

ОСОБЕННОСТИ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ СИСТЕМ С ЭЛЕМЕНТАМИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Е. КОПЫТОВ, В. ЛАБЕНДИК, Н. КАБЕЛЕВ

Институт транспорта и связи
 ул. Ломоносова 1, корпус 4, LV-1019, Рига, Латвия

При всем многообразии задач, решаемых в современных системах диагностирования авиационной техники, у них имеется один существенный недостаток – жесткость алгоритмов, используемых в компьютерных программах. В результате в таких алгоритмах потеря информации хотя бы по одному измерительному каналу приводит к отказу в решении задачи, в которой использовался ранее потерянный параметр.

Рассматривается задача повышения надежности диагноза путем использования в системе диагностирования таких элементов искусственного интеллекта, как нейронные сети. Предлагается способ обучения искусственных нейронных сетей распознаванию образов-дефектов и неисправностей проточной части двигателя с помощью диагностических матриц на основе физической линейной математической модели двигателя.

Ключевые слова: нейронные сети, надежность, диагностика авиационных двигателей

1. Введение

Надежность летательных аппаратов зависит не только от обеспечения надежности работы его частей (планера, двигателей), но и от надежности обеспечивающих эту работу систем, в частности, систем контроля. Потеря контроля ставит под вопрос обеспечение безопасности полета летательного аппарата, особенно, с двигателями 5-го поколения, имеющими высокие параметры рабочего процесса (степень сжатия воздуха в компрессоре порядка 45, температура газа перед турбиной порядка 850К). Для своевременного принятия решения в полете при нарушении нормальной работы авиадвигателя необходим постоянный мониторинг его технического состояния, т.е. обработка поступающей от него информации в режиме реального времени для выделения опасных неисправностей, которые могут привести к отказу двигателя в полете.

2. Методы диагноза авиационных двигателей

Одной из задач автоматизированных систем диагностирования (АСД) самолета является контроль термогазодинамических параметров по тракту двигателя. Простая оценка замеряемых в полете параметров двигателя (по записям МСРП) – это *допусковый контроль* (обработка среднестатистических замеряемых в полете отклонений параметров от нормы). При этом, чем больше повторений замеров, тем достовернее контроль, но, во-первых, полет на разных участках траектории ограничен по времени, а, во-вторых, увеличение времени работы двигателя приводит к износу его частей и, вследствие этого, дополнительному изменению параметров. Последние проверяются от полета к полету – это так называемый *трендовый контроль*. Недостаток допускового контроля по замеряемым параметрам – это оценка работы двигателя в целом без диагностирования (локализации) причины этих отклонений. Для установления диагноза чаще всего применяют статистические модели, увязывающие отклонения критериев, оценивающих дефекты в узлах, с отклонениями замеряемых параметров, (выбор критериев – это самостоятельная задача) в виде регрессионной модели дефектов:

$$\delta A = W_{a1} \cdot \delta x_1 + W_{a2} \cdot \delta x_2 + W_{a3} \cdot \delta x_3 + \dots + W_{an} \cdot \delta x_n \quad (1)$$

$$\delta B = W_{b1} \cdot \delta x_1 + W_{b2} \cdot \delta x_2 + W_{b3} \cdot \delta x_3 + \dots + W_{bn} \cdot \delta x_n \quad (2)$$

где $W_{a1}, W_{a2}, W_{a3}, \dots, W_{an}, W_{b1}, W_{b2}, W_{b3}, \dots, W_{bn}$ – коэффициенты влияния (весовые коэффициенты).

Таблицу коэффициентов влияния называют *диагностической матрицей* (ДМ). Здесь же встает вопрос об оптимальном числе измеряемых параметров. С одной стороны, чем больше число замеров, тем достовернее диагноз, но и тем больше вероятность отказа какого-либо канала поступления информации (засорение датчика замера давления, обрыв электрической цепи и т.д.). В результате диагностирование по всем критериям прекратится, т.е. алгоритм АСД по данной задаче перестает работать. Проблема осложняется еще тем, что для новых двигателей такой статистики по дефектам еще нет. В работе [1] рассмотрено получение ДМ на основе не статистической, а физической линейной математической модели двигателя (см. Таблицу 1). Там же обосновано необходимое для решения системы линейных уравнений число измеряемых параметров, зависящее от конструктивной схемы двигателя (числа валов, степени двухконтурности и т.п.).

ТАБЛИЦА 1. Диагностическая матрица двигателя ТВ7-117С с дополнительными замерами параметров P^*_{TK} и T^*_{K} (N=1470 кВт)

| Отклонения параметров | ∂n_{TK} | ∂T^*_{TK} | ∂G_T | ∂P^*_K | $\partial P^*_{TC} = \partial P^*_{TK}$ | ∂T^*_K |
|---------------------------|-------------------|---------------------|----------------|------------------|---|------------------|
| $\partial \bar{\eta}^*_K$ | 0,189 | 0,148 | 0,097 | 0,482 | 0,000 | -1,148 |
| $\partial \bar{G}_B$ | -2,480 | -1,490 | 0,927 | 0,053 | 0,000 | -0,105 |
| $\partial \eta^*_{TK}$ | 0,000 | -0,708 | 0,000 | -0,551 | 0,551 | 0,805 |
| ∂F^{TK}_{CA} | 0,000 | -1,176 | 1,000 | -1,000 | 0,000 | 0,037 |
| $\partial \eta^*_{TC}$ | 0,000 | 0,530 | -1,000 | 0,000 | -0,947 | 0,130 |
| ∂F^{TC}_{CA} | 0,000 | -1,030 | 1,000 | 0,000 | -1,000 | -0,130 |

3. Нейронные сети в системе диагностирования

Но и в последнем случае при решении системы уравнений в программе ЭВМ с обычной логикой должно соблюдаться одно условие: число определяемых (неизвестных) параметров не может превышать числа уравнений, заложенных в программу. Исчезло или появилось одно неизвестное – и машина заходит в тупик. «Элементы современных электронных машин идиотски логичны» – сказал по этому поводу кибернетик Шмидт [2]. Один из способов, позволяющих расширить «интеллектуальные возможности» ЭВМ – это эвристический подход, при котором машине приходится в определенный момент нарушить железную логику своих рассуждений и начать действовать «наугад», например методом Монте-Карло. Но и здесь подобные действия ЭВМ должны быть специально запрограммированы. Актуальность проблемы состоит в том, что добавление новых программ вступает в противоречие с возможностями бортовых ЭВМ при необходимости их работы в полете в режиме реального времени, особенно для контроля будущих высоконагруженных двигателей 5-го и 6-го поколений. Выходом из этого нами видится в применении в бортовых АСД компьютерных систем с элементами искусственного интеллекта в виде искусственных нейронных сетей (ИНС) [3-6] не вместе, а вместо программы обнаружения в полете опасных дефектов, с помощью, например, ДМ. Однако это не означает отказа от ДМ, а предлагается их использовать в наземной части АСД для обучения ИНС поиску (распознаванию) дефектов и неисправностей авиационного двигателя. Нами проанализированы алгоритмы организации диагноза по ДМ и с помощью ИНС и выявлена интересная аналогия. Искусственный нейрон (Рисунок 1) умножает каждый i -й вход x_i на вес W_i и суммирует взвешенные входы, т.е. его действия аналогичны поиску дефекта по уравнению модели (1).

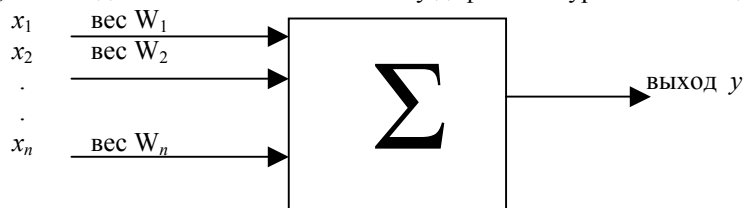
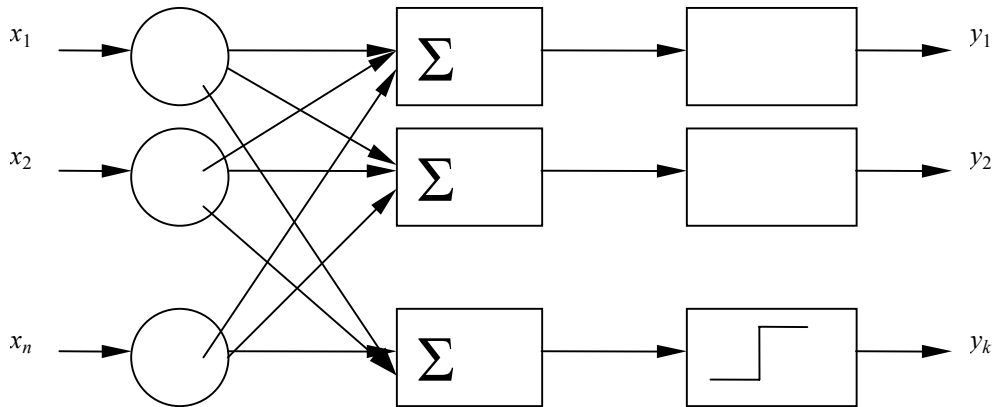


Рисунок 1. Искусственный нейрон

А в целом, локализация дефектов с помощью ДМ подобна работе системы нейронов, которая получила название персептрона (Рисунок 2). При этом каждый нейрон в простейшем случае модифицирует вычисленную сумму с помощью активизационной функции в виде сигнала наличия (1) или отсутствия (0) дефекта. Но на этом аналогия в работе ДМ и персептрона заканчивается, т.к. ДМ имеет жесткий алгоритм обработки информации, а искусственные нейронные сети могут менять свое поведение в зависимости от внешней среды. После предъявления входных сигналов совместно с известным выходом они могут самонастраиваться



(обучаться), чтобы получить требуемую реакцию. Однако организация процесса обучения в каждом конкретном случае является проблемой.

Рисунок 2. Однослойный персептрон с n входами и k выходами

4. Способ обучения нейронных сетей с помощью диагностических матриц

Ниже рассмотрен способ обучения ИНС распознаванию образов-дефектов и неисправностей проточной части двигателя с помощью разработанной нами ДМ на основе физической линейной математической модели (ММ) двигателя [1]. Особенностью предлагаемой ММ является ее способность (чувствительность) к изменению технического состояния двигателя. Это достигнуто путем введения в уравнение системы членов, учитывающих относительный сдвиг характеристик компрессоров в виде частного относительного изменения коэффициента полезного действия $\delta\bar{\eta}_k^*$ и производительности компрессора (расхода воздуха) $\delta\bar{G}_B$. При этом общее изменение этих величин может быть вызвано появлением дефекта в другом узле двигателя и в связи с этим изменением режима течения по всему тракту двигателя. Характеристика узла изображается на плоскости, сдвиг ее характеризуется не одним, а двумя представленными выше критериями комплексно в виде векторов возможных дефектов (Рисунок 3).

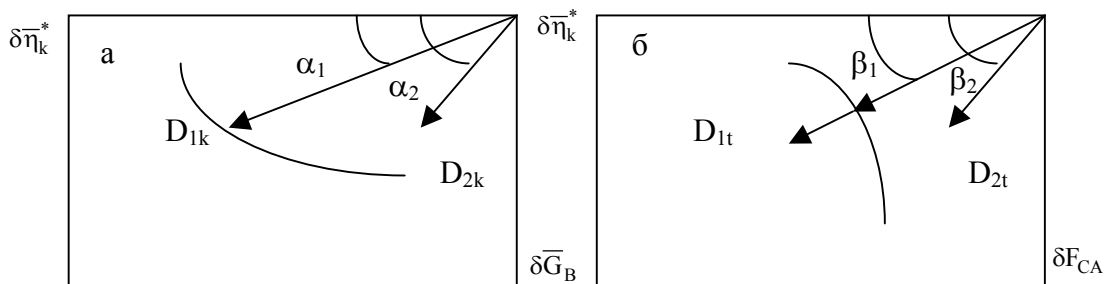


Рисунок 3. Вектора возможных дефектов: a – компрессора, b – турбины

Для турбин, сопловые аппараты которых обычно работают на критических режимах, сдвиг характеристик незначителен, поэтому их дефекты можно оценивать в виде комплекса общих изменений коэффициентов полезного действия и проходных площадей сопловых аппаратов (Рисунок 3 б). При этом можно установить предельно допустимые изменения параметров, исходя из возможности опасного нарушения работы двигателя в целом в полете. Причем важно, что

предельные отклонения можно ввести в ДМ по результатам испытаний отдельных узлов (и их деталей), а не по испытаниям двигателя в целом до разрушения.

Информация для наземного обучения многослойных ИНС производится в следующей последовательности. Сам алгоритм построения ДМ на основе физической линейной ММ двигателя изложен в [1] и аналогичен работе многослойной ИНС. Для получения ДМ система линейных уравнений преобразуется следующим образом. В левую часть уравнений переносятся члены с отклонениями параметров, которые не измеряются (в том числе с критериями дефектов), а в правую часть - с отклонениями измеряемых параметров. Далее составляются две таблицы (матрицы) коэффициентов влияния при этих параметрах. При этом коэффициенты влияния вычисляются по специальным формулам для исходного (бездефектного) технического состояния двигателя. Матрицу коэффициентов при критериях дефектов можно представить как таблицу весовых коэффициентов единичного слоя персептрона (так же как и матрицу коэффициентов при отклонениях измеряемых параметров), а саму ДМ - как результат работы многослойного персептрона. При этом для обучения предлагается в данном случае использовать сеть обратного распространения. Обучающий алгоритм представляет собой последовательность отключения единичного или парного сигналов (отклонений замеров) датчиков при заданных отклонениях критериев выбранного для обучения дефекта - «желаемых» выходных сигналов сети. Задача осложняется тем, что если для дефектов, обнаруженных в процессе испытаний двигателя, известны отклонения оставшихся измеряемых параметров, то для моделируемых теоретически отклонений критериев дефектов такие отклонения неизвестны. Поэтому для обучения предлагается формировать вспомогательную матрицу коэффициентов влияния критериев дефектов на отклонения измеряемых параметров. Для этого исходная линейная система уравнений (ММ) преобразуется так, что в левую часть уравнений переносятся члены с отклонениями всех (в том числе и измеряемых) термодинамических параметров, а в правую часть – только члены с отклонениями независимых друг от друга параметров (коэффициентов потерь в отдельных узлах и т.п.), в том числе и с выбранными комплексными критериями дефектов узлов. После математических преобразований обращения первой матрицы и перемножения ее со второй матрицей получается необходимая матрица коэффициентов влияния отклонений независимых параметров на отклонения термогазодинамических (в том числе и измеряемых в разных сечениях по тракту двигателя значений ρ^* и T^* параметров):

$$\delta\rho_i^* = W_{1p} \cdot \delta k_{1i} + W_{2p} \cdot \delta k_{2i} + W_{2p} \cdot \delta k_{3i} + \dots + W_{np} \cdot \delta k_{ni} \quad (3)$$

$$\delta T_i^* = W_{1T} \cdot \delta x_1 + W_{b2} \cdot \delta k_{2i} + W_{b3} \cdot \delta k_{3i} + \dots + W_{bn} \cdot \delta k_{ni} \quad (4)$$

где i - номер i -го дефекта какого-то узла.

Задавая комплексно разные величины критериев дефектов (Рисунок 3) и получая величины отклонений измеряемых на двигателе параметров, можно произвести первый этап обучения диагностической ИТС. Второй этап обучения заключается в последовательном отключении сигналов измеряемых параметров, при этом целью процедуры обучения сети является такая подстройка ее весов, чтобы приложение некоторого множества входов приводило к требуемому множеству выходов (векторов дефектов). Даже если за каким-то узлом пропали замеры, а в других узлах нет дефектов, ИНС после подбора весов по сочетаниям отклонений оставшихся измеряемых параметров после обучения указывает не только наличие дефекта в узле, но и предполагаемый характер дефекта). Важным свойством ИНС является нечувствительность (до некоторой степени) отклика сети после обучения к небольшим изменениям входных сигналов (погрешностям измерения). Такая система позволяет преодолеть требование строгой точности, предъявляемое обычным компьютерам, и открывает путь взаимодействия с миром хаоса, в котором мы живем.

5. Выводы

Важно отметить, что ИНС делает обобщения автоматически благодаря своей структуре, а не с помощью использования «человеческого интеллекта» в форме специально написанных компьютерных программ. ИНС могут эффективно существовать, объединяясь с Экспертными системами, где каждый подход используется для решения тех задач, с которыми он лучше

справляется. Поэтому перспективной для двигателей следующего 6-го поколения будет применение на борту не только компьютерной прогнозирующей системы, а компьютерной системы принятия решений (СПР), а человеку останется функция контроля этих систем и взятие на себя функции принятия решения в случае отказа системы.

Литература

- [1] Кузнецов Н.С., Лабендик В.П. (1993) Особенности формирования диагностических матриц для контроля состояния проточной части авиационных ГТД. *Изв. ВУЗОВ "Авиационная техника"*, 3, 89-93.
- [2] Уоссермен Ф. (1992) Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. Москва
- [3] Копытов Е., Кабелев Н. (2000) A method of adaptive re-configuration of multi-layer perceptron in real-time learning system/ *Computer Modelling & New Technologies* 4, No.1, 7-14.
- [4] Копытов Е., Лабендик В., Кабелев Н.. (2001) Neural Network Applications in Aircraft Engine Diagnostics. **In:** Scientific Proceedings of the Scientific-technical Union of Mechanical Engineering, vol. 2 (57). Third International Congress "Mechanical Engineering Technologies'01", June 24-26, 2001, Sofia, Bulgaria, pp. 558-560.
- [5] Haykin S. (1994) *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Macmillan College Publishing, New York
- [6] Zurada J.M. (1992) *Introduction to Artificial Neural Systems*. West Publishing C., St.Paul

Received on the 17th of December 2001