

На правах рукописи

ДОБРОДЕЕВ ИЛЬЯ ПАВЛОВИЧ

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ
В СИСТЕМАХ ДИАГНОСТИКИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ
ГАЗОТУРБИННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ
НА ОСНОВЕ ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ АДАПТАЦИИ

05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации
(промышленность)

Автореферат диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Рыбинск – 2010

Работа выполнена в ГОУ ВПО «Рыбинская государственная авиационная технологическая академия имени П. А. Соловьёва»

Научный руководитель:

кандидат технических наук, доцент

Паламарь Ирина Николаевна

Официальные оппоненты:

доктор технических наук, профессор

Юдин Виктор Васильевич

кандидат технических наук, старший научный сотрудник

Тихомиров Илья Александрович

Ведущая организация: Институт программных систем РАН г. Переславль

Защита состоится « 30 » ноября 2010 года в 12 часов на заседании диссертационного совета Д 212.210.04 при ГОУ ВПО «Рыбинская государственная авиационная технологическая академия имени П. А. Соловьёва» по адресу: 152934, г. Рыбинск, ул.Пушкина, д. 53.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке при ГОУ ВПО «Рыбинская государственная авиационная технологическая академия имени П. А. Соловьёва».

Автореферат разослан « 25 » октября 2010 года.

Учёный секретарь

диссертационного совета Д 212.210.04

кандидат технических наук, доцент

Конюхов Б. М.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Развитие подходов к диагностике технического состояния газотурбинных двигателей (ГТД) идёт в нескольких направлениях. Большое внимание уделяется совершенствованию алгоритмического обеспечения, дающего расширение возможностей диагностических моделей и повышение достоверности диагностирования. В работах С. В. Жернакова, А. М. Пашаева, А. Г. Кучера, П. И. Ракова и др. показаны преимущества использования методов искусственного интеллекта перед классическими методами диагностики при выявлении неисправностей. Отмечено, что наиболее эффективными являются нейронные сети, т. к. они обладают высокими адаптационными характеристиками, могут решать сложные задачи по классификации и распознаванию образов. Существующие нейросетевые методы диагностики ограничены специфичностью решаемых задач, недостаточной разработанностью теории их применения для диагностирования ГТД, отсутствием универсальных и формализованных подходов, несовершенством самих методов. В связи с этим актуальными являются вопросы разработки общих принципов формирования диагностических нейросетевых моделей для решения основных задач диагностики и вопросы оптимизации нейросетевых методов для более эффективного их использования при диагностировании ГТД.

Цель и задачи исследования. Цель исследования заключается в повышении эффективности нейросетевых методов решения основных типов диагностических задач ГТД путем оптимизации нейросетевых моделей на основе функциональной адаптации.

Для достижения поставленной цели необходимо:

- провести системный анализ методов диагностики технического состояния ГТД для выявления перспективных тенденций и существующих проблем;
- разработать концепцию использования нейронных сетей при диагностике технического состояния ГТД для унификации диагностических подходов;
- разработать принципы формирования нейронных сетей и моделей на их основе для решения основных типов диагностических задач;
- разработать и исследовать способы и алгоритмы реализации нейросетевых диагностических моделей;
- провести экспериментальное исследование разработанных моделей и алгоритмов для ГТД различных типов и назначений.

Объектом исследования являются нейросетевые диагностические системы газотурбинных двигателей.

Предметом исследования является методология построения эффективных нейросетевых диагностических моделей сложных технических объектов.

Методы исследования. Исследование проведено на основе системного анализа с использованием теории нейронных сетей; теории распознавания об-

разов; комбинаторики; дифференциального исчисления; методов: нечеткой логики, математической статистики, группового учета аргументов, планирования эксперимента, интерполяции и аппроксимации; математического, компьютерного и имитационного моделирования.

Научная новизна работы заключается в следующем:

- разработана концепция функционально прозрачных нейронных сетей, обеспечивающая построение эффективных нейросетевых диагностических моделей на универсальных принципах и реализующая индивидуальный подход к решению задачи диагностирования ГТД;

- на базе концепции функционально прозрачных нейронных сетей разработаны подходы к формированию нейромоделей, отличающихся функциональной адаптацией для решения основных типов диагностических задач;

- разработаны новые нейросетевые структуры и алгоритмы: алгоритм самоорганизации нейронной сети прямого распространения на базе метода группового учета аргументов с использованием предложенной автором расширенной модели нейрона и принципа растущего числа межнейронных связей; алгоритм топологической самоорганизации структуры нейронной сети Кохонена; нейросетевая архитектура функционально расширенной сети Хэмминга на основе предложенной автором модели нейрона для слоя расширения размерности входного вектора и перевода непрерывного вектора в биполярный.

Основные положения, выносимые на защиту:

- модели, сформированные на основе концепции функционально прозрачных нейронных сетей, обладающие функциональной адаптацией к объекту диагностики и обеспечивающие повышение эффективности решения задач описания моделей исправного состояния, трендового контроля, прогнозирования и классификации технического состояния ГТД;

- способы самоорганизации нейронной сети путем селекции и деления, отличающиеся новыми архитектурными элементами, критериями формирования и правилами обучения, обеспечивающие функциональную прозрачность нейронной сети;

- алгоритмы самоорганизации и обучения нейронной сети, позволяющие автоматически формировать функционально адаптированные к предмету исследования структуры нейронных сетей, обеспечивающие повышение эффективности нейросетевых методов диагностики.

Практическая ценность работы заключается в следующем:

- предложена структура универсальной нейросетевой диагностической системы, реализующая индивидуальный подход к диагностике ГТД;

- разработанные диагностические модели обладают способностью функциональной адаптации и могут быть использованы для различных типов ГТД;

- разработано программное обеспечение, обеспечивающее формирование функционально прозрачных нейронных сетей для решения основных задач ди-

агностики.

Реализация и внедрение полученных результатов. Основные результаты работы внедрены на ОАО «НПО «Сатурн» для диагностирования двигателей ГТД-6/8PM, M70ФРУ, M75РУ, использованы на ОАО «Сатурн – Газовые турбины» и в учебном процессе ГОУ ВПО РГАТА.

Апробация результатов исследования. Основные научные положения и результаты диссертации докладывались и обсуждались на следующих конференциях: «Проблемы исследования и проектирования машин»: III международная научно-техническая конференция. – Пенза, 2007; «Исследования и перспективные разработки в авиационной промышленности»: IV Научно-практическая конференция молодых учёных и специалистов, – Москва, 2007; «*Navy and Shipbuilding nowadays*»: IV *International conference* – С.-Петербург, 2007; «Теория и практика системного анализа»: I Всероссийская научная конференция молодых учёных, – Рыбинск, 2010; «Информационные технологии в науке, образовании и производстве 2010»: IV Научно-техническая конференция, – Орел, 2010; «Кибернетика и высокие технологии XXI века» (C&T 2010): XI Международная научно-техническая конференция, – Воронеж, 2010.

Публикации. Основной материал диссертации опубликован в 12 печатных работах, в т. ч. 2 статьи – в рецензируемых научных журналах, входящих в Перечень ВАК, имеется 2 свидетельства о регистрации программ для ЭВМ.

Структура и объем работы. Диссертация содержит введение, 4 главы, заключение, изложенных на 181 странице машинописного текста, список использованных источников, включающий 113 наименований, 4 приложения. Материал работы включает 28 таблиц и 55 рисунков.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении представлены актуальность темы исследования, объект и предмет исследования, сформулирована цель и задачи исследования.

В первой главе приведен аналитический обзор, в котором рассмотрены основные направления диагностирования технического состояния ГТД и основные типы решаемых диагностических задач. Выполнено сравнение различных методов искусственного интеллекта и обосновано использование нейросетей для решения задач диагностики ГТД. Описаны варианты решения диагностических задач при помощи нейронных сетей, среди которых хорошо рассмотрены задачи классификации технического состояния ГТД, незначительно – задачи оперативного и трендового контроля, совсем не рассматриваются задачи описания моделей исправного состояния и прогнозирования. Для всех подходов характерны общие недостатки – неформализованность принципов решения задач диагностики в нейросетевом базисе, отсутствие индивидуального подхода к объекту диагностирования и необъективный выбор топологии сети.

Рассмотрены различные подходы к выбору архитектур нейросетей и обосновано использование алгоритмов объективной самоорганизации при фор-

мировании структуры диагностических нейромоделей, среди которых наиболее эффективными являются методы, основанные на принципах селекции (метод группового учета аргументов) и деления (метод «растущего нейронного газа»). Следствием использования алгоритмов селекции является неполносвязность и уменьшение числа весовых коэффициентов в нейросетевых моделях, что снижает эффективность их применения при диагностике ГТД. Недостатками метода растущего газа является то, что не происходит выделения кластерной структуры в данных, что ограничивает использование метода при классификации.

Во второй главе рассмотрен ГТД как объект диагностирования. Особенности сложного технического объекта, созданного на основе теоретических и практических знаний, позволили сформулировать концепцию функционально прозрачных нейронных сетей (ФПНС), обеспечивающую систему взглядов на оптимизацию нейросетевых моделей. Концепция ФПНС состоит в отражении особенностей функционирования объекта за счёт объективной самоорганизации при реализации зависимости, соответствующей физическому смыслу процессов, происходящих в определённом узле или объекте в целом, и обеспечивает настройку модели на проектные характеристики с последующей адаптацией к индивидуальным особенностям реального объекта. Концепция ФПНС основана на следующих принципах: семантической адаптации функциональных зависимостей к физическому смыслу процессов в ГТД, позволяющей заложить знания об объекте в процесс формирования структуры сети; функциональное сочетание расчётных и реальных характеристик ГТД, обеспечивающее возможность настройки на обобщенные и индивидуальные характеристики объекта диагностирования; самоорганизации интеллектуальных элементов внутри модели как в процессе обучения, так и в процессе функционирования, обеспечивающей формирование структуры по объективным критериям и адаптацию модели в процессе эксплуатации объекта. Реализация принципов концепции приводит к формированию типа моделей функционально прозрачных нейронных сетей. Структура обобщенной модели ФПНС представлена на рис. 1. Описание разработанных ФПНС моделей приведено в табл. 1.

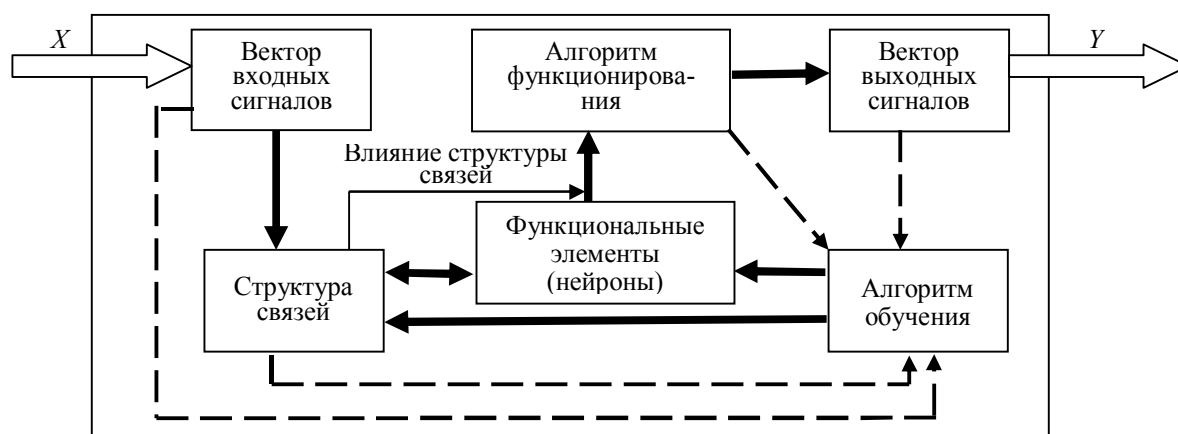


Рис. 1. Структура обобщенной модели функционально прозрачной нейронной сети

ФПНС модели для основных типов диагностических задач

№	Назначение модели	Реализация	
Описание моделей исправного состояния ГТД			
1	Исходное описание отдельных параметров или групп параметров, характеризующих рабочий процесс в объекте диагностирования.	$Y = F(U, V)$	
2	Оценка косвенных (нерегистрируемых) параметров объекта диагностирования.	$\begin{cases} Y = F_1(U, V) \\ Y = F_2(U, V, Z) \end{cases}$	
3	Поузловое описание характеристик объекта диагностирования (узел – совокупность ФПНС).	$E = \Phi(U, I)$	
Трендовый контроль параметров ГТД			
1	Выявление класса отсутствия тренда или нового (неизвестного) класса состояния.	$(Y^k, R^k) = \lambda(\hat{x}(\tau), D(\tau), S(\tau), N(\hat{x}(\tau)))$	
Прогнозирование изменения технического состояния ГТД			
1	Отслеживание множества значений взаимосвязанных параметров. Модель построена на основе комбинации алгебраической и конечно-разностной составляющих.	$Q = F(P, G)$ $P = \{t, S(\tau), N(x(\tau)), D(\tau)\},$ $G = \{g_1(\tau), g_2(\tau), \dots, g_i(\tau)\}$ $Q = \{D(\Theta), V(\Theta)\}$	
2	Оценка и отслеживание отклонений от базовой характеристики.	$\delta x = F(U, \tau_3)$	
Классификация технического состояния ГТД			
1	Классификация типа неисправности по «качественным» диагностическим признакам, возможен первичный перевод «количественных» признаков в «качественные»	$Y^b = \lambda(\Omega)$ $Y^b = \lambda(\Omega_{bp}) = \lambda(\chi(\Psi_0))$	
2	После получения диагноза о типе неисправности аппроксимация количественных характеристик неисправностей.	$Y^a = \lambda(\Psi_0, N_F(Y^b))$	
3	Выявление неявных и схожих классов на основе анализа количественных диагностических признаков.	$\begin{cases} Y_j^r = \lambda(\Psi_{0_j}) \\ G_{N_F(Y_j^r)} \leftarrow N_{\Psi_{0_j}} \end{cases}$	
Входные сигналы		Выходные сигналы	
U	Управляющие факторы	E	Выходные из узла
V	Влияющие факторы	$D(\Theta)$	Прогнозные
Z	Зависимые факторы	$V(\Theta)$	Скорость развития тренда параметра
I	Внешние для узла	Y	Общее обозначение
$x(\tau)$	Временной ряд параметра	R^k	Характеристики кластера
t, τ	Параметры времени	Y^k	Вектор класса
$D(\tau)$	Конечно-разностные	Y^b	Бинарный
$S(\tau)$	Статистические	Y^a	Количественные характеристики класса
$N(x(\tau))$	Нормированные		
Ψ_0	Количественные	Y^r	Структура кластера
$g_i(\tau)$	Влияющие на прогноз	$N_F(Y^b)$	Характеристика класса Y^b
$\Omega (\Omega_{bp})$	Качественные(биполярные)	G_N	Гиперкласс для класса N
$S(\tau)$	Статистические		

Предложено выделить **задачу описания моделей исправного состояния** ГТД в качестве базовой для повышения эффективности получения диагностических признаков, для решения которой разработаны три варианта построения моделей. Для решения **задачи трендового контроля** предложен подход к определению тренда параметров ГТД как к классификации «скользящего окна» сглаженного временного ряда, т. е. выявлению класса наличия / отсутствия тренда. При этом класс отсутствия тренда может быть составным, т. е. включать в себя несколько подклассов, например, соответствующих микротрендам. Такой подход упрощает формализацию, но задача становится некорректной, т. к. нейросеть должна выявлять новые, ранее не известные ей классы. В рамках решения **задачи прогнозирования** предложены две модели для прогнозирования изменения характеристик ГТД. Первая модель позволяет реализовать одновременно «грубую» модель (тренд) и «уточняющую» модель путем выделения низкочастотной и высокочастотной частей «скользящего окна» временного ряда. Вторая модель позволяет учитывать влияние режима работы ГТД и реализует экспресс-оценку. Для решения **задачи классификации** предложены три модели: классифицирующие неисправность; определяющие её числовые характеристики; обеспечивающие выявление неявных и схожих классов.

В третьей главе рассмотрены вопросы оптимизации нейросетевых методов. Для аппроксимации и экстраполяции характеристик ГТД выбраны нейросети типа «многослойный персептрон» с самоорганизацией структуры методом селекции. Автором предложено усилить адаптацию процесса самоорганизации ФПНС к функциональным особенностям объекта введением априорной функциональности в модель нейрона и функционального управления в способ формирования структуры межнейронных связей.

Предложена реализация расширенной модели искусственного нейрона (рис. 2), учитывающая следующие особенности биологического нейрона: дихотомическое разветвление дендритов; исходное возбуждение нейрона, определяемое через подстройку порога нейрона в зависимости от характеристик входного вектора;

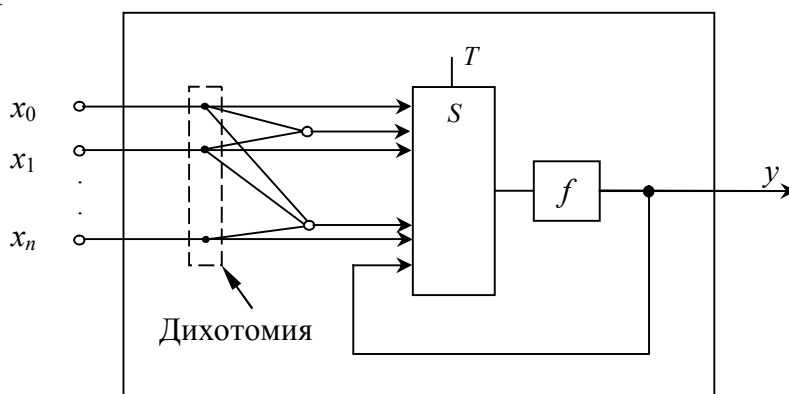


Рис. 2. Расширенная модель нейрона

модификация активационной функции; обратную аксосоматическую связь с выхода нейрона на вход. Аналог дихотомического разветвления входного сигнала для нейрона с непрерывными входами реализуется на основе нечеткой логики. Число настроечных параметров нейрона при реализации функций нечетких «И» и «ИЛИ» возрастает с n до $2 \cdot (2^n - 1) - n$. Компенсировать снижение связности можно за счёт увеличения числа возможных сочета-

ний между нейронами, что достигается увеличением числа входных сигналов нейрона. В соответствии с предложенным **принципом растущих связей** усложнение структуры нейронной сети происходит постепенно по мере роста слоев в нейронной сети и селекции нейронов, т. к. оно не должно нарушать объективность процесса самоорганизации структуры.

В качестве критерия селекции предложен комплексный параметр, разработанный на базе критериев метода группового учета аргументов

$$R = \lambda \cdot \sqrt{\alpha \cdot \Delta^2(A) + (1 - \alpha) \cdot \Delta^2(B) + n_{\text{CM}}^2}, \quad (1)$$

где $\Delta^2(A)$ и $\Delta^2(B)$ – среднеквадратические ошибки по обучающей и проверочной выборкам, n_{CM}^2 – адаптированный критерий минимума смещения, α и λ – масштабирующие коэффициенты.

Формирование структуры нейросети выполняется послойно, контроль обучения каждого нейрона выполняется по скорости изменения R . Для селекции нейронов в слое выбрана селекция по статистическим характеристикам слоя (нижнее ограничение на число нейронов) и селекция по числу нейронов в следующем слое (верхнее ограничение на число нейронов).

Для выявления неявных классов и для трендового контроля автором предложен способ топологической самоорганизации нейросети Кохонена методом деления на основе модели «растущего нейронного газа». Для достижения адаптивного расширения размерности, адаптивного формирования числа кластеров, ускорения обучения и формирования структуры сети на основе объективных критериев сформулированы и реализованы следующие принципы.

1) **Соревновательный механизм деления** нейронов, обеспечивающий право деления и последующей мутации нейронов, в зависимости от частоты побед в процессе обучения.

2) **Формирование нейтрального резерва нейронов**, реализующееся за счет деления проигравших нейронов, приобретающих способность реагировать на появление функциональных изменений в объекте диагностики.

3) **Адаптивное формирование кластеров** в нейронной сети, обеспечивающее оптимальную автоматическую кластеризацию, соответствующую структуре входных данных, с ограничением роста кластеров при обучении и возможность формирования новых кластеров в процессе дообучения.

4) **Использование гауссовых функций активации** нейронов обеспечивает формирование выходных сигналов нейронов в диапазоне $[0, 1]$ и формирует топографическую карту выходов сети. Функции активации имеют вид

$$y = e^{(-\alpha \cdot (S \cdot (1-D) - 1)^2)}, \quad (2)$$

где y – выходной сигнал нейрона в слое Кохонена, S – состояние нейрона, D – дистанция до входного вектора нейрона, вычисляемая по стандартному правилу модели Кохонена, α – коэффициент крутизны гауссовой функции.

5) **Обучение по функции соседства**, выполняющееся по правилу Ойя и

осуществляемое в пределах кластера, что значительно снижает время обучения.

б) **Латеральное усиление активных нейронов**, подразумевающее установление дополнительных связей внутри кластера, помогающих усилить выходной сигнал нейрона-победителя в кластере. Латеральное усиление выполняется при помощи дополнительной связи, которая образуется между нейронами при их делении. Функционирование латеральной связи осуществляется для нейрона-победителя и связанных с ним окружающих нейронов в зависимости от уровней их недостаточного возбуждения $(1 - y)$. Для нейрона-победителя и нейронов-соседей изменение выходного сигнала определится соответственно:

$$\Delta y_w = \frac{1}{N} \cdot (1 - y_w) \cdot \sum_{i=1}^N (1 - y_i) \cdot PW_{iw}, \quad \Delta y_i = (1 - y_w) \cdot (1 - y_i) \cdot PW_{iw}, \quad (3)$$

где y_w – выходной сигнал нейрона победителя, y_i – выходной сигнал нейрона-соседа, N – число нейронов-соседей для нейрона-победителя, PW_{iw} – весовой коэффициент латеральной связи между нейроном-победителем и i -м нейроном. Новые выходные значения нейронов будут определяться как $y = y + \Delta y$. Обучение веса латеральной связи выполняется по правилу Ойя.

Для завершения самоорганизации сформулированы 3 критерия: стабилизация числа кластеров в сети, достаточность числа нейронов в каждом кластере и достаточность обучения каждого кластера в нейронной сети.

Предложена новая нейросетевая архитектура, позволяющая использовать нейросеть Хэмминга для решения основных задач классификации. Возможность её применения для непрерывных данных обеспечивает введенный автором слой расширения размерности. Увеличение числа входных сигналов в сети Хэмминга гарантирует большую различимость разных классов, т. к. классификация выполняется нахождением расстояния Хэмминга от тестируемого образа до всех образов. Для выявления закономерностей во входных данных в слое расширения размерности формируются все возможные сочетания входных сигналов между собой с использованием новой модели нейрона (рис. 3). Различные сочетания входных сигналов обеспечивает узел принудительного возбуждения и торможения (УПВТ на рис. 3). Входные сигналы нормируются по аналогии с нейронами сети Кохонена.

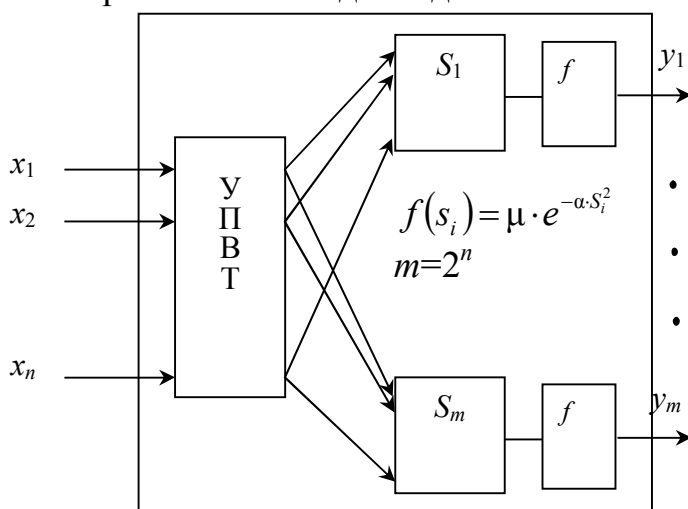


Рис. 3. Нейрон в слое расширения размерности

Приведение выходных сигналов в биполярный вид осуществляется по условию: если состояние нейрона S_i входит в $k \cdot 2^n$ состояний наиболее близких к 0, то $\mu = 1$, где $0,25 \leq k < 0,5$; в противном случае $\mu = -1$. Полностью слой расшире-

ния размерности содержит $(2^n - (n + 1))$ нейронов. После обучения на выходе слоя формируется вектор, значения которого близки к величинам «1» и «-1».

Оценка результатов исследования предложенных нейросетевых моделей и алгоритмов, проведенного на входных данных, сформированных по экспериментальным и модельным характеристикам ГТД, приведена в табл. 2.

Таблица 2

Результаты экспериментального исследования и сравнение с аналогами

Аналоги	Сравнение с аналогами	Результаты исследования
Модель нейронной сети прямого распространения	1. Повышение точности аппроксимации на 12 %. 2. Снижение дисперсии отклонений выходных сигналов сети на 22 %. 3. Снижение количества эпох обучения более чем в 4 раза.	1. Средняя ошибка аппроксимации не более 0,6 %. 2 Самоорганизация структуры нейронной сети. 3 Обеспечена структурная и функциональная прозрачность сети.
Модель нейронной сети Кохонена	1. Уменьшение числа нейронов в сети более чем в 10 раз. 2. Снижение числа эпох обучения более чем в 7 раз.	1. Автоматическая классификация входных данных. 2. Подтверждена самоорганизация структуры нейронной сети.
Модель нейронной сети Хэмминга	1. Улучшение достоверности классификации на 50 %.	1. Достоверность распознавания на математической модели ГТД 100 % для 10 классов неисправностей по 3 признакам. 2. Структура жестко определяется числом входных и выходных сигналов сети.

В четвертой главе описаны результаты экспериментального исследования предложенных нейросетевых моделей для решения задач диагностики технического состояния ГТД при помощи ФПНС, которое выполнено на основании методики, учитывающей особенности объекта диагностирования и теории нейросетей. В качестве объектов для экспериментального исследования выбраны ГТД производства ОАО «НПО «Сатурн» – М70ФРУ, М75РУ и ГТД-6/8РМ.

Методами самоорганизации сформированы ФПНС модели для исходного описания (рис. 4) и косвенного расчёта характеристик ГТД М70ФРУ. На основе ФПНС моделей в процессе специальных солевых испытаний была выполнена оценка отклонений параметров ГТД от их базовых (исходных) зависимостей.

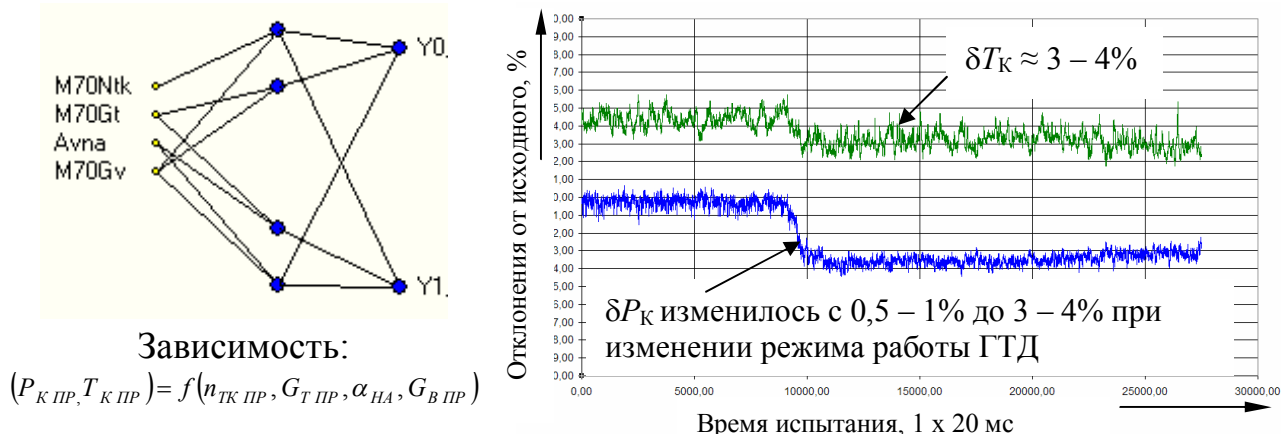


Рис. 4. ФПНС модель и отклонения от базовых значений при солевых испытаниях ГТД

В процессе исследования была реализована многопараметрическая зависимость, описывающая исходное состояние приведенных температуры и давления воздуха за компрессором от приведенных частоты вращения ротора турбокомпрессора, расхода топлива, расхода воздуха и угла установок лопаток направляющего аппарата (средняя ошибка при аппроксимации 0,7 %). Метод оценки изменения нерегистрируемых параметров показал приемлемую для диагностики точность косвенного расчёта (ошибка $\approx \pm 1,5$ %), однако с развитием неисправности в ГТД точность уменьшалась (ошибка расчёта $\approx \pm 2 - 3$ %).

При решении задачи трендового контроля была проведена оценка изменения отклонений от базового значения для температуры газа за силовой турбиной, определённая в процессе эксплуатации ГТД-6/8PM, с использованием ФПНС модели на базе сети Кохонена. Были обработаны данные за 2 этапа эксплуатации ГТД (рис. 5). Результаты испытаний, показали, что ФПНС модель,

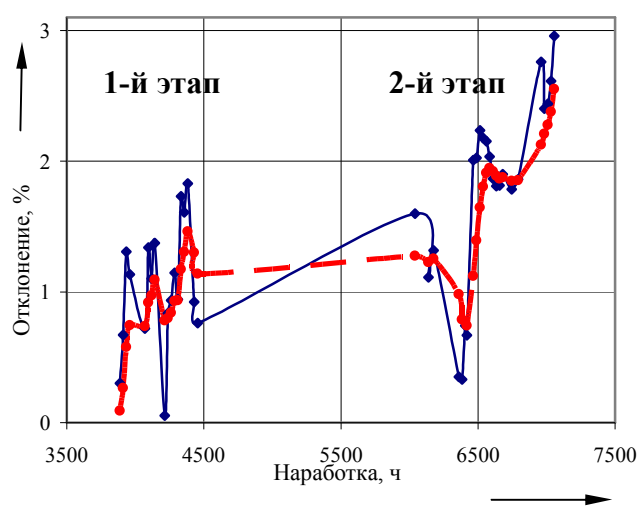


Рис. 5. Реальный и сглаженный тренд δT_t

обученная на 1-ом этапе эксплуатации, смогла выявить 5 точек с неизвестным классом состояния. Анализ подтвердил, что модель достоверно классифицирует различные проявления характера тренда независимо от его величины, а характеристики кластеров и топографические карты могут быть использованы для выявления ухудшения технического состояния ГТД на ранних стадиях развития. Возможность самоорганизации нейросети в процессе дообучения по новым данным гарантирует адаптацию к появлению новых классов состояний. После дообучения было выявлено 3 новых класса состояния.

При исследовании решения задач прогнозирования были сформированы ФПНС модели разной степени сложности для прогнозирования изменения зависимости (рис. 5); ФПНС модели для прогнозирования изменения относительного отклонения δKd (рис. 6) комплексного приведенного параметра Kd , характеризующего общее техническое состояние ГТД-6/8PM, в виде

$$Kd = \frac{\alpha \cdot N \cdot P_K \cdot T_{CT}}{(P_H - P_{PA3P})^2 \cdot (T_K - T_{BX}^*) \cdot \sqrt{T_{BX}^*}}, \quad (4)$$

где N — активная электрическая мощность, МВт; P_K — статическое давление воздуха за компрессором ГТД, КПа; T_{CT} — температура газов за силовой турбиной, К; P_H — атмосферное давление, КПа; P_{PA3P} — разрежение в воздухоочистительном устройстве, КПа; T_K — температура воздуха за компрессором, К; T_{BX}^* — температура воздуха на входе в ГТД, К; α — масштабирующий коэффициент.

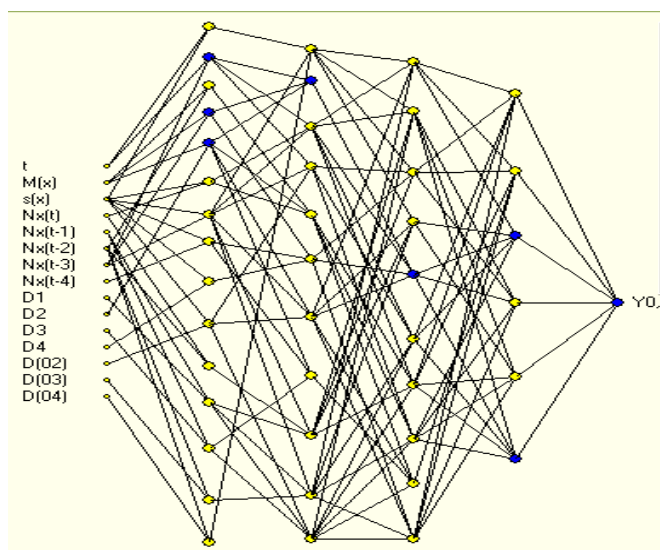
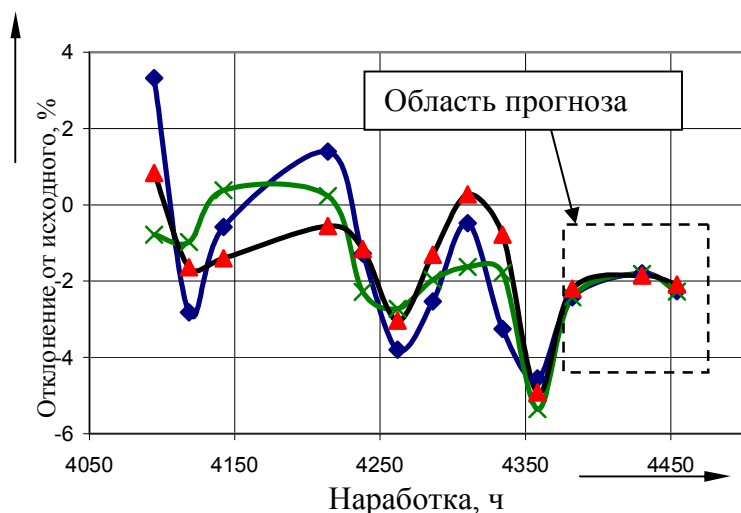


Рис. 6. График тренда отклонения δKd и лучшая прогнозирующая ФПНС модель

Экспериментально подтверждено, что ФПНС модели обеспечивают количественный краткосрочный прогноз сложных зависимостей с ошибкой в пределах 3 – 10 % для прогнозирования изменения отдельных диагностических параметров и с ошибкой 1 – 3 % для прогнозирования изменения комплексных параметров. Нейросети с более сложной архитектурой способны выявлять характер тренда параметра в длительной перспективе (20 – 50 интервалов упреждения), а их дообучение обеспечивает ошибку прогноза в пределах 7 – 15 %.

Для проверки решения задач классификации была построена диагностическая модель ГТД М75РУ на основе коэффициентов влияния.

В качестве изменяющихся независимых факторов были приняты 8 параметров: адиабатический КПД компрессора η_k ; коэффициент сохранения давления торможения в камере сгорания $\sigma_{кс}$; КПД турбины высокого давления $\eta_{тк}$; КПД силовой турбины $\eta_{ст}$; коэффициент сохранения давления торможения на входе в ГТД $\sigma_{вх}$; эффективная площадь критического сечения соплового аппарата первой ступени турбины $F_{СА 1}$; коэффициент, учитывающий относительные утечки воздуха за компрессором $(1-G_{ут})$; относительный расход воздуха на охлаждение частей двигателя $G_{охл}$. Дополнительно были смоделированы 28 совместных неисправностей. В качестве диагностических признаков рассматривались малые отклонения следующих параметров: мощности N , степени повышения давления в компрессоре π_k , расхода воздуха на входе в компрессор G_B , часового расхода топлива G_T , температур: воздуха за компрессором T_K ; газа за турбиной высокого давления $T_{тк}$; газа за силовой турбиной $T_{ст}$. Были сформированы ФПНС модели для классификации технического состояния и для выявления неявных и схожих классов. Результаты их применения для оценки работы ГТД в процессе «солевых» испытаний приведены в табл. 3.

Показано, что предложенная нейросеть Хэмминга со слоем расширения размерности обеспечивает повышение эффективности дифференцирования неисправностей по малому числу диагностических признаков в среднем на 50 % по сравнению с классической сетью Кохонена. Достоверность результатов диагностирования подтверждается стабильностью диагнозов во времени по мере развития неисправности, коррелированностью результатов двух нейросетей, адекватностью диагноза физическим процессам, происходящим в процессе засоления проточной части ГТД, независимой экспертной оценкой и результатами дефектации ГТД на предприятии-изготовителе. С учетом отсутствия априорных эмпирических признаков проявления неисправностей показана возможность их классификации при помощи моделей, обученных только по математической модели ГТД, т. е. по обобщённым характеристикам.

Таблица 3

Классификация экспериментальных данных и сформированные гиперклассы

$t, \text{ч}$	ФПНС Хэмминга		ФПНС	Соответствие гиперклассов		
	Класс	Неисправности	Кохонена	Гиперкласс	Класс	Неисправности
20	7	$\delta\eta_{\text{ТК}}$	2	2	2	$\delta\eta_{\text{к}}$
40	29	$\delta\eta_{\text{ТК}} + \delta G_{\text{ОХЛ}}$	7		17	$\delta G_{\text{ОХЛ}} + \delta\eta_{\text{к}}$
60	29	$\delta\eta_{\text{ТК}} + \delta G_{\text{ОХЛ}}$	7		19	$\delta\sigma_{\text{КС}} + \delta\eta_{\text{к}}$
80	29	$\delta\eta_{\text{ТК}} + \delta G_{\text{ОХЛ}}$	7		34	$\delta\eta_{\text{ТК}} + \delta\sigma_{\text{КС}}$
100	29	$\delta\eta_{\text{ТК}} + \delta G_{\text{ОХЛ}}$	7	7	7	$\delta\eta_{\text{ТК}}$
120	2	$\delta\eta_{\text{к}}$	2		18	$\delta F_{\text{CA1}} + \delta\eta_{\text{к}}$
138,1	2	$\delta\eta_{\text{к}}$	2		20	$\delta\eta_{\text{ТК}} + \delta\eta_{\text{к}}$
138,2	20	$\delta\eta_{\text{ТК}} + \delta\eta_{\text{к}}$	7		29	$\delta\eta_{\text{ТК}} + \delta G_{\text{ОХЛ}}$
					31	$\delta\sigma_{\text{КС}} + \delta F_{\text{CA1}}$
					32	$\delta\eta_{\text{ТК}} + \delta F_{\text{CA1}}$

Разработана общая структура диагностической модели ГТД на основе ФПНС, реализующая индивидуальный подход к решению задачи диагностирования ГТД, обеспечивающая повышение эффективности постановки диагноза о техническом состоянии ГТД. Универсальность структуры диагностической модели обеспечивается возможностью адаптивно наращивать функциональные возможности по модульному принципу унифицированными ФПНС моделями.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1) Для решения многофакторных и вариативных задач диагностики ГТД на базе нейросетевых методов введена концепция функционально прозрачных нейронных сетей, которая позволила формализовать правила построения нейросетевых диагностических моделей с учётом как обобщенных, так и индивидуальных характеристик объекта диагностирования.

2) На основе базовых принципов концепции разработаны модели для решения основных типов диагностических задач, которые обеспечивают функциональную адаптацию нейросетей к особенностям сложного технического объекта, проявляющимся в процессе эксплуатации. Их применение позволило

повысить эффективность оценки технического состояния ГТД за счет универсальности описания физических процессов в нейросетевом базисе.

3) Для реализации разработанных диагностических моделей предложены и исследованы новые способы и алгоритмы самоорганизации нейромоделей, обеспечивающие функциональную адаптацию и прозрачность структуры, а также обеспечивающие ускорение сходимости процесса обучения.

4) Эффективность решения основных диагностических задач с использованием разработанных моделей для различных типов ГТД, адекватность предложенных моделей и достоверность полученных результатов подтверждается результатами экспериментального исследования, выполненного на основе разработанной методики и комплекса программ.

5) Построение нейромоделей на единых концептуальных принципах обеспечивает их унификацию для разных направлений диагностирования ГТД и для разных типов ГТД за счет функциональной адаптации при самоорганизации.

6) Результаты работы были внедрены на ОАО «НПО «Сатурн».

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в научных изданиях, рекомендованных ВАК РФ:

1 **Добродеев, И. П.** Самоорганизация нейронных сетей методом селекции [Текст] – И. П. Добродеев, И. Н. Паламарь // Информационные системы и технологии. – 2010. – № 3 (59). С. 5 – 11.

2 **Добродеев, И. П.** Анализ термогазодинамических параметров при «солевых» испытаниях ГТД М75РУ на основе модели нейронной сети Хэмминга [Текст] – И. П. Добродеев, В. П. Добродеев // Вестник РГАТА им. П. А. Соловьева. – Рыбинск, 2010. – № 1 (16). – С. 167 – 173.

Статьи в прочих научных изданиях и материалах конференций:

3 **Добродеев, И. П.** Математическая модель системы смазки опор роторов ГТД [Текст] – И. П. Добродеев, В. С. Чигрин, Д. Н. Громов // Трение и смазка в машинах и механизмах, 2007. – № 11. – С. 5 – 7.

4 **Добродеев, И. П.** Общие принципы диагностирования ГТД с использованием ядерных нейронных сетей [Текст] – И. П. Добродеев, В. В. Червонюк, В. С. Чигрин, С. А. Беляков // Авиационно-космическая техника и технология, 2008. – № 9 (58). – С. 177 – 184.

5 **Добродеев, И. П.** Параметрическое диагностирование ГТД с использованием комплексного критерия и искусственных нейронных сетей [Текст] – И. П. Добродеев, В. С. Чигрин, И. Н. Паламарь // Проблемы исследования и проектирования машин: III международная научно-техническая конференция. – Сборник статей, Пенза, 2007. – С. 45 – 48.

6 **Dobrodeev, I. P.** *Gas turbine engine parametrical diagnostics system in structure of the local control system as an instrument for engine operational reliability improvement* [Текст] – I. P. Dobrodeev, V. V. Chervonyuk, M. R. Gasul, [и др.] // *Navy and Shipbuilding nowadays: IV International conference*, – St. Peterburg, 2007. – P. 35 – 39.

7 **Добродеев, И. П.** Обоснование подхода для оптимизации решения за-

дач диагностирования технического состояния ГТД [Текст] – И. П. Добродеев, И. Н. Паламарь // Вестник РГАТА им. П. А. Соловьева. – Рыбинск, 2009. – № 1(15). – С. 119 – 126.

8 **Добродеев, И.П.** Параметрический метод диагностического контроля состояния ГТД с использованием искусственных нейронных сетей [Текст] – И. П. Добродеев, В. С. Чигрин, И. Н. Паламарь // «Исследования и перспективные разработки в авиационной промышленности»: IV Научно-практическая конференция молодых учёных и специалистов. – Сборник статей, Москва, 2007. – С. 143 – 149.

9 **Добродеев, И. П.** Концепция функционально-прозрачных нейронных сетей в диагностических моделях сложных технических объектов [Текст] – И. П. Добродеев, И. Н. Паламарь // Теория и практика системного анализа: I Всероссийская научная конференция молодых учёных. – Сборник статей, – Рыбинск, 2010. – Том 2. – С. 90 – 95.

10 **Добродеев, И. П.** Интеллектуальный подход к прогнозированию изменения характеристик сложных технических объектов с использованием принципов функционально-прозрачных нейронных сетей [Текст] – И. П. Добродеев, И. Н. Паламарь // Теория и практика системного анализа: I Всероссийская научная конференция молодых учёных. – Сборник статей., Рыбинск, 2010. – Том 1. – С. 50 – 57.

11 **Добродеев, И. П.** Нейросетевой трендовый контроль параметров сложных технических объектов [Текст] – И. П. Добродеев, И. Н. Паламарь // Информационные технологии в науке, образовании и производстве 2010: IV Международная научно-техническая конференция. – Сборник статей, Орел, 2010. – С. 212 – 220.

12 **Добродеев, И. П.** Реализация расширенной модели искусственного нейрона в структуре самоорганизующихся нейронных сетей [Текст] – И. П. Добродеев, И. Н. Паламарь // Кибернетика и высокие технологии XXI века» (С&Т 2010): XI Международная научно-техническая конференция. – Сборник статей, Воронеж, 2010. – Том 2. – С. 516 – 526.