

燃气涡轮发动机故障诊断 的人工神经网络法*

北京航空航天大学 陈大光** 刘福生

【摘要】 介绍了人工神经网络专家系统在航空涡轮风扇发动机故障诊断上的应用。通过一个高涵道比涡扇发动机故障诊断的实例分析,验证了三层逆传播网络的可行性。非常令人鼓舞的诊断结果证明:神经网络的模糊联想特点、分布存储和并行处理能力以及对随机误差的抑制作用,使其成为一个有效的和快速的方法。它有很好的应用前景,并可广泛用于航空发动机的故障诊断。

主题词: 燃气轮机 航空发动机 故障诊断 神经网络

分类号: V235.13 TP18

1 引言

十几年的经验已经证明发动机的状态监视与故障诊断对军用和民用等各型飞机的飞行安全,发动机工作可靠性和运行成本有重大影响,因此,状态监视和故障诊断技术近些年来发展十分迅速。这一技术的一个重要关键是发展一个准确、快速的诊断方法。航空燃气涡轮发动机使用中出现的故障是多种多样的,由于使用环境的限制,不可能测量很多参数,测量参数不可避免地带有随机误差,如何从有限的监视信息中正确诊断出发动机的故障便成了一个技术难点^[1]。产品的复杂性,故障的多样性和监视参数的有限性决定了很难建立起一套完整而准确的分析模型,在诊断的实践中越来越认识到专家经验的重要性,于是,在性能监视、振动监视和滑油监视几个主要监视方法方面都在发展专家系统^[2,3,4]。一般的基于规则的(rule-based)专家系统存在一些固有的缺点,如它的知识获取要由知识工程师从专家经验中提取,所以知识库的建立非常费时。作为专家系统的另一重要组成部分——推理机,其推理过程是一个信息一个信息顺序进行的,推理速度慢。这类专家系统获取知识困难,容易出现“组合爆炸”,“匹配冲突”等问题,对处理纯经验浅知识比较有效,处理理论性强的深知识则不方便。这些缺点使其用于故障诊断时,速度慢、效果差。近年来发展的人工神经网络专家系统学习功能强,知识分布存储,有联想并行处理功能,它还能综合浅知识和深知识,组成从输入到输出的映射关系,为专家系统在诊断中的应用开辟了崭新的途径。

本文在分析人工神经网络专家系统基本原理基础上提出了一种适用于诊断发动机故障的神经网络,并将其用于JT9D发动机气路部件的故障诊断。实例验证证明本文提出的方法有效、实用。

2 人工神经网络专家系统基本原理及结构

人工神经网络是模拟人类大脑的神经元和分析问题的方法构造而成的。神经网络的拓扑结构可因应用领域的不同而异。参考一些应用实例^[5,6]选用了正向传播、误差逆传播(BP)的连接主义 BP 网络(图 1)。这个网络由输入层、隐含层、输出层组成,每层可包括若干个神经元,同一层的神经元一般不互相连接,其连接强度用权值 M 和 w 表示。跨层的神经元之间则不连接。理论上已经证明:假定 BP 网络中隐含层的单元可以根据需要自由设定,那么一个三层网络,可以实现以任意精度近似任何连续函数^[7]。

图 1 中输入为 $A_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$, 共有 n 个神经元, 与其对应的输出为 $C_k = (c_1^k, c_2^k, \dots, c_q^k)$, 共有 q 个。上标 k 代表第 k 个模式对, $k = 1, 2, \dots, m$ 。用于发动机诊断, 输入是一组监视参数, 输出则为与其对应的一组诊断结果。

构造一个实用的神经网络, 首先要对一个实际样本进行学习, 确定各连接权的值。神经网络的学习过程要花费相当多的机时。当前有不少研究工作寻求快速有效的学习方法, 这种工作已超

出本文的范围。我们选用了适合图 1 的 BP 网络的标准学习方法^[7]。这种学习方法由正向传播和反向传播两个过程组成。学习开始, 先随机地给各连接权赋值, 权值在 $0 \sim 1$ 之间随机选取。然后将学习样本的信息输入输入层各神经元, 经隐含层计算出输出层各节点的值。如输出层不能得到规定的输出则转入反向传播, 将误差信号沿原路返回, 通过修改各层神经元的权值使输出误差最小。对各权值可多次赋值, 进行几次学习, 以免迭代寻优时落入局部最小点。如误差总是很大, 可改变神经网络结构, 如隐含层节点数等。

神经网络学习完成后, 实际应用过程则十分简单。将输入值加载到输入层各神经元后, 利用式(1)进行输出推理。首先利用式(1)计算隐含层各神经元的值

$$\text{net } b_i = \sum_{h=1}^n M_{ih} a_h - H \quad (1)$$

式中 H 为阈值。隐含层各节点的输出为

$$b_i = f \left(\sum_{h=1}^n M_{ih} a_h - H \right) \quad (2)$$

f 为活化函数, 通常取 Sigmoid 函数, 也称 S 型函数, 即 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 。它的取值在 $0 \sim 1$ 之间, 同样输出层各节点的值可计算如下:

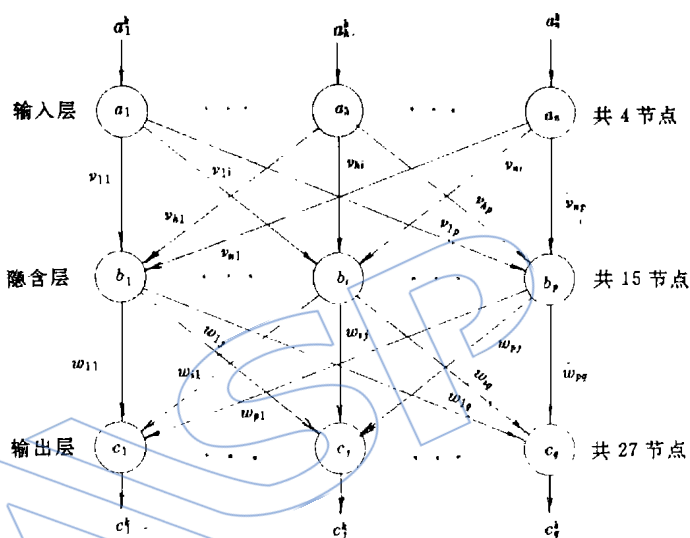


图 1 基本 BP 网络的拓扑结构

$$\text{net } c_j = \sum_{i=1}^p w_{ij} b_i - H, \quad c_j = f(\text{net } c_j) \quad (3)$$

输出值如接近于 1, 则认为该节点所代表的故障已经出现; 如输出值接近于 0, 则认为该节点所代表的故障不存在。

从以上讨论可以看出人工神经网络专家系统有以下特点与优点: (1) 强的自学习能力。各神经元的连接是通过内部权值确定的。通过学习确定了权值之后即获取了有关问题域的知识, 构造出输入与输出的正确映射关系。(2) 推理功能强。构成一个神经网络后, 在实际应用中即可从输入向前推理最后得出结论。推理过程只是简单运算, 没有迭代过程, 效率极高。与基于规则的一般专家系统相比, 知识库和推理机两个核心部分在神经网络中已有机地组合在一起了。(3) 处理信息是高度并行的。(4) 具有联想的和模糊推理的能力。相似的输入(不要求绝对值一样)可产生相似的输出。(5) 活化函数的选择, 使神经网络有较强的抗噪声干扰能力。正是这些特点使得人工神经网络专家系统在故障诊断领域中有广阔的应用前景。

3 航空燃气涡轮发动机故障诊断的人工神经网络法

航空发动机很多故障和发生故障时的征兆间没有明显的相关关系, 找不出明显的分析函数关系诊断发动机气路上的部件故障, 从理论上讲可基于各部件间的气动热力学关系进行气路分析, 这就是有名的 Urban^[8] 法。Urban 已经指出, 这种方法要求监测参数大于或至少等于诊断对象可能出现的各种故障的总和。实际应用中很难做到这一点, 例如, 民用大涵道比涡扇发动机气路部件和指示系统故障可多达 20 余个, 而目前的飞机上监测参数只有 3~4 个(采用全权电子数字式燃油控制后会增多), 因此, Urban 法无法直接应用。

专家系统恰恰能对一些无法用解析方法直接求解, 而需综合许多经验的问题处理得很好, 特别是人工神经网络系统具有联想、模糊推理、高抑制噪声干扰和快速准确等优点, 因此应该更加适合诊断发动机故障。以 JT9D 为例, 用人工神经网络方法对其气路部件的故障进行诊断的结果证明了这一论断。

JT9D 发动机可用于诊断气路部件和有关指示系统的监视参数有 4 个, 即排气温度偏差 ΔEGT , 燃油流量偏差 ΔFF , 低压转子转速偏差 ΔN_1 , 和高压转子转速偏差 ΔN_2 , 因此输入层有 4 个节点。输出层的节点数则根据故障样本中包含的节点数确定。隐含层可根据经验确定节点数目。如果过少(3 个), 则难于对故障分类并得出正确映射, 因而学习速度慢, 推理精度低。如隐含层节点数目太多, 则网络划分太细, 实际上记忆的是输入模式而不是归纳输入模式, 使联想推理能力下降。经分析我们选用了 15 个节点。

网络的拓扑结构选定后, 便开始学习过程, 确定连接各神经元的权值。学习使用的样本有两种。其一是普惠公司的与各种故障对应的监测参数典型偏差(小偏差表)。这种情况下输出层共 27 个节点, 代表 27 种故障。另一种样本则为普惠公司提供的 JT9D 发动机出现不同故障时 4 个监测参数变化的趋势图^[9]。我们挑选了代表 7 种故障的 22 个趋势图作为样本进行学习。这时输出层共有 7 个节点。

为了提高网络精度输入数据应规范化。EGT 的偏差值一般为几十度, 而 ΔN_1 和 ΔN_2 往往不到分之一, 因此都应作规范化处理, 使输入参数都在 0~1 之间。

神经网络建成后便可用于诊断。我们规定输出单元的值为 0.75~1.0 时则为故障; 若输出为 0~0.25 则认为该节点代表的故障不存在, 即该部件或指示系统工作正常。若输出在 0.25

和 0.75 之间则该节点代表的故障被怀疑, 不能正式确定需继续监视。

利用普惠公司提供的偏差表建立的神经网络诊断普惠公司提供的 JT9D 的各种故障的样本其结果列于表 1^[10]。

表 1 神经网络法诊断结果

序号	故 障 样 本 结 论	本 文 诊 断 结 果
1	3.0 和一个 3.5 放气门不能关闭	3.0 不能关闭
2	3.0 和一个 3.5 放气门不能关闭	3.0 不能关闭,△FF 偏大
3	3.0 和一个 3.5 放气门不能关闭	3.0 不能关闭
4	3.0 和一个 3.5 放气门不能关闭	3.0 不能关闭
5	3.0 放气活门漏气	低压压气机衰退, 3.5 放气门故障
6	单个 3.5 放气门不能关闭	3.0 不能关闭
7	第 6 级压气机叶片和 1 级涡轮叶片损坏	高压涡轮性能下降
8	高低压压气机外物打伤	高压压气机性能下降
9	高压压气机外物打伤	高压压气机性能下降
10	高压压气机外物打伤	高压压气机性能下降
11	第 1 级涡轮叶片损伤	高压涡轮性能下降
12	第 1 级涡轮叶片径向间隙过大	高压涡轮和低压压气机衰退
13	第 1 级涡轮叶片径向间隙过大	高压涡轮性能下降
14	第 1 级涡轮叶片径向间隙过大	高、低压涡轮性能下降
15	第 1 级涡轮叶片磨损	高压涡轮性能下降, N ₁ 指示高
16	第 1 级涡轮导向器烧蚀	高低压涡轮性能下降
17	第 1 级涡轮导向器叶片损坏	高压涡轮性能下降
18	第 2 级涡轮叶片损坏, 打坏低压涡轮	高压涡轮, 低压涡轮性能下降
19	第 2 级涡轮叶片损坏, 打坏低压涡轮	高低压涡轮性能下降
20	第 2 级涡轮叶片损坏, 打坏低压涡轮	高低压涡轮性能下降

从上表可以看出, 神经网络法的诊断结果是十分满意的。只有第 5 例诊断错误, 前 6 例都出现对 3.5 放气门故障诊断不出来的问题, 这是因为学习样本中只有串列的 3.5 放气门全部打开时各监测参数的偏差值, 对于单个 3.5 放气门故障没有样本, 而单个 3.5 放气门故障和 3.0 放气门故障都属于放气故障, 征兆十分相近。如果提供单个 3.5 放气门故障样本供神经网络学习则诊断效果完全可以改善。第 7、8 两例有两个部件损坏, 而诊断结果只一个部件, 只诊断出故障严重的部件, 这是监测参数太少, 两个部件的故障非常相似所致, 不是神经网络方法本身的问题。我们又选用了普惠提供的样本中的 22 个样本覆盖了 JT9D- 7J 发动机 7 种故障, 即 3.0 放气门故障 1 个, 3.5 放气门故障 2 个, 3.0 和单个 3.5 放气门故障 4 个, 低压压气机外物打伤 1 个, 高压压气机外物打伤 3 个, 高压涡轮损坏 10 个, 低压涡轮损坏 1 个。尽管对每种故障样本数量很少, 故障种类也不够多, 但用这 22 个样本建立的神经网络, 诊断普惠公司提供的偏差表中的 7 种相应故障全都得到成功, 用此网络诊断我国民航 747 飞机 JT9D- 7J 发动机故障也获得良好效果, 这说明只要积累足够案例便不难建立起非常实用的神经网络。越

是常见的、多发的故障诊断越是准确。

4 结束语

(1) 人工神经网络专家系统用于发动机故障诊断是完全可行的, 具有快速、准确和抑制噪声能力强等优点, 有很好的应用前景。

(2) 人工神经网络专家系统比一般基于规则的专家系统学习能力和推理能力强, 更适用于故障诊断。基于规则的专家系统适用于故障查寻(Trouble Shooting)。

(3) 人工神经网络诊断快捷, 可发展成为机载的诊断系统。

参 考 文 献

- 1 陈大光, 韩凤学, 唐耿林. 多状态气路分析法诊断发动机故障的分析. 航空动力学报, 1994; 9(4)
- 2 Lewis D D, Frenster J A, De Hoff R L. An Expert Maintenance Management System For Military Aircraft Engines. Proceedings of 1st International Machinery Monitoring & Diagnostic Conference, 1989, Los Vegas, U. S. A.
- 3 Carr H R, Ives G J. A Joint Study on the Computer- Isolation of In- Field Aero Engine Vibration Diagnosis. AGARD CP - 448, 1988
- 4 Torella G. Expert Systems For the Trouble- Shooting and the Diagnostics of Engines. AIAA 92- 3327, 1992
- 5 Lo C F, Shi G Z. Neural Network Based Expert System for Compressor Stall Monitoring, AIAA 91- 2500, 1991
- 6 Lim J H, Lui H C, Tan A H, Teh H H. INSIDE: A Connectionist Case- Based Diagnostic Expert System that Learns Incrementally. ISS NUS IJCNN, Singapore, 1991
- 7 靳蕃, 范俊波, 谭永东. 神经网络与神经计算机. 西南交通大学出版社, 1991
- 8 Urban L A. Parameter Selection for Multiple Fault Diagnostics of Gas Turbine Engines. ASME 74- GT - 82
- 9 John E Hehtel. Performance Monitoring of Gas Turbine with in- Flight Data. Flight Operations Engineering Report, No. 29, Pratt & Whitney Aircraft, 1976
- 10 刘福生. 神经网络专家系统在航空发动机故障诊断系统中的应用: [学位论文]. 北京航空航天大学, 1993

(责任编辑 魏星禄)