

УДК 681.32:007.52

И.П. ДОБРОДЕЕВ, В.В. ЧЕРВОНЮК, В.С. ЧИГРИН, С.А. БЕЛЯКОВ

ОАО «НПО «Сатурн», Рыбинск, Россия

ОБЩИЕ ПРИНЦИПЫ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ГТД С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЯДЕРНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Рассмотрена возможность применения нейронных сетей для диагностики ГТД, проведено обобщение и формализация различных видов нейросетевой диагностики в единую структуру на базе ядерных нейронных сетей, описаны общие принципы формирования и построения системы диагностики с использованием ядерных нейронных сетей для решения задач диагностики ГТД, сформулированы основные требования к ядерным сетям, описана унифицированная структура ядерной нейронной сети, которая может быть использована при различных методах диагностирования для любого типа ГТД. Подробно рассмотрены отдельные блоки ядерной сети и их основные функции, описаны типы нейронных сетей, реализующие элементарные ядра в сети, описаны основные требования к обучению элементарных ядер и критерии обучения для всех типов используемых ядер.

диагностика ГТД, диагностический признак, ядерная нейронная сеть, обучающая выборка, прогнозирование состояния

Введение

Создаваемые в настоящее время газотурбинные двигатели (ГТД) требуют методов контроля и диагностики, обеспечивающих достаточную глубину обнаружения дефектов, позволяющих не только выявлять отказы двигателя в эксплуатации, но и локализовывать неисправности с точностью до узла, а также прогнозировать время безаварийной работы. Диагностирование ГТД – процесс сложный и неоднозначный, зачастую принять решение о типе неисправности и возможности дальнейшей эксплуатации двигателя может только специалист очень высокой квалификации.

Проблема технического диагностирования может рассматриваться как часть более общей проблемы – распознавания образов. В основе теории распознавания образов лежит анализ признаков некоторого объекта, что позволяет определить одну или несколько наиболее существенных, но недоступных для наблюдения его характеристик. При решении задачи распознавания приходится выявлять существенные характеристики объекта на основании косвенных данных и признаков текущего образа – состояния, соответствующего этим признакам.

Традиционный и наиболее распространенный подход к решению задач параметрического диагностирования состоит в том, что выбирают некоторую совокупность параметров, проводят их измерения, полученные значения сравнивают со значениями границ области работоспособности. При выполнении условий принадлежности каждого из параметров заданной для него области принимается решение о степени работоспособности установки.

Положительные результаты при диагностировании обычно получают там, где оказывается возможным применять непараметрические методы, осуществляющие принцип разделения объектов различных классов. Основная трудность при этом состоит в задании ограниченного множества поверхностей или их наборов, определяющих разделение. Такие методы наиболее эффективны в задачах, где есть числовые признаки объектов, состояния которых могут быть разделены поверхностями достаточно простого вида.

Все поставленные задачи обычно решаются при помощи формальных алгоритмов и моделей [1 – 4]. При этом возникают значительные трудности в определении дефектов, так как дефекты могут маски-

роваться под нормальное состояние, одинаковые дефекты могут проявляться по-разному, а дефекты разной степени значимости – давать одинаковые признаки. Кроме того, необходимо учитывать, что параметрическое и вибрационное состояние каждого изначально исправного двигателя является его индивидуальной характеристикой, базовой для формирования диагноза о техническом состоянии. Все это в целом затрудняет автоматизацию постановки достоверного диагноза. Вероятности неоправданного съема или пропуска дефекта в сложных системах, какими являются ГТД, не удовлетворяют требованиям современной практики.

Формулирование проблемы

Создание автоматической системы диагностики является достаточно сложной задачей, так как заменить человека, его опыт и знания формальным алгоритмом практически невозможно. Однако создание автоматизированной системы, которая по зарегистрированным данным автоматически выделит основные тенденции в изменении параметров, идентифицирует диагностические признаки, по их значениям классифицирует состояние объекта по уже известным категориям и в удобном виде представит оператору, т.е. обеспечит в сложных случаях информационную поддержку диагносту, целесообразно. Такая система значительно ускорит процесс принятия решения, при этом создаваемая система должна иметь гибкую структуру, позволяющую легко расширять ее функциональные возможности. Дополнительное требование к такой системе – это универсальность (алгоритмы и программное обеспечение) – возможность применять к разным типам двигателей и для разных методов диагностирования. При этом основным свойством системы должны стать простота перенастройка системы, возможность доработки в процессе эксплуатации под выявленные признаки, адаптация к новым методам диагностирования без изменения программного обеспечения.

В последние десятилетия в мире бурно развивается новая прикладная область математики, специализирующаяся на искусственных нейронных сетях (НС). Актуальность исследований в этом направлении подтверждается массой различных применений НС. Это автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и многие другие приложения.

Предпринимаются попытки использования НС и для диагностики ГТД [5 – 9]. Однако до сих пор не сделан шаг в направлении обобщения имеющихся возможностей и построения единой унифицированной интеллектуальной структуры, на базе которой можно строить систему, независимую (или минимально зависимую) от деятельности человека. Широкий круг задач, которые необходимо решать при диагностировании ГТД с использованием НС, не позволяет в настоящее время создавать мощные универсальные сети, вынуждая разрабатывать специализированные НС, функционирующие по различным алгоритмам. Отдельной задачей в этом случае является организация совместной работы НС различного типа и архитектуры, их обучение и необходимая предварительная обработка исходных данных. Логически напрашивается своеобразная блочно-модульная конструкция, которая позволяет, как из кубиков, собирать и формировать системы любой сложности на основе базовых элементов. Подобный подход до настоящего времени не формализован и не использован при проектировании схем диагностики ГТД с использованием НС. Применительно к нейросетевым структурам такой блочно-модульной конструкцией будет являться ядерная нейронная сеть (ЯНС).

Совершенно естественно и целесообразно ряд диагностических задач, для которых существуют стандартные методы решения, исключить из класса интеллектуальных и решать стандартными, хорошо

отработанными алгоритмами, представляющими определенную последовательность элементарных операций, которая может быть легко реализована в виде программы для вычислительной машины.

В противоположность этому, для широкого класса интеллектуальных задач, таких, как распознавание образов, формальное разбиение процесса поиска решения на отдельные элементарные шаги часто оказывается весьма затруднительным, даже если само их решение несложно. Таким образом, можно перефразировать определение интеллекта как универсальный сверхалгоритм, который способен сам создавать алгоритмы решения конкретных задач.

При решении задачи диагностирования ГТД и, соответственно, в системе диагностики ГТД, имеются задачи обоих типов, поэтому система должна сочетать как стандартные алгоритмы обработки информации, так и элементы искусственного интеллекта. В данной статье рассмотрены проблемы построения такой системы диагностики.

Решение проблемы

Построение систем искусственного интеллекта в настоящее время зачастую идет путем моделирования структуры человеческого мозга. Одной из первых таких попыток был перцептрон Розенблатта. Основной моделируемой структурной единицей в перцептронах (как и в большинстве других вариантов моделирования мозга) является искусственный нейрон. Позднее возникли и другие модели, которые обычно известны под термином «нейронные сети» (НС). Эти модели различаются по строению отдельных нейронов, по топологии связей между ними и по алгоритмам обучения. Для моделей, построенных по мотивам человеческого мозга, характерна не слишком большая выразительность, легкое распараллеливание алгоритмов, и связанная с этим высокая производительность параллельно реализованных НС. Структура самих НС также универсальна за счёт построения их из типовых элементов – нейро-

нов. Нейрон выполняет в такой конструкции параметрическое нелинейное преобразование входного вектора в скалярную величину, которая передается на вход нейронов следующего слоя. Высокая производительность НС обеспечивается их внутренней архитектурой (внутренними связями между элементами) и распараллеливанием вычислений между нейронами. Для таких сетей также характерно одно свойство, которое очень сближает их с человеческим мозгом – нейронные сети работают даже при условии неполной информации об окружающей среде, то есть, как и человек, они могут отвечать на вопросы не только «да» и «нет», но и «не знаю точно, но скорее да».

Все указанные свойства НС делают их превосходным средством для построения интеллектуальной системы диагностики, наилучшим образом упрощающей работу инженера-диагноста и служащей базисом для дальнейшего развития в направлении создания автоматических систем с полной ответственностью.

С точки зрения технической реализации, искусственные нейронные сети – набор математических и алгоритмических методов для решения широкого круга задач. Уникальное свойство НС – универсальность. Несмотря на то, что НС проигрывают специализированным методам для конкретных задач, однако, благодаря универсальности, одни и те же подходы (НС одного типа и сходной архитектуры, одинаковая методология) могут использоваться при различных видах диагностирования ГТД – диагностирование по параметрам газовоздушного тракта двигателя, диагностирование по параметрам масляной и топливной систем, вибрационное диагностирование.

Характерные черты ИНС как универсального инструмента для решения задач, применительно к диагностированию ГТД:

1. Гибкая модель для нелинейной аппроксимации многомерных функций (исходное описание

технического состояния ГТД).

2. Средство прогнозирования во времени для процессов, зависящих от многих переменных (прогнозирование технического состояния ГТД).

3. Классификатор по многим признакам, дающий разбиение входного пространства на области (выявление дефектов по массивам диагностических признаков)

4. Средство распознавания образов (выявление дефектов по совокупностям диагностических признаков).

5. Инструмент для поиска по ассоциациям (выявление дефектов по совокупностям диагностических признаков).

6. Модель для поиска закономерностей в массивах данных (выявление диагностических признаков и взаимного влияния параметров).

Под ядерной нейронной сетью понимается объединение элементарных ядер в соответствии с определенной структурой. Каждое элементарное ядро представляет собой НС, настроенную (обученную) на решение определенной, узкоспециализированной задачи. Элементарные ядра в сети могут различаться по архитектуре НС и по их типу. Количество ядер в сети, решающей задачу диагностирования ГТД, зависит от конкретного перечня измеряемых параметров двигателя (типа двигателя) и типов решаемых задач (видов диагностирования).

Скорость выполнения вычислений в большой ЯНС (быстродействие сети) определяется скоростью вычисления элементарных ядер, входящих в ее состав.

Система диагностики ГТД, основанная на описанных выше принципах, сочетающая в себе как стандартные алгоритмы обработки информации, так и элементы искусственного интеллекта, также будет блочно-модульной конструкцией, основой для которой выступает ядерная нейронная сеть.

Основные требования к ядерной нейронной сети:

– сеть должна иметь гибкую архитектуру, позволяющую достаточно просто добавлять в базовую

сеть (базовую архитектуру) новые ядра, увеличивая функциональные способности всей сети;

– увеличение числа ядер (или уменьшение до базовой архитектуры) не должно негативно влиять на качество работы ЯНС и точность диагностирования ГТД;

– архитектура элементарных НС, составляющих ЯНС, должна быть простой и быстро обучаемой; оптимальным решением являются НС, которые автоматически формируют свою архитектуру в зависимости от входных / выходных параметров и обучающей выборки.

Основные задачи, решаемые элементарными НС в ядерной сети:

1. Описание исходных зависимостей параметров.

2. Расчет нерегистрируемых параметров ГТД, таких, как мощность (тяга) двигателя, температура газа перед турбиной, эффективный КПД двигателя, расходы воздуха или газа в заданном сечении и т. п.

3. Классификация неисправностей. Решение задачи классификации неисправностей может быть найдено как по конкретным значениям параметров двигателя, так и по вектору диагностических признаков. Классификация по вектору диагностических признаков является более простой и универсальной, чем классификация по конкретным значениям параметров, поэтому именно она будет использована в дальнейшем при рассмотрении работы ЯНС.

4. Прогнозирование технического состояния ГТД.

Все описанные задачи решаются НС благодаря предварительному обучению (настройке весовых коэффициентов) и внутренней структуре (архитектуре) самих НС, т.е. за счёт взаимосвязей между нейронами и значениями весовых коэффициентов этих связей.

Структура системы

Структура системы диагностики сочетает в себе объединение блоков элементарных ядер и блоков,

выполняющих стандартные вычислительные операции.

Каждый блок элементарных ядер представляет собой объединение нейронных сетей одинаковых типов и сходной архитектуры, с одинаковыми наборами входных данных и одинаковыми технологиями настройки (алгоритмами обучения).

Выполнение вычислений в каждом блоке может быть распараллелено, за исключением тех блоков, для которых набором выходных данных являются результаты вычислений в другом типовом блоке ядер. Каждый блок ядер осуществляет прием входных сигналов, и затем выполняются расчеты выходных значений всех ядер, входящих в состав блока, при этом процесс вычислений внутри блока может быть распараллелен.

После выполнения рабочего цикла каждой элементарной НС (каждым ядром) формируется общий выходной вектор блока.

Общая структурная схема ядерной нейронной сети, предназначенной для диагностирования ГТД, представлена на рис. 1.

Принципы работы системы диагностики ГТД на основе ядерной сети:

– из системы регистрации на входы ядерной сети поступают текущие параметры двигателя и проходят первичную обработку (преобразование числовых величин в значения из диапазонов, необходимых для корректной работы НС – обычно диапазон $[0;1]$). После первичной обработки параметры поступают на входы соответствующих ядер;

– в блоке ядер, реализующем описание исходных зависимостей, благодаря предварительному обучению каждое ядро настраивается на восстановление значения одного параметра по значениям нескольких других параметров (нелинейная аппроксимация многомерной функции). В процессе эксплуатации по текущим зарегистрированным параметрам производится восстановление исходных значений параметров, т. е. параметров исправного двигателя. Ко-

личество ядер определяется количеством регистрируемых параметров двигателя, требующим исходного описания;

– блок сравнения и формирования диагностических признаков отвечает за сравнение текущих зарегистрированных параметров с исходными значениями, восстановленными соответствующими ядрами сети, формирование массивов диагностических признаков (в зависимости от принятого кодирования входных сигналов для ядер, реализованных классифицирующими НС), формирование массивов относительных отклонений каждого параметра от исходных значений;

– в блоке классифицирующих ядер, благодаря предварительному обучению каждое ядро настраивается на соотнесение вектора входных данных с тем или иным классом (классификация или кластеризация), в процессе эксплуатации производится определение вида неисправности по совокупности выявленных диагностических признаков. Количество ядер в блоке зависит от видов диагностирования и конкретного перечня распознаваемых неисправностей. В качестве определяемых неисправностей могут выступать общие функциональные дефекты узлов или систем ГТД, такие, как, например, неисправность (ухудшение параметров) компрессоров или турбин и т. п. Могут использоваться и конкретные дефекты, получаемые в эксплуатации и определенные опытным путем, характеризующиеся определенным сочетанием диагностических признаков, таких, как засоление (загрязнение) компрессора, коррозия лопаток турбины, протечки воздуха за компрессором и т. п.;

– в блоке формирования временных выборок производится накопление данных (относительные отклонения параметров от исходных характеристик, текущие значения параметров при условии работы на одних режимах) за необходимый промежуток времени и их рециклическое обновление;

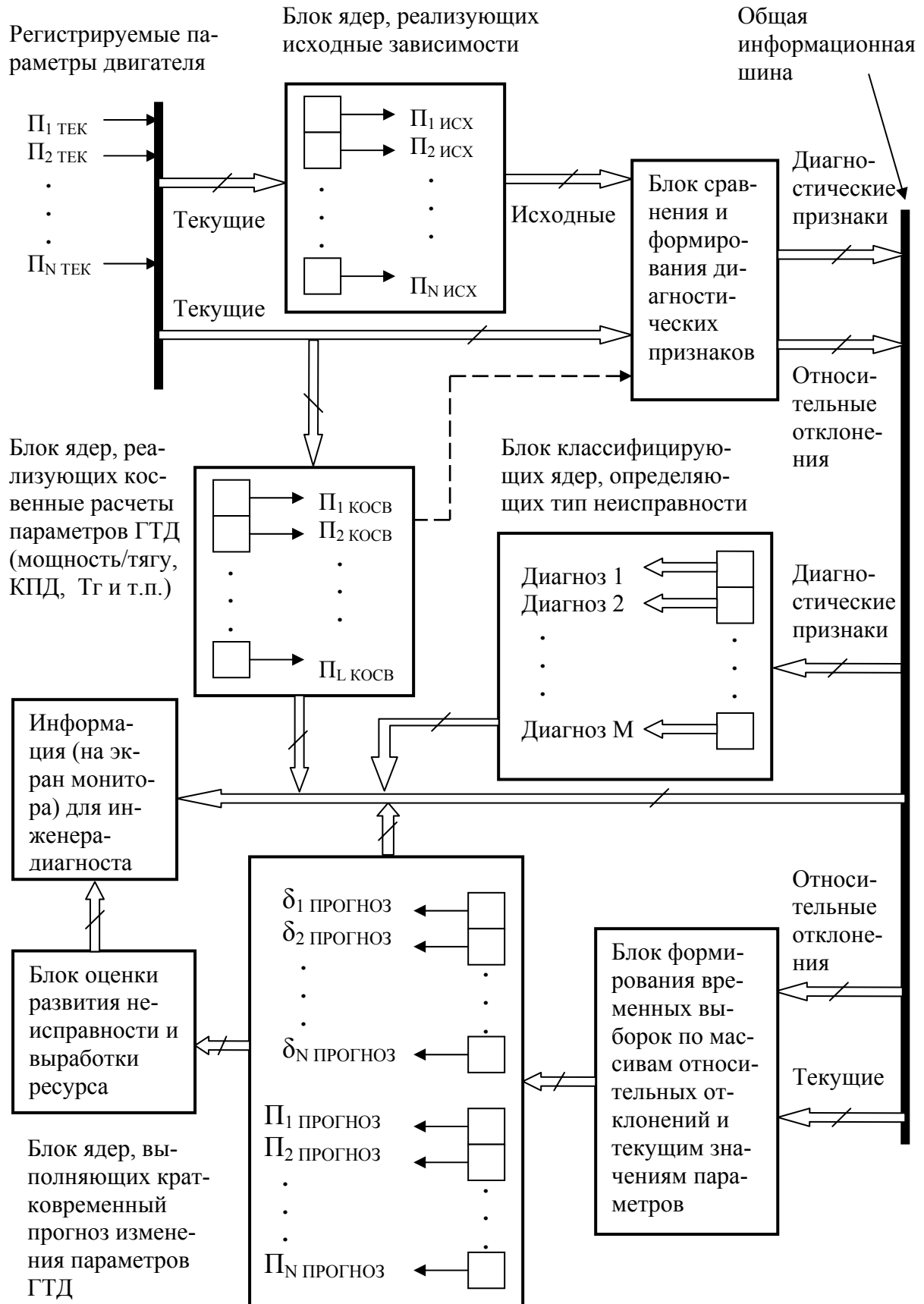


Рис. 1. Структурная схема ядерной нейронной сети для диагностирования ГТД

– в блоке ядер, выполняющих краткосрочное прогнозирование параметров каждым ядром, производится обучение (или дообучение) на основе массивов, сформированных в блоке формирования временных выборок, после чего выполняется прогнозирование одного следующего или нескольких следующих значений прогнозируемых параметров;

– в блоке ядер, выполняющем косвенные расчеты параметров двигателя, каждым ядром производится восстановление нерегистрируемого параметра двигателя (мощность на валу свободной турбины или тяга двигателя, расходы газа в сечениях, температура газа перед турбиной и т. п.) по совокупности других регистрируемых параметров, т. е. используется свойство НС выполнять нелинейную многомерную аппроксимацию данных.

Типы применяемых нейронных сетей и требования к их обучению

Для описания исходных зависимостей параметров ГТД, проведения косвенных расчетов параметров ГТД и краткосрочного прогнозирования изменения параметров ГТД могут использоваться как нейронные сети прямого распространения, так и рекурсивные нейронные сети, позволяющие расширять вектор входных сигналов за счёт подачи на вход сети её выходных сигналов, что увеличивает точность и качество обучения НС. Обучение может быть проведено по диагностическим признакам, полученным по результатам моделирования типовых неисправностей при помощи математических моделей, а также по диагностическим признакам, полученным на основе опытных данных о конкретных дефектах и неисправностях в ГТД по результатам стендовых приемо-сдаточных испытаний, либо результатам начального периода эксплуатации ГТД. Для обоих типов сетей алгоритмом обучения будет метод обратного распространения ошибки.

Требования к обучению ядер:

– для более качественной аппроксимации исходных зависимостей при обучении НС желательно

обеспечить равномерность распределения данных по основным режимам работы двигателей;

– в процессе обучения прогнозирующих НС несколькими значениями временного ряда, НС «учится» предсказывать следующее значение, в качестве которого выступает одно из уже известных значений временного ряда. Формирование обучающих примеров осуществляется по принципу «движущегося окна». Таким образом, входной вектор и выходной сигнал меняются в процессе обучения и включают в себя все значения временного ряда до последнего известного. В соответствии с этим, размер временной выборки для каждого параметра должен быть как минимум в 2 раза больше, чем размер входного вектора (нескольких последних значений временного ряда), по которому осуществляется прогнозирование неизвестного значения;

– основным критерием обучения является точность восстановления параметров по всему массиву обучающей выборки.

Для классификации и определения вида неисправности могут использоваться как сети прямого распространения с алгоритмом обучения методом обратного распространения ошибки, так и сети Хэмминга (сеть с обратными связями). При этом применение сетей Хэмминга предпочтительнее в силу того, что она реализует ассоциативную память. Свойство ассоциативной памяти является определяющим при классификации и распознавании неисправностей, так как в эксплуатации в силу определенных причин (некорректное измерение параметра, одновременное проявление нескольких неисправностей, в том числе заранее не моделируемых и т. п.) диагностические признаки могут быть отличны от тех, что получены по результатам математического моделирования при имитации типовых неисправностей ГТД. Еще одно достоинство сети Хэмминга состоит в том, что архитектура сети определяется обучающим набором данных, поэтому процедура формирования сети может быть автоматизирована.

Выводы

1. Универсальность предложенной схемы ЯНС делает ее перспективной для реализации как в виде отдельного программного продукта для проведения опытной отработки ГТД, так и специализированной штатной системы диагностики, получающей входные данные от САУ двигателя.

2. Гибкая и адаптивная структура системы позволяет использовать ее для различных видов диагностики и любого типа ГТД, выполнять перенастройку системы в процессе эксплуатации двигателя, наращивать функциональные возможности системы без изменения базового шаблона или переобучения старых ядер в сети.

3. Для построения систем диагностирования с использованием ЯНС целесообразна разработка отдельной системы автоматизированного проектирования, которая будет включать в себя функции построения сети из типовых ядер и блоков обработки данных, формирование и хранение обучающих выборок, индивидуальных настроек всех нейронных сетей и формирование исполняемого файла.

Литература

1. Ахмедзянов А.И., Дубравский Н.Г., Тунаков А.П. Диагностика состояния ВРД по термогазодинамическим параметрам. – М.: Машиностроение, 1983. – 360 с.

2. Биргер И.А. Техническая диагностика. – М.: Машиностроение, 1978. – 460 с.

3. Дорошко С.М. Контроль и диагностирование технического состояния газотурбинных двигателей по вибрационным параметрам. – М.: Транспорт, 1984. – 320 с.

4. Жернаков С.В. Контроль и диагностика технического состояния ГТД с использованием пакета прикладных программ «Диагноз» // Контроль. Диагностика. – 2007. – № 1. – С. 48-53.

5. Кучер А.Г., Дмитриев С.А., Попов А.В. Определение технического состояния ТРДД по данным экспериментальных исследований с использованием нейронных сетей и методов распознавания образов // Авиационно-космическая техника и технология. – 2007. – № 10 (46). – С. 153-164.

6. Добродеев И.П., Чигрин В.С., Паламарь И.Н. Параметрическое диагностирование ГТД с использованием комплексного критерия и искусственных нейронных сетей // Проблемы исследования и проектирования машин: Материалы III международной научно-технической конференции. – Пенза. – 2007. – С. 45-48.

7. Жернаков С.В. Классификация режимов работы ГТД на основе нейронных сетей // Контроль. Диагностика. – 2006. – № 10. – С. 44-50.

8. Система диагностирования технического состояния авиационных ГТД с применением нечетко-нейронного подхода / А.М. Пашаев, Д.Д. Аскеров, Р.А. Садыхов, П.Ш. Абдуллаев // Авиационно-космическая техника и технология. – 2005. – № 3. – С. 33-42.

9. Tan H.S. Fourier neural networks and generalized single hidden layer networks in aircraft engine fault diagnostics // ASME. J. Eng. Gas Turbines and Power. – 2006. – 128, № 4. – P. 773-782.

Поступила в редакцию 20.05.2008

Рецензент: д-р техн. наук, проф. А.Ю. Соколов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.