

С. В. ЖЕРНАКОВ, Р. Ф. РАВИЛОВ

ТРЕНД-АНАЛИЗ ПАРАМЕТРОВ АВИАЦИОННОГО ГТД НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В статье рассматривается применение экспертных систем с нейросетевыми базами знаний для процесса информационного мониторинга параметров авиационного газотурбинного двигателя (ГТД). Предлагается оригинальный подход к определению тренда параметров газотурбинного двигателя на базе нейросетей, реализующих динамическую базу знаний экспертной системы в процессе эксплуатации двигателя. Предложена методика по разработке подобных нейросетевых баз знаний. *Тренд-анализ; экспертная система; нейронные сети; базы знаний*

ВВЕДЕНИЕ

Современные экспертные системы (ЭС) постоянно динамично развиваются. Сегодня трудно представить себе какую-либо отрасль промышленного производства без участия ЭС. С одной стороны, это экономически выгодно, а с другой – существенно повышается качество управления.

При внедрении ЭС в процесс мониторинга параметров ГТД необходимо учесть ряд факторов, способствующих качественному улучшению их функционирования [1–7]: наличие тесного информационного взаимодействия управляющей системы с окружающей внешней средой с применением специально организованных информационных каналов связи; принципиальная открытость системы с целью повышения ее интеллектуальности и совершенствования собственного поведения; наличие механизмов прогноза изменения окружающей среды и поведения системы; построение управляющей системы на основе многоуровневой иерархической структуры, удовлетворяющей следующему правилу: по мере повышения ранга иерархии происходит повышение интеллектуальности системы и снижение требований к ее точности и наоборот; сохраняемость функционирования при частичном разрыве связей или потере управляющих воздействий от высших уровней иерархии управляющей системы.

Иными словами, ЭС должна быть легко перестраиваемой (адаптируемой) к внешним изменениям, для чего в ее составе необходимо присутствие следующих соподчиненных

уровней [5–7]: обучения, самоорганизации (перестройки), прогноза (регноза) событий (ситуаций), работа с базами событий (базами данных) (БД) и знаний (БЗ), формирования решений; планирования операций по реализации сформированного решения, адаптации.

При этом первые пять перечисленных уровней образуют стратегическую концепцию ЭС, остальные выполняют ее тактические функции. Функциональная схема ЭС представлена на рис. 1.

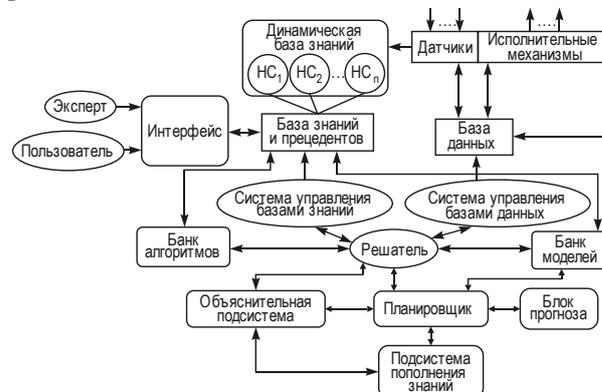


Рис. 1. Процесс взаимодействия подсистем в активной ЭС

Решатель (машина логического вывода) ЭС является комплексным, так как наряду с известными методами и знаниями (логика предикатов, семантические сети, фреймы, продукционный вывод) в ЭС могут применяться методы, основанные на мягких вычислениях (нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети (НС), когнитивные сети (КС), вероятностный вывод (ВВ) (эвристики)). Комбинация методов и расширение их элементами мягких вычислений с подключением к планировщику банков алгоритмов и моделей увеличивает мобильность вычислительного процесса решателем ЭС и, как следствие, качество принимаемых решений. Имея мощный

решатель, ЭС сравнительно легко адаптируется к внешней динамической модели, позволяя ставить и решать прямые, обратные и смешанные задачи.

В процессе функционирования сложного динамического объекта (СДО), например, ГТД, подключенная к нему ЭС позволяет в темпе реального времени осуществлять моделирование, прогнозирование и оценку эффективности работы силовой установки.

Базы знаний ЭС хранят декларативные и процедурные знания. К процедурным относятся базы концептуальных знаний (БКЗ): понятия в виде формул, зависимости, таблицы, процедуры и т.д. К декларативным относятся базы экспертных знаний (БЭЗ), носящие описательный (качественный) характер. При этом БКЗ и БЭЗ тесно взаимодействуют между собой, постоянно осуществляя проверку на непротиворечивость (избыточность) знаний. В процессе взаимодействия с объектом и собственной гетерогенной БЗ ЭС осуществляет обучение и самообучение. В режиме сканирования в темпе реального времени проверяются факты и знания. Новая ситуация «образует» прецедент и запоминается в БЗ. Элементы традиционных средств моделирования в ЭС осуществляют: математическое (имитационное) моделирование ГТД; хранение априорных и апостериорных данных в БД ЭС (исходная информация и результаты испытаний). Дополнительная «гибкость» и мобильность БЗ в ЭС достигается путем сопряжения моделей искусственного интеллекта и математической модели (ММ) исследуемого ГТД. А для этого у ММ авиационного двигателя необходимо учесть: требования к ММ; сочетание детерминированной и стохастической моделей; механизмы работы с ММ; обучение и формализация в среде ЭС ММ ГТД с проверкой ее адекватности. Перечисленное выше позволяет увеличить точность, достоверность и корректность функционирования ЭС.

В процессе мониторинга и управления эксплуатацией ГТД ЭС способна полностью контролировать параметры, анализировать (моделировать) текущую ситуацию с прогнозом ее развития в ГТД (информация с датчиков). Одной из классических задач мониторинга параметров ГТД является разладка (определение тренда контролируемых данных). В общем случае тренд-анализ позволяет контролировать

временной ряд, образованный последовательностью значений контролируемых показателей, и определяет наличие тренда: изменений (разладки) в этом ряду. Ценность тренд-анализа в современных активных ЭС очень велика, так как позволяет выявить дефекты на ранней стадии их развития (даже если значения контролируемых параметров находятся в допустимых пределах).

1. КЛАССИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА ТРЕНДОВ ПАРАМЕТРОВ ГТД

Важной задачей в процессе анализа экспериментальных данных, отражающей распознавание «облика» ГТД является определение разладки в измеренных параметрах временного ряда, т.е. анализ статистических характеристик результатов регистрации контролируемых параметров с целью определения их стационарности. Основная задача тренд-анализа – выявление закономерностей в последовательности данных. Наиболее полное описание методов выявления тренда приведено [8]. Среди наиболее распространенных «классических» методов анализа тренда выделяют: параметрические, непараметрические и смешанные методы. Из параметрических методов наиболее подробно рассмотрим интегральный критерий, заключающийся в следующей последовательности операций:

- предварительно осуществляется обработка числового ряда (данных измерений) $\{Y_1, \dots, Y_N\}$ в целях преобразования его к виду, удобному для последующей оценки;
- анализируется логика и физика процесса, оказывающего существенное влияние как на выбор вида аппроксимирующей функции, так и на определение границ изменения ее параметров.

Предварительная обработка исходного числового ряда на интервале времени $T \in (t_1, t_N)$ направлена на снижение влияния случайной составляющей $\varepsilon(t)$ в исходном числовом ряду $\{Y_1, \dots, Y_N\}$ (т.е. приближение ее к тренду) на представление содержащейся в числовом ряду информации в таком виде, чтобы существенно уменьшить трудности аналитического описания тренда.

Основные методы решения этих задач – процедуры сглаживания и выравнивания статистического ряда. При этом процедура сглаживания направлена на минимизацию

случайных отклонений точек от некоторой гладкой кривой предполагаемого тренда процесса. Сглаживание производится с помощью многочленов, приближающих по методу наименьших квадратов (МНК) группы измеренных в эксперименте точек. Даже в простом линейном варианте процедура сглаживания весьма эффективна в процессе выявления тренда при наложении на эмпирический числовой ряд случайных помех и погрешностей измерений. Если сглаживание направлено на первичную обработку числового ряда для исключения случайных колебаний и выявления тренда, то выравнивание служит целям более удобного представления исходного ряда при сохранении его значений. В простейшем случае эта процедура может быть осуществлена аппроксимацией по исходному ряду обработанных экспериментальных точек.

Выбор в качестве критерия оптимальности меры отклонения точек эмпирического ряда от аппроксимирующей функции осуществляется по формуле (метод МНК):

$$\sum_{j=1}^N [Y_j - \eta(t_j, \alpha_1, \dots, \alpha_N)]^2 \rightarrow \min,$$

где Y_j – точки эмпирического ряда (измеренные значения); η – аппроксимирующая функция; t_j – временная составляющая; $\alpha_1, \dots, \alpha_N$ – аппроксимируемые точки.

В качестве одного из интегральных критериев оценки тренда были рассмотрены следующие функционалы:

$$\delta = \frac{Y_j - Y_n(j)}{Y_n(j)}, \quad (1)$$

где Y_j – данные эксперимента ($j = \overline{1, N}$); $Y_n(N)$ – данные, вычисленные по модели; N – количество точек, измеренных в эксперименте; δ – оценка тренда. Применение данного критерия (1) в процессе оценки экспериментальных данных показано на рис. 3.

На рис. 2 можно выделить четыре характерных участка: I – с 0 по 80 ч; II – с 80 по 94 ч; III – с 94 по 115 ч; IV – с 115 по 126,5 ч эксплуатации ГТД. Тренд отсутствует на I и III участках, а проявляется на II и IV. На рис. 3 можно также наблюдать четыре характерных участка: I – с 0 по 80 ч; II – с 80 по 106 ч; III – с 106 по 115 ч; IV – с 115 по 126,5 ч эксплуатации ГТД. Очевидно, что тренд отсутствует лишь на первом участке наработки, а на остальных трех заметна тенденция к изменению температуры газа за

турбиной, т.е. присутствие тренда. При этом, если только на втором участке температура медленно повышается, то на третьем и четвертом ее изменение имеет ярко выраженный характер.

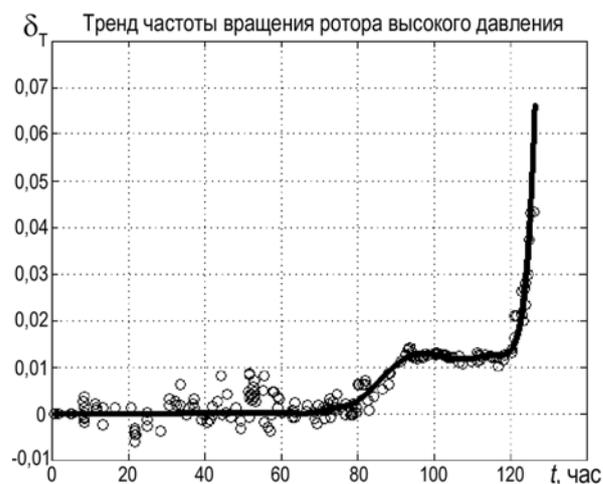


Рис. 2. Тренд-анализ частоты вращения ротора высокого давления

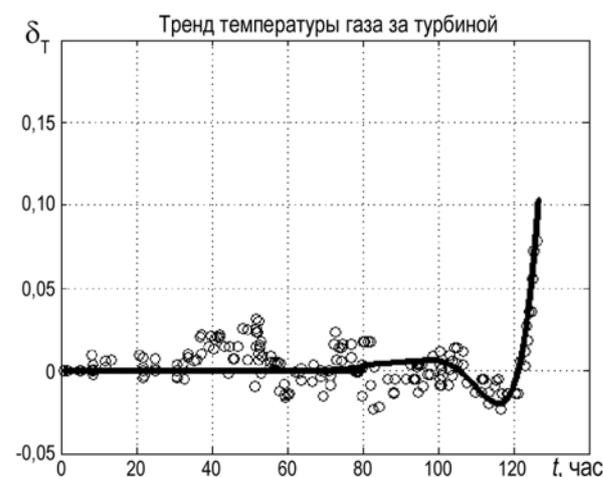


Рис. 3. Тренд-анализ температуры газа за турбиной высокого давления

Другим интегральным критерием оценки тренда является функционал вида:

$$\delta = \sum_{j=1}^N \left[\frac{Y_j - Y_n(j)}{Y_n(j)} \right]^2. \quad (2)$$

Применение критерия (2) в процессе анализа частоты вращения ротора высокого давления показано на рис. 3, где также заметны четыре характерных участка: I – с 0 по 20 ч; II – с 20 по 94 ч; III – с 94 по 116 ч; IV – с 116 по 126,5 ч эксплуатации систем управления летательным аппаратом (СУЛА). Первый участок наработки характеризуется как область приработки; второй

– область нормального периода эксплуатации; третий и четвертый – области интенсивного износа и старения.

В процессе исследования тренда классическими методами можно сделать вывод о том, что «классические» интегральные критерии весьма эффективны при экспресс-анализе, обладают точностью, наглядностью и способны с высокой степенью достоверности определить момент начала проявления тренда.

2. ТРЕНД-АНАЛИЗ ПАРАМЕТРОВ ГТД НА БАЗЕ НС. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Обозначим через $x(t)$, $t = 1, 2, \dots, N$ последовательность дискретных наблюдений параметра СУЛА

$$x(t) = f(t) + \xi(t)$$

на фоне помехи $\xi(t)$ с нулевым средним и дисперсией σ^2 .

В качестве моделей временных зависимостей (трендов) будем использовать множество полиномов:

$$f_j(t) = \sum_{s=0}^{j-1} c_{sj} t^s, \quad (j = 1, 2, \dots, n), \quad (3)$$

с неизвестными коэффициентами c_{sj} , где j – индекс типа модели.

При текущем оценивании модель (3) удобно представить в виде:

$$f_j(t + \Delta t) = \sum_{s=0}^{j-1} f_j^{(s)}(t) * \Delta t^s / s!, \quad (j = 1, 2, \dots, n),$$

где Δt – время, отсчитываемое от текущего момента времени t ; $f_j^{(s)}(t)$ – s -я производная функции $f_j(t)$. Будем определять значения функции $f_j(t)$ по скользящей выборке наблюдений $x(t - N + 1)$, $x(t - N + 2), \dots, x(t)$ постоянного объема N , что позволяет отслеживать изменение коэффициентов c_{sj} модели (3). Регулярные данные соответствуют наличию определенной закономерности. Нарушение этой закономерности происходит при изменении коэффициентов c_{sj} в (3). Задача состоит в построении НС классификатора, позволяющего на основании результатов обработки наблюдений (измерений параметров СУЛА) $x(t)$ установить факты нарушения закономерностей трендов и моменты времени появления этих нарушений (трендов).

3. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ В СРЕДЕ АКТИВНОЙ ЭС

БЗ и прецедентов активной ЭС может хранить следующую информацию:

- оценку случайности расхождения между заданными математическим ожиданием и выборочным средним (параметрические методы, которые требуют знаний априорной информации об объекте (ГТД), обычно среднеквадратичного отклонения исследуемого параметра);

- оценку принадлежности двух выборок одной генеральной совокупности (непараметрические методы, не требующие априорной информации классические критерии: Хальда – Аббе и его модификации [8]);

- анализ временных рядов с помощью рекуррентных нейросетей.

Описание классических критериев выявления тренда: Хальда – Аббе, Неймана – Пирсона, модифицированного r -критерия, интегрального S -критерия можно найти, например, в [8].

В работе проведена сравнительная оценка эффективности тренд-анализа нейросетевого и классических критериев. Сравнительное исследование критериев проводилось на основе имитационного моделирования, что позволило осуществить проверку в широком диапазоне изменения погрешностей измерений и интенсивности проявления тренда. Значение контролируемого параметра равно сумме детерминированной основы и случайной нормально распределенной помехи с дисперсией ξ . Детерминированная составляющая постоянна на интервале $[0, t_0]$, а затем изменяется линейно с темпом $a = tg(\alpha)$ (1/с) (где a – интенсивность тренда). В ходе моделирования значение a варьировалось в диапазоне $[0,01; 1]$; а значение ξ в диапазоне $[0,001; 1]$. При моделировании для настройки ММ ГТД использовалась выборочная дисперсия, рассчитанная на интервале стационарности $[0, t_0]$. Начиная с момента t_0 , вычислялись значения критериев и проверялось наличие тренда. Эффективность критериев оценивалась временем срабатывания критериев от начала тренда τ_0 до момента времени, соответствующего выявлению тренда $\tau_{зап}$.

4. ВЫБОР НС

Среди многочисленных методов анализа трендов отмечаются [8, 9]: метод линейной фильтрации, фильтр Калмана, экстраполяционные методы. Последние наиболее просто реализуются в среде НС, так как их основой являются процедуры сглаживания и выравнивания статистического ряда. Процедуры сглаживания и выравнивания могут быть реализованы на базе рекуррентных НС в виде двух последовательно соединенных фильтров – низкой частоты (НЧ) и высокой частоты (ВЧ). Для решения данной задачи необходимо реализовать на базе рекуррентных НС два последовательно соединенных фильтра – низкой частоты (НЧ) и высокой частоты (ВЧ). При этом НЧ-фильтр «пропускает» постоянную составляющую $f_j(t)$ и фильтрует помеху $\xi(t)$, а ВЧ-фильтр пропускает $f_j^{(s)}(t)$ и фильтрует $f_j(t)$ и помеху $\xi(t)$. Реализация НЧ и ВЧ-фильтров на базе рекуррентных НС показана на рис. 4.

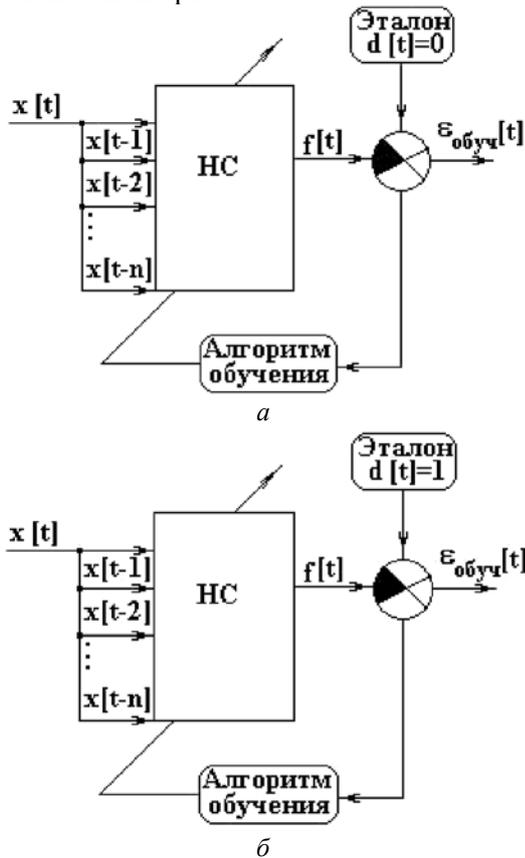


Рис. 4. Реализация НЧ (а) и ВЧ (б) фильтров на базе рекуррентных НС

Реализация НЧ и ВЧ-фильтров на базе рекуррентных НС показана на рис.6. Из теории НС [9–11] известно, что статические архитектуры НС способны аппроксимировать

многомерные, нелинейные статические функции. Идентификация динамических систем, наоборот, требует модели с соответствующими элементами запоминания. Поэтому статические полноразмерные НС должны расширяться динамическими структурами. Одной из возможностей динамического расширения является добавление внешних фильтров, которые реализуют динамическую модель вне сети. К таким НС с внешней динамикой относятся [10–12]:

- нелинейные модели с обратной связью с выхода;
- нелинейные модели с конечным импульсным ответом;
- нелинейные ортогональные модели базисных функций.

Данные варианты различаются тем, что реализуются соответствующими внешними фильтрами. Структура внешнего фильтра показана на рис. 5.

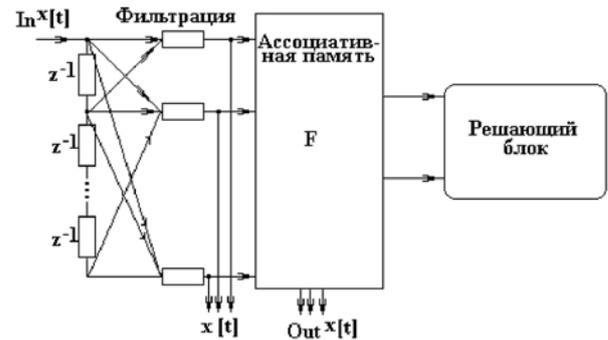


Рис. 5. Схема внешнего фильтра

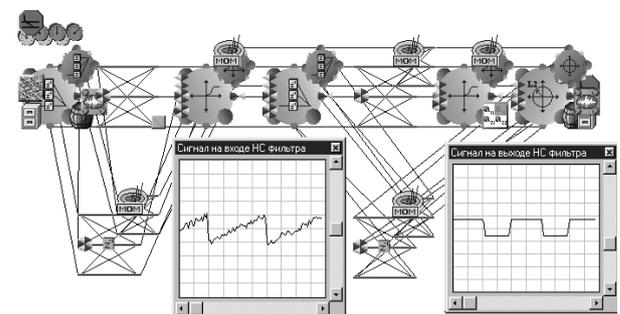


Рис. 6. Процесс обучения рекуррентной НС распознаванию тренда

При предварительной обработке считается, что функции $f(t)$ и $\xi(t)$ не коррелированы. Требуется, чтобы вектор $Out^x(t)$ выходных величин фильтра $Out_l^x(t)$, $l = \overline{1, N}$,

представляющий собой реакцию на внешнее воздействие, приближался к желаемой функции от полезного сигнала:

$$Out^x(t) \approx Ff(t), \quad (4)$$

где $F = (F_l)$ – некоторый векторный оператор, описывающий отображение множества полезных сигналов в выходные сигналы фильтра [13–15].

В качестве меры приближения $Out^x(t)$ к $Ff(t)$ в общем случае можно выбрать функционал:

$$J = J\left\{\phi\left[Ff(t) - Out^x(t)\right]\right\}, \quad (5)$$

где $\phi[\bullet]$ – некоторая мера векторной функции.

В простейшем случае [13–15] (рис.3) входной сигнал подается на множество последовательно соединенных функциональных элементов, обладающих задержкой z^{-1} (в синапсах). Их входные величины представляются в виде сигналов $In^x(t - kz^{-1})$, $k=1, N$ с весами W_{jk} , формируя вектор оценок полезных сигналов $(x_j(t))$, на основе которого с помощью сети, реализующей матрицу операторов (F_{lj}) , формируется вектор выходных сигналов $(Out_l^x(t))$:

$$Out_l^x(t) = F_{lj} \left[\sum_k W_{jk} In^x(t - kz^{-1}) \right], \quad (6)$$

где $l = \overline{1, N}$. Задачей фильтрации является воспроизведение полезного сигнала на фоне шумов и выполнение требуемого преобразования. Для решения данной задачи необходимо минимизировать средне-квадратичное отклонение оценки полезного сигнала $x_j(t)$ от ожидаемого j – полезного сигнала $f_j(t)$, характеризующего соответствующий полезный результат НС-фильтра, т.е. найти:

$$\min_{W_{jk}} M \left\{ \sum_j \left[f_j(t) - \sum_k W_{jk} In^x(t - kz^{-1}) \right]^2 \right\}, \quad (7)$$

где M – математическое ожидание.

Согласно данному критерию могут быть реализованы классические алгоритмы адаптации фильтра с использованием априорной информации о полезном сигнале и шуме.

Исходя из вышеизложенного, для решения поставленной задачи в качестве динамической (рекуррентной) НС, реализующей НЧ-фильтр,

может быть выбран персептрон; для ВЧ-фильтра – НС РБФ (радиально-базисные функции) (рис. 6). Алгоритм обучения ансамблевой НС – комплексный back propagation.

Сигнал, имеющий N отсчетов $x = [x_1, \dots, x_N]$, может быть аппроксимирован НС с G нейронами в скрытом слое следующими уравнениями: для персептрона

$$f(t) = \sum_{i=0}^G W_i^{(0)} q\left(\overline{W}_i^{(h)T} \bar{t}\right), \quad (8)$$

для РБФ

$$f(t) = \sum_{i=0}^G W_i^{(0)} R_i\left(\bar{t}, \overline{W}_i^{(h)}\right), \quad (9)$$

где $q(\bullet)$ – различные типы базисных функций многослойного персептрона, обладающих скалярным аргументом (исходная N -мерная задача аппроксимации путем весовой суперпозиции разлагается на простые скалярные базисные функции; сжатие N -размерного входного пространства до 1-мерного входа $f(\bullet)$ осуществляется путем скалярного произведения $\overline{W}_i^{(h)T} \bar{t}$; $R(\bullet)$ – взвешенные базисные функции РБФ (каждая базисная функция реализуется отдельным нейроном).

Решающее правило для ансамбля НС, реализующего НЧ и ВЧ фильтры, имеет следующий вид:

$$\alpha = \frac{\sum_{j=1}^N [f_{j+1}(t) - f_j(t)]^2}{t} \geq C, \quad (10)$$

где числитель выражения означает накопление суммы отклонений контролируемых параметров (C – порог срабатывания (чувствительность) НС; при $C = 0$ (нормальный режим работы), при $\alpha \geq C$ (тренд)).

Будем анализировать наличие тренда (рис. 2) на участках I и II с помощью аппарата НС. Анализ тренда на первом участке приведен на рис. 7. Определение тренда НС на втором характерном участке показано на рис. 8. Одна клетка при этом соответствует 15 часам эксплуатации СУЛА. Видно, что появление тренда замечено НС после шестой клетки. Для усложнения процесса распознавания тренда и максимального приближения к реальной ситуации на входной сигнал, идентифицируемый НС, «накладывается» помеха.

В процессе математического моделирования на ансамблевой НС (персептрон – РБФ), реализующей рекуррентные фильтры (динамическая база знаний активной ЭС), в сравнении с классическими критериями обнаружения тренда параметров ГТД были получены следующие результаты [8] (рис. 9).

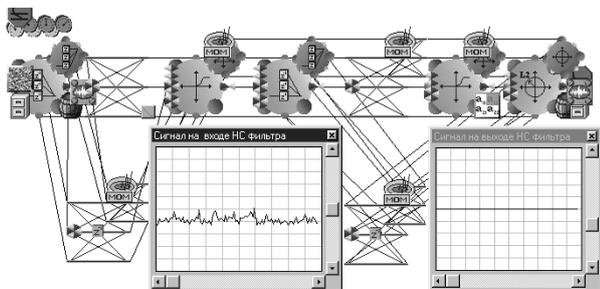


Рис. 7. Процесс тестирования рекуррентной НС (отсутствие тренда)

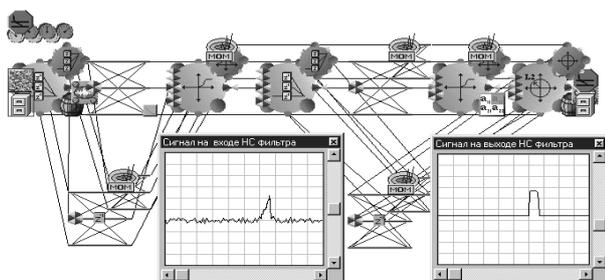


Рис. 8. Определение тренда с помощью НС базы знаний

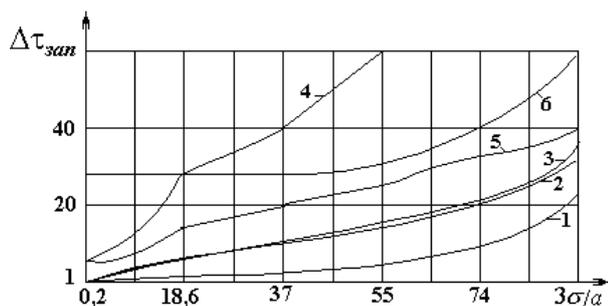


Рис. 9. Характеристики критериев тренда для 5% уровня значимости в безразмерных координатах:

- 1 – нейросетевой критерий; 2 – s -критерий;
- 3 – S^2 -критерий; 4 – r^2 -критерий Хальда – Аббе;
- 5 – модифицированный r^2 -критерий;
- 6 – u -критерий

В настоящее время при решении сложных комплексных задач информационного мониторинга и эксплуатации авиационных двигателей могут успешно применяться сложные ансамблевые нейронные сети (НА) [8], которые по сравнению с обычными

полносвязными НС позволяют получить на практике дополнительные преимущества: декомпозиция сложного динамического объекта ГТД (его систем) на ряд простых объектов (подсистем); НА проще перестраиваются под изменяющиеся внешние условия (в классе адаптивных, самонастраивающихся систем); структура НА может быть оптимизирована под конкретную задачу; быстродействие и точность НА значительно выше, чем классических полносвязных НС; НА обеспечивают лучшую аппроксимацию кусочно-непрерывных функций (таблица).

Перечисленные выше преимущества НА над обычными полносвязными НС дают возможность их дальнейшего применения при решении задач информационного мониторинга и управления эксплуатацией ГТД.

3. МЕТОДИКА ИССЛЕДОВАНИЯ

Методика комплексного мониторинга параметров ГТД на базе технологии рекуррентных нейронных сетей:

1. Получение обучающей выборки на N режимах нормально работающего двигателя в темпе реального времени.
2. Получение обучающей выборки на N режимах двигателя с трендом параметров в темпе реального времени.
3. Выбор архитектуры рекуррентных нейронных сетей.
4. Выбор алгоритмов обучения.
5. Обучение, тестирование и распознавание тренда параметров ГТД в режиме реального времени.
6. Мониторинг параметров ГТД рекуррентными нейронными сетями.
7. Адаптация рекуррентных нейронных сетей в среде активной экспертной системы.

Результаты численного моделирования свидетельствуют о возможности решения задач комплексного мониторинга и управления эксплуатацией сложных технических объектов, например, ГТД на базе активной ЭС, позволяющих наряду с классическими критериями выявления тренда параметров применять качественно новые нейросетевые критерии, расширяющие и дополняющие классические критерии, повышающие достоверность информации при диагностике и контроле параметров и на этапах принятия решений.

Сравнительная оценка определения тренда

Критерии	Измеряемая выборка	Время появления тренда (измерения)	Качество распознавания, %	Качество распознавания тренда при изменении		
				α , %	τ_0 , %	σ_y (чувствительность)
Классические	50	7–8	95	70–95	60–95	10–25 (измерений)
Нейросетевые	50	4–5	100	95–100	95–100	3–5 (измерений)

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработка авиационных ГТД V–VI поколений, усложнение их технических систем и подсистем, а также возросшие требования к безопасности полетов привели к необходимости создания интеллектуальных систем, способных выполнять некоторые функции человека – эксперта, способствовать в поиске оптимального решения, выдавать советы и рекомендации в темпе реального времени в процессе комплексного мониторинга и управления эксплуатацией авиационных ГТД.

Методика, разработанная авторами, показала высокую эффективность при решении задач комплексного мониторинга и управления эксплуатацией (контроля, диагностики, отладки и прогнозирования параметров) ГТД.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бурков В. Н., Новиков Д. А. Теория активных систем: состояние и перспективы М.: СИНТЕГ, 1999. 127 с.
2. Новиков Д. А., Петраков С. Н. Курс теории активных систем. М.: СИНТЕГ, 1999. 105 с.
3. Попов Э. В., Фомин И. Б., Шапот М. Д. Статические и динамические экспертные системы. М.: Финансы и статистика, 1996. 315 с.
4. Васильев В. И., Ильясов Б. Г. Интеллектуальные системы. Теория и практика. М.: Радиотехника, 2009. 392 с.
5. Кусимов С. Т., Васильев В. И., Ильясов Б. Г. Управление динамическими системами в условиях неопределенности М.: Наука, 1998. 625 с.
6. Кусимов С. Т., Васильев В. И., Ильясов Б. Г. Проблемы проектирования и развития систем автоматического управления и контроля ГТД М.: Машиностроение, 1999. 685 с.
7. Епифанов С. В., Кузнецов Б. И., Богаенко И. Н. Синтез систем управления и диагностирования газотурбинных двигателей. Киев: Техника, 1998. 315 с.
8. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей. М.: ИПРЖР, 2000. 416 с.
9. Рутковская Д., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия, 2008. 355 с.

10. Ярушкина Н. Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. М.: Финансы и статистика, 2007. 347 с.

11. Ясницкий Л. Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Академия, 2010. 176 с.

12. Бывайков М. Е. Алгоритм обнаружения изменения вида модели при текущем оценивании // Автоматика и телемеханика. 1993. №5. С.82–93.

13. Вишняков А. Н., Цыпкин Я. З. Обнаружение нарушений закономерностей по наблюдаемым данным при наличии помех // Автоматика и телемеханика. 1991. №12. С.128–137.

14. Жернаков С. В. Контроль и диагностика комплексных отказов САУ ГТД с использованием рекуррентных нейронных сетей // Авиакосмическое приборостроение. 2009. №2. С.33–49.

15. Жернаков С. В. Идентификация характеристик ГТД на основе технологии нейронных сетей // Информационные технологии. 2010. №3. С. 39–47.

ОБ АВТОРАХ

Жернаков Сергей Владимирович, зав. каф. информац.-измерит. техники и технологий. Дипл. инж. по промышленной электронике (УГАТУ, 1984). Д-р техн. наук по системному анализу, управлению и обработке информации (УГАТУ, 2005). Иссл. в обл. интеллектуальных систем.

Равилов Рустэм Фанильевич, аспирант каф. вычислительной техники и защиты информации. Дипл. инж. по энергетическим установкам и системам (ЮУГТУ, 2000). Готовит диссертацию в области контроля и диагностики масляной системы авиац. двигателей.