выходные параметры двигателя, позволила бы аппроксимировать только статические характеристики двигателя. Чтобы охватить весь диапазон рабочих режимов, модель ГТД должна быть представлена в виде статической характеристики и конечного множества динамических характеристик, каждая из которых приближенно описывает динамику

ческие свойства двигателя на некотором линейном участке статической характеристики.

Покажем, что структурная адекватность модели на базе НС аналитической модели может быть обеспечена следующими условиями формирования обучающих выборок.

Рассмотрим структуру аналитической модели в линейной окрестности заданного режима для одно-вального двигателя

$$W_1 = \frac{\Delta n_{пр}}{\Delta G_T} = \frac{k_1}{T_1 \cdot S + 1} \quad (1)$$

Модель экспериментальных данных представим в виде табл. 1.

Таблица 1

Модель экспериментальных данных

i	$\Delta G_i$	$\Delta n$
1	$\Delta G_{i1}$	$\Delta n_1$
2	$\Delta G_{i2}$	$\Delta n_2$
...		
n	$\Delta G_{in}$	$\Delta n_n$

Преобразуем модель (1) в дискретный вид

$$\Delta \dot{n}_i = a_{11} \cdot \Delta n_{i-1} + b_{11} \Delta G_{Ti-1} \quad (2)$$

В соответствии с формулой (2) на базе табл. 1 сформируем таблицу с обучающими выборками НС.

Таблица 2

Обучающие выборки

i	Входы	Выходы
1	$\Delta G_{i1}, \Delta n_1$	$\Delta n_2$
2	$\Delta G_{i2}, \Delta n_2$	$\Delta n_3$
...		
n	$\Delta G_{in-1}, \Delta n_{n-1}$	$\Delta n_n$

Таким образом, на вход нейросетевой модели помимо управляющего сигнала подается значение частоты вращения вала двигателя  $\Delta n_{n-1}$ , которое было на предыдущем шаге.

Линейная динамическая модель (ЛДМ) двух-вального ГТД описывается следующей системой уравнений:

$$\begin{aligned} \Delta \dot{n}_{НДi} &= a_{11} \cdot \Delta n_{НДi-1} + a_{12} \cdot \Delta n_{ВДi-1} + b_{11} \cdot \Delta G_{Ti-1}, \\ \Delta \dot{n}_{ВДi} &= a_{21} \cdot \Delta n_{НДi-1} + a_{22} \cdot \Delta n_{ВДi-1} + b_{21} \cdot \Delta G_{Ti-1}. \end{aligned} \quad (3)$$

Обучающая выборка для такой модели двух-вального ГТД будет выглядеть следующим образом.

Таблица 3

Обучающие выборки

i	Входы	Выходы
1	$\Delta G_{i1}, \Delta n_{НД1}, \Delta n_{ВД1}$	$\Delta n_{НД2}, \Delta n_{ВД2}$
2	$\Delta G_{i2}, \Delta n_{НД2}, \Delta n_{ВД2}$	$\Delta n_{НД3}, \Delta n_{ВД3}$
...		
n	$\Delta G_{i(n-1)}, \Delta n_{НД(n-1)}, \Delta n_{ВД(n-1)}$	$\Delta n_{НДn}, \Delta n_{ВДn}$

Обучающие выборки, приведенные в табл. 2 и 3, позволяют нам говорить о том, что нейросетевая модель, обученная с помощью этих выборок, является динамической.

## 2. Алгоритм идентификации ММ ГТД на базе НС с использованием пакетов программ Matlab и LabView

Рассмотрим алгоритм идентификации ММ ГТД по реальным характеристикам, зарегистрированным в процессе полета ЛА. Алгоритм представлен на рис. 1.

Идентификация проводится на основе данных, зарегистрированных с помощью электронной системы управления (ЭСУ) во время полета ЛА. Данные регистрации хранятся в виде отдельных бинарных файлов и считываются с помощью специальной программы регистрации. Оператор может выбрать интересующий его промежуток времени регистрации и сгенерировать отчет в виде csv-файла. Далее идет процесс определения необходимых для обучения нейросетевой модели ГТД входных и выходных параметров из числа имеющихся в файле регистрации.

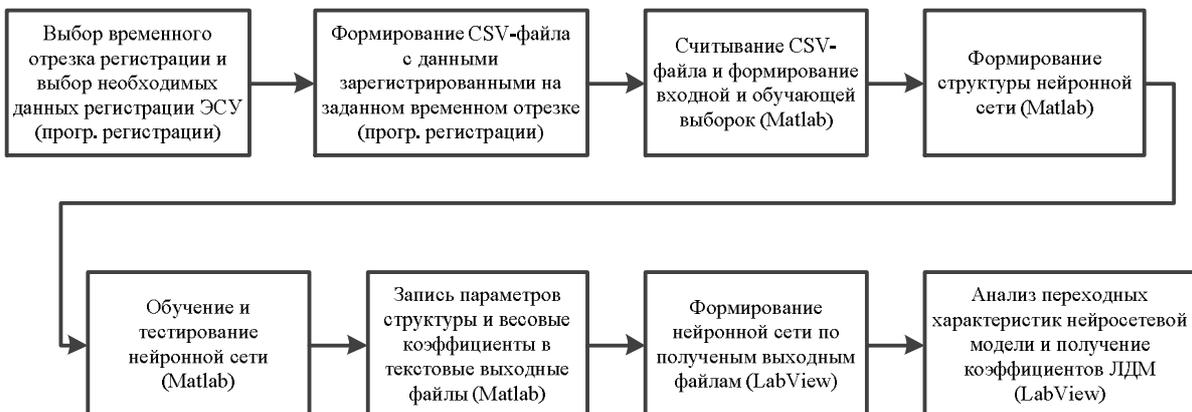


Рис. 1. Алгоритм идентификации ММ ГТД

После формирования соответствующего конфигурационного файла, включающего в себя информацию о количестве обучающих выборок, обозначения входных и выходных параметров, масштабные коэффициенты параметров (входные и выходные значения обучающей выборки необходимо нормировать, чтобы исключить сильного разброса конечного результата обучения), запускается программа в среде Matlab. Данная программа, используя пакет Neural Network, позволяет реализовать выбранную структуру нейронной сети, произвести ее обучение и тестирование. Вычисленные вес и смещения нейронной сети (НС) записываются в отдельные текстовые файлы. Далее выбранная структура нейросетевой модели реализуется в пакете программ LabView. К ней подключаются текстовые файлы с вычисленными в Matlab весами и смещениями НС.

Реализованная в LabView нейросетевая модель ГТД позволяет работать в составе полунатурного стенда с реальными электронными системами управления. Также, полученные с помощью нейросетевой модели, переходные процессы позволяют восстанавливать значения коэффициентов ЛДМ ГТД.

### 3. Апробация алгоритма идентификации ММ ГТД по реальным данным

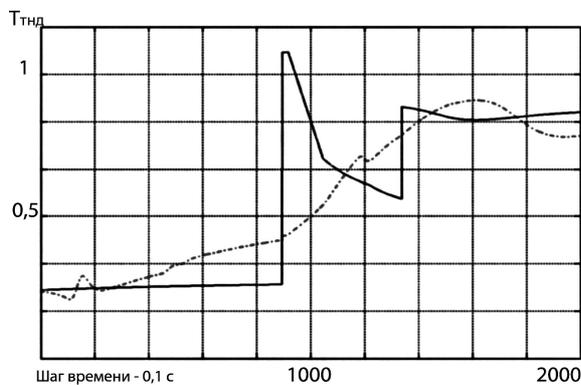
Для реализации нейросетевой модели выбрана НС прямого распространения с одним скрытым слоем [4, 5]. Структура НС приведена на рис. 2.

Число нейронов во входном и выходном слоях определяются количеством входных и выходных параметров. У исследуемой НС 5 входов и 5 выходов. Входы: высота полета –  $H$ ; число  $M$  полета –  $M$ ; частота вращения ротора компрессора высокого давления на предыдущем шаге –  $n_{ВД\ i-1}$ ; частота вращения ротора компрессора низкого давления на предыдущем шаге –  $n_{НД\ i-1}$ . Выходы: степень повышения давления за компрессором –  $\pi_k$ ; давление за компрессором –  $P_k$ ; температура газов за турбиной низкого давления –  $T_{ТНД}$ ; частота вращения ротора компрессора высокого давления –  $n_{ВД\ i}$ ; частота вращения ротора компрессора низкого давления –  $n_{НД\ i}$ . Обучающая выборка приведена в табл. 4.

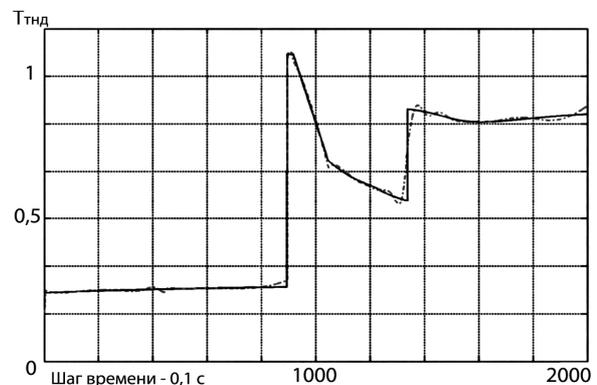
Входные параметры  $H$ ,  $M$  и  $G_t$  являются независимыми и определяют режим работы двигателя и условия полета. Число нейронов скрытого слоя определяется экспериментальным путем. На рис. 3



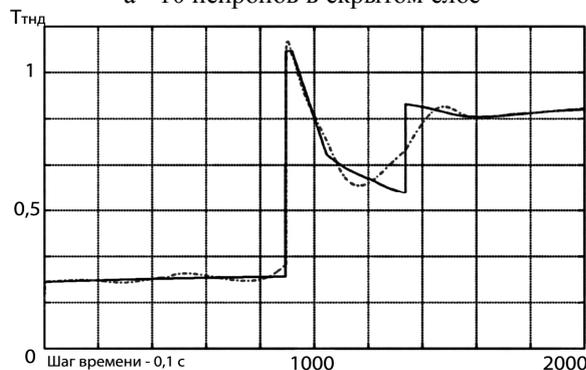
Рис. 2. Структура однонаправленной НС



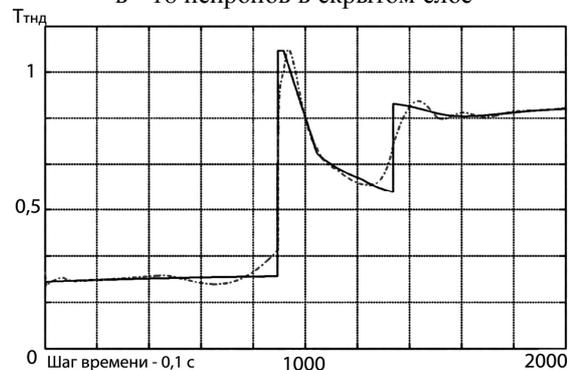
а - 10 нейронов в скрытом слое



в - 18 нейронов в скрытом слое



б - 15 нейронов в скрытом слое



г - 20 нейронов в скрытом слое

Рис. 3. Идентификация параметра температуры  $T_{ТНД}$  с использованием однонаправленной НС

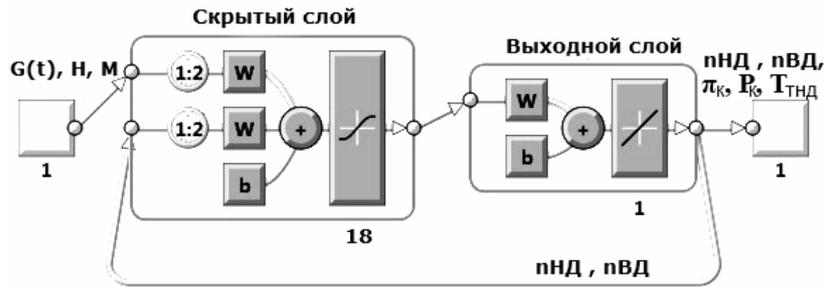


Рис. 4. Используемая структура рекуррентной НС (Real Time Recurrent Network)

приведено изменение температуры на выходе ТНД во время запуска ГТД.

Таблица 4

Обучающая выборка

i	Входы	Выходы
1	$H_1, M_1, G_{11}, n_{НД1}, n_{ВД1}$	$\pi_{k2}, P_{k2}, T_{ТНД2}, n_{НД2}, n_{ВД2}$
2	$H_2, M_2, G_{12}, n_{НД2}, n_{ВД2}$	$\pi_{k3}, P_{k3}, T_{ТНД3}, n_{НД3}, n_{ВД3}$
...		

Сплошной линией обозначена табличная зависимость, а пунктирной - смоделированная с помощью НС. При этом изменялось количество нейронов в скрытом слое: а) – 10 нейронов; б) 15 – нейронов; в) 18 – нейронов; г) 20 - нейронов. Из анализа приведенных графиков видно, что переходный процесс аппроксимируется наиболее точно при 18 нейронах в скрытом слое.

Для идентификации параметров ГТД и классификации их режимов работы в реальном масштабе времени выбрана многослойная рекуррентная структура НС (рис. 4), которая представляет собой развитие однонаправленных сетей за счет включения в них соответствующих обратных связей. Обратная связь исходит из выходного слоя нейронов и представляет собой  $n_{НД\ i-1}, n_{ВД\ i-1}$  на предыдущем шаге.

В каждом контуре такой связи присутствует элемент единичной задержки, благодаря которому поток сигналов может считаться однонаправленным. Однако алгоритм обучения такой сети, адаптирующий значения синаптических весов, является сложным из-за зависимости параметров двигателя в момент времени  $t$  от их значений в предыдущие моменты  $i$ , соответственно, из-за более громоздкой формулы для расчета вектора градиента.

Входной вектор активации, возбуждающий нейроны сети, представляется как

$$x(k) = [1, H(k), M(k), G_t(k), n_{ВД}(k), n_{НД}(k)].$$

После описания входного вектора сети в момент  $t$  состояние всех нейронов определяется как:

$$u_i(k) = \sum_{j=0}^{N+K} w_{ij}x_j(k),$$

$$y_i(k) = f(u_i(k)) = [\pi_k(k-1), P_k(k-1),$$

$$T_{ТНД}(k-1), n_{ВД}(k-1), n_{НД}(k-1)],$$

где  $u_i$  - взвешенная сумма сигналов  $i$ -го нейрона скрытого слоя,  $y_i$  – выходной вектор сети,  $N$  – количество входных узлов,  $K$  – количество скрытых нейронов и соответствующих им узлов контекстного слоя,  $w_{ij}$  - веса синаптических связей. Нейроны имеют сигмоидальную функцию активации.

Для обучения НС использовался алгоритм Вильямса-Зипсера [6], состоящий из четырех этапов:

1. Выбираются случайные начальные значения весов сети, составляющих матрицу  $W$  и равномерно распределенных в заданном интервале в диапазоне от -1 до 1.

2. Рассчитывается состояние всех  $K$  нейронов для очередного момента времени  $t$ . На этой основе определяется входной вектор  $x(k)$ , возбуждающий нейроны в момент  $t$ .

3. Рассчитываются значения

$$dy_i(k) / dw_{ab} = (df_i(u_i) / du_i) [\delta_{ja} x_b + \sum_{k=1}^K (dy_i(k-1) / dw_{ab}) w_{i,k+N}].$$

4. Уточняются значения весов по алгоритму наискорейшего спуска по формуле

$$w_{ab}(k+1) = w_{ab}(k) - \alpha \sum_{i=1}^K [y_i(k) - d_i(k)] (dy_i(k) / dw_{ab}).$$

Для  $a = 1, 2, \dots, K$  и  $b=0, 1, 2, \dots, N+K$ .

Этапы со второго по четвертый повторяются вплоть до стабилизации значений всех весов НС.

На рисунке 5 приведены зависимости, показывающие изменение частот вращения роторов ГТД во время запуска двигателя. Сплошной линией обозна-

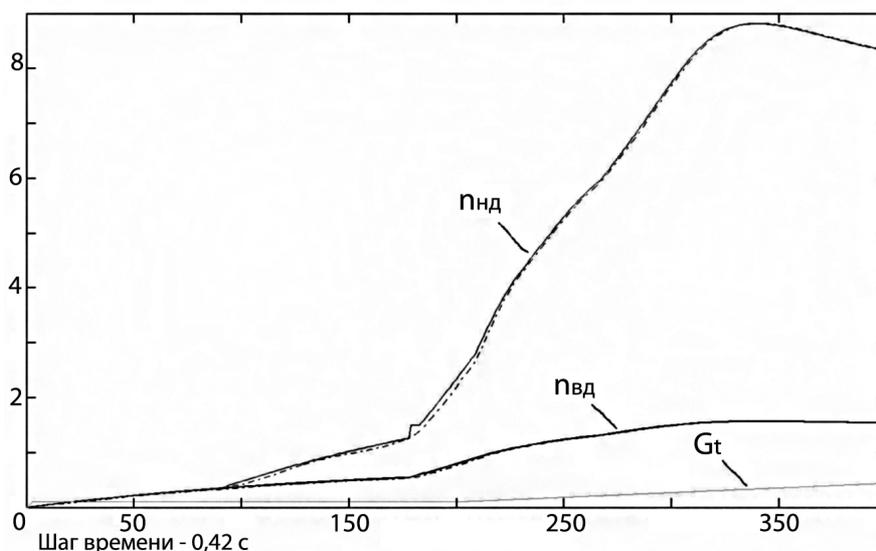


Рис. 5. Моделирование параметров (характеристик) ГТД с использованием рекуррентной НС

чена табличная зависимость, а пунктирной - смоделированная с помощью НС.

В процессе моделирования НС на вход подавались значения согласно таблице 4: три независимых параметра  $H$ ,  $M$ ,  $G_t$  и два параметра с выхода НС  $n_{нд1}$ ,  $n_{вд1}$  на предыдущем шаге. Таким образом, модель замкнута сама на себя, позволила реализовать динамический процесс запуска двухвального ГТД.

### Заключение

Предложена методика построения нейросетевой модели двухвального ГТД. Данная методика учитывает динамическую характеристику двигателя с соблюдением структурной и параметрической адекватности аналитической модели. Выбранная структура и размер НС позволяют получить адекватную модель двухвального ГТД для определенного режима работы. Установлено, что качество обучения НС зависит от ее размера и структуры (особенно от нейронов в скрытом слое, которые на сегодняшний день определяются экспериментально в зависимости от структуры исследуемого изделия). В процессе исследования изделия накапливается нейросетевая база знаний по испытаниям и в процессе эксплуатации.

Данная нейросетевая модель интегрирована в состав полунатурного стенда с целью промышленного применения для отработки и прототипирования

интеллектуальных цифровых систем управления и контроля ГТД.

### Литература

1. Концевич, А. Г. Учет фактора времени при идентификации модели ГТД искусственной нейронной сетью [Текст] / А. Г. Концевич, С. В. Епифанов // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2006. – № 10(36). – С. 144-151.
2. Жернаков, С. В. Идентификация характеристик ГТД на основе технологии нейронных сетей [Текст] / С. В. Жернаков // *Информационные технологии*. – 2010. – № 3. – С. 39-47.
3. Жернаков, С. В. Тренд-анализ параметров авиационного ГТД на основе технологии нейронных сетей [Текст] / С. В. Жернаков, Р. Ф. Равилов // *Вестник УГАТУ*. – 2011. – Т. 15, № 4(44). – С. 25-32.
4. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст] / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая линия - Телеком, 2006. – 452 с.
5. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. [Текст] / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
6. Williams, R. J. A learning algorithm for continually running fully recurrent neural networks [Text] / R. J. Williams, D. Zipser // *Neural Computation*. – 1989. – № 1. – P. 87-111.

Поступила в редакцию 31.05.2014, рассмотрена на редколлегии 16.06.2014.

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., зав. кафедрой мехатронных станочных систем Р. А. Мунасыпов, Уфимский государственный авиационный технический университет, Россия.

**МЕТОДИКА ПОБУДОВИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ДВОХВАЛЬНОГО ГТД  
ІЗ ВИКОНАННЯМ УМОВ СТРУКТУРНОЇ АДЕКВАТНОСТІ**

*Г. Г. Куліков, Г. І. Погорелов, Б. І. Бадамшин, А. І. Абдулнагімов*

Обговорюється інженерна методика побудови нейромережевої моделі двухвального газотурбінного двигуна, яка містить алгоритми навчання та ідентифікації математичної моделі двигуна за реальними даними з вибором структури і розміру нейронної мережі. Наведено результати моделювання декількох параметрів двигуна з використанням різних структур нейронної мережі. Ця методика ураховує динамічну характеристику двигуна з виконанням структурної і параметричної адекватності аналітичної моделі та дозволяє отримати адекватну модель двухвального газотурбінного двигуна для певного режиму роботи.

**Ключові слова:** ідентифікація параметрів, нейронна мережа, система автоматичного керування, контролю та діагностики, динамічна модель, ГТД, база знань.

**METHOD OF CONSTRUCTING OF NEURAL NETWORK MODEL OF TWO-SHAFT GAS TURBINE  
ENGINE UNDER CONDITIONS OF STRUCTURAL ADEQUACY**

*G. G. Kulikov, G. I. Pogorelov, B. I. Badamshin, A. I. Abdunagimov*

The engineering method of constructing of neural network model of a two-shaft gas turbine engine, comprising algorithms of learning and identification of engine model on a real data with a choice of size and structure of the neural network, is discussed. Simulation results of several engine parameters is shown using different neural network structures. This method takes into account the dynamic response (characteristics) of an engine to meet the structural and parametric adequacy of the analytical model and allows to obtain an adequate model of a two-shaft gas turbine engine for a particular operating mode.

**Key words:** parameter identification, neural network, automatic control, condition-monitoring and diagnostics system, dynamic model, gas turbine engine, knowledge base.

**Куликов Геннадий Григорьевич** – д-р техн. наук, проф., зав. каф. автоматизированных систем управления, Уфимский государственный авиационный технический университет, Уфа, Россия, e-mail: gennadyg\_98@yahoo.com.

**Погорелов Григорий Иванович** – канд. техн. наук, зам. генерального директора, ОАО Уфимское научно-производственное предприятие «Молния», Уфа, Россия, e-mail: pogorelov@molniya-ufa.ru.

**Бадамшин Булат Ильдарович** – канд. техн. наук, инженер-конструктор, ОАО УНПП «Молния», Уфа, Россия, e-mail: badbul\_auto@inbox.ru.

**Абдулнагимов Ансаф Ирекович** – канд. техн. наук, доцент кафедры автоматизированных систем управления, Уфимский государственный авиационный технический университет, Уфа, Россия, e-mail: ansafufa@mail.ru.