

文章编号: 1000-8055 (2001) 01-0080-03

模糊自组织神经网络 在航空发动机故障诊断中的应用

蒋东翔, 王风雨, 周 明, 倪维斗
(清华大学 热能工程系, 北京 100084)

摘要: 介绍了模糊自组织神经网络在航空发动机故障诊断中的应用方法, 并通过实例验证了该方法在发动机故障分类中的实用性。该方法具有结构算法简单、无监督自学习和侧向联想等功能。它有很好的应用前景, 可以广泛应用于发动机的故障诊断。

关键词: 航空发动机; 故障诊断; 模糊数学; 自组织神经网络

中图分类号: V 235. 13; TP18

文献标识码: A

1 前 言

发动机状态监测和故障诊断技术近年来发展十分迅速。目前应用于航空发动机的故障诊断方法很多, 如: 基于故障方程的诊断方法、基于规则的专家系统、模糊诊断、BP 神经网络等, 这些方法各有其优缺点^[1]。

人工神经网络以其独特联想、记忆和学习等功能在机械设备故障诊断领域受到广泛关注^[2~4], 其中研究较多的是 BP 神经网络及其它诊断方法的综合应用, 但是 BP 网络的收敛速度慢、易陷入局部极小点等缺点又限制了它在故障诊断领域充分发挥其优势。本文把模糊数学与自组织神经网络结合用于航空发动机的故障诊断, 这种方法既吸收了现有诊断方法的优点, 同 BP 网络相比又有独特之处, 如: 结构算法简单、无监督自学习、学习速度快和侧向联想等优点。

2 自组织特征映射神经网络 的结构与学习

自组织特征映射神经网络^[5,6]是人工神经网络中的一大类, 其模型较常用的 BP 网络更接近人类生物学结构, 最明显的特征是它的学习是无

监督条件下进行的。它的模型结构如图 1 所示。

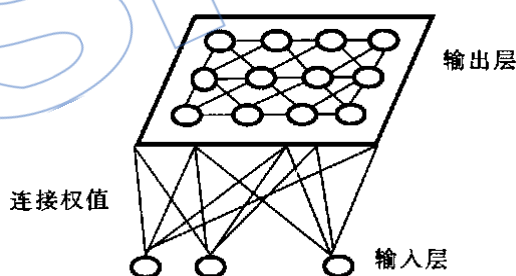


图 1 自组织网络的结构简图

该模型由输入和输出两层神经元组成: 输入层的每个神经元均与输出层的神经元通过联接权值相连。其中输入层的神经元个数按照输入网络的向量分量个数来确定, 输入神经元接收网络的输入信号; 输出层则是由神经元按照一定的方式 (常见的有方形和六边形) 排列成一个平面。当网络输入层接收到外部的输入信号时, 输出层的某神经元就会兴奋起来, 从而判断输入信号所属的类别。

自组织特征映射神经网络的学习有别于 BP 网络的学习, 因为它是自组织的, 即在学习过程中, 不需要提前给定任何期望输出。当输入向量

收稿日期: 2000- 02- 21; 修订日期: 2000- 05- 10

基金项目: 国家重点基础研究专项基金资助项目 (G1998020320)

作者简介: 蒋东翔 (1963-), 男, 清华大学热能工程系副教授, 博士

输入到网络后, 网络利用随机选取的权值进行计算, 并找到获胜神经元, 然后调整权值, 用收缩邻域和学习因子(随时间而收缩)的办法, 最终使权值形成了一组能映射输入的数据, 当网络自组织形成时训练就结束了。具体的训练过程可分为以下几个步骤: (1) 随机选取权值 W_{ij} ($i=1, 2, 3, \cdots, m, m$ 是输入神经元个数; $j=1, 2, 3\cdots, p, p$ 为输出神经元个数); (2) 将准备好的一个标准样本 X_i ($i=1, 2, 3\cdots, n, n$ 是样本个数), 输入到神经网络中, 计算联接权值与输入模式的距离 $\|X_i - W_j\|$; (3) 求最小距离: $\|X_i - W_c\| = \min \|X_i - W_j\|$, 距离最小的那个输出神经元兴奋, 也即为获胜元。与之相邻的神经元称之为邻域 $N_c(t)$; (4) 按照如下规则调整权值: $W_j(t+1) = W_j(t) + \alpha(t) [X_i(t) - W_j(t)]$, $j \in N_c(t)$; $W_j(t+1) = W_j(t)$, $j \notin N_c(t)$ 。式中 $\alpha(t)$ 为学习因子; (5) 调整学习因子和邻域, 直到学习因子按照下面的公式减小到 0: $\alpha(t) = \alpha_0 (1 - t/T_1)$ 。或者达到邻域的要求。这时得到一个获胜神经元, 是最终的胜利者, 并将该获胜元记录下来; (6) 返回到第 2 步。接着训练第二个标准样本, 以此类推, 训练完所有的样本, 并分别记录下每个样本在输出平面的映射位置。训练结束。

3 航空发动机故障诊断知识的处理与自学习

航空发动机的很多故障原因与发生故障时的征兆之间并没有明显的对应关系, 这样很难找出确定的分析函数关系来诊断发动机部件故障。虽然从理论上 Urban 法^[7]可以根据各个部件间的气动热力学进行分析, 但是在实际中, 由于飞机的监测参数的个数远远地小于发动机气路部件和指示系统故障的数目, 这不符合 Urban 法的要求, 所以 Urban 法不能直接应用。

人工神经网络恰恰能避开解析方法的应用, 而直接利用经验、试验数据进行诊断。特别是有些发动机的故障模式和故障征兆为定性资料, 不能定量地表示两者之间的关系。在这种情况下, 可以利用模糊数学的方法来估计故障模式与故障征兆之间的关系, 也即建立故障征兆与故障模式之间的隶属度矩阵。这里利用文献 [8] 提供的一个例子来作为神经网络的训练样本。

某发动机的常见故障自动停车的故障征兆有 6 个, 即排气温度超温 (X_1)、振动大 (X_2)、转速

急降 (X_3)、滑油警告灯亮 (X_4)、滑油消耗量大 (X_5) 和转速上不去 (X_6), 故障成因有 5 个, 即离心活门抱轴 (S_1)、涡轮叶片折断 (S_2)、滑油导管振裂 (S_3)、油泵随动活塞卡死 (S_4) 和传动轴折断 (S_5)。经过模糊处理和有经验的专家确定之后, 故障征兆与故障成因之间的隶属度关系如表 1 所示。

表 1 故障训练样本

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
S_1	0.60	0.80	0.95	0.00	0.00	0.30
S_2	0.40	0.98	0.00	0.00	0.00	0.60
S_3	0.00	0.30	0.80	0.98	0.90	0.90
S_4	0.98	0.00	0.30	0.00	0.00	0.98
S_5	0.00	0.00	0.98	0.00	0.00	0.95

根据每个样本的故障征兆数目, 可以确定自组织特征映射网络的输入层由 6 个神经元组成。输出层的神经元个数将直接影响诊断结果的好坏, 如果输出层神经元个数过少, 将有可能把征兆相似的故障诊断为一个故障, 造成误诊; 如果输出层神经元个数过多, 一方面使网络的学习速度和效率降低, 另一方面可能诊断不出偏离标准样本较远的故障, 造成漏诊。基于以上的原因和本例的实际情况, 输出层神经元个数定为 64 个

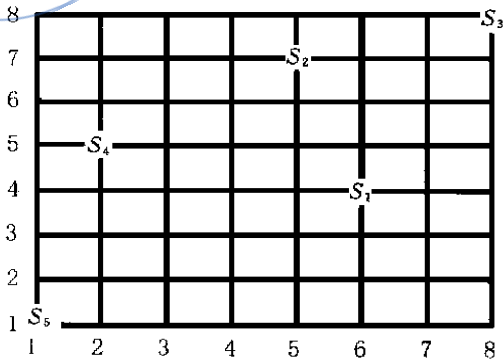


图 2 样本的训练结果

(8×8)。将所有标准样本知识输入到自组织神经网络中去, 系统经过训练, 反复调整权值, 训练完成后在输出层映射的结果如图 2 所示。图中的 S_1, S_2, S_3, S_4 和 S_5 分别标明了各个故障样本在网络输出层平面的映射位置。训练完成后, 记录下网络的连接权值, 以备诊断时使用。

4 航空发动机诊断实例

某型发动机在几次试车试验中, 采集到 3 次不同状态的自动停车参数。经过滤波和处理提取出如表 1 中的 6 个征兆参数组成的特征向量, 把这些参数经过选定的隶属度函数^[1], 模糊处理后

得到表 2 的模糊特征向量。

表 2 待诊断的故障样本

	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆
F ₁	0.58	0.80	0.94	0.10	0.00	0.30
F ₂	0.00	0.38	0.80	0.90	0.90	0.90
F ₃	0.10	0.00	0.97	0.00	0.10	0.95

这 3 个故障经过现场的专家的人工诊断, 分别确诊为: 离心活门抱轴 F₁、滑油导管振裂 F₂ 和传动轴折断 F₃。

现在将表 2 中的故障样本数据, 经过处理后输入到已经训练好的自组织特征映射神经网络中去, 最后在网络输出层上的映射结果见图 3。

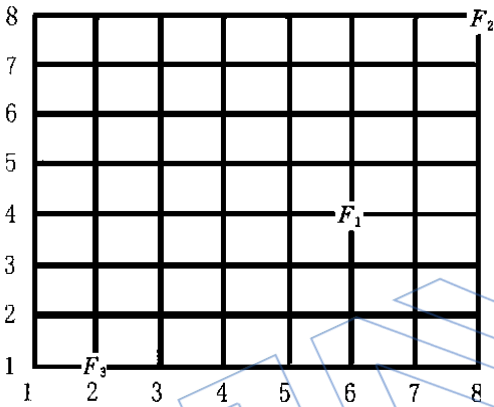


图 3 诊断结果

对比图 2 和图 3 可以发现: F₁ 的映射结果与 S₁ 位置相同, F₂ 的映射结果与 S₃ 位置相同。因此, 该自组织网络做出如下诊断: 第一种输入模式 F₁ 的故障为离心活门抱轴 (S₁), 第二种输入模式 F₂ 的故障为滑油导管振裂 (S₃)。第三种模式 F₃ 输入网络后, 它所映射的位置与训练结果都不相

同, 但是比较两图可以看出, 它的位置与 S₅ 的位置相对近些, 而与其他训练样本的映射位置相对远一些。因为模式 3 代表的故障更接近 S₅, 按照自组织特征映射网络的模式聚类原理, 可以确定模式 3 的故障类型为传动轴折断 (S₅)。

5 结 论

由于模糊自组织特征映射神经网络结构简单、无监督自学习、学习效率高、模式聚类功能强和侧向联想功能等优点, 使得该网络在航空发动机故障诊断方面有着很好的应用前景。经过故障实例验证, 本文所探讨自组织网络在航空发动机故障诊断的应用方法是一种实用有效的发动机故障分类方法。

参考文献

1 蒋东翔, 黄文虎等. 旋转机械运行状态的模糊模式识别 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 1995, 27 (1).

2 吴蒙等. 神经网络与机械故障诊断 [J]. 振动工程学报, 1993 (2): 153- 161.

3 张伟等. BP 网络改进算法及其在旋转机械故障诊断中的应用 [J]. 振动工程学报, 1993 (3): 206- 211.

4 陈大光, 刘福生. 燃气涡轮发动机故障诊断的人工神经网络法 [J]. 航空动力学报, 1994, 9 (4).

5 焦李成. 神经网络系统理论 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990.

6 Kohonen. The Self-Organizing Map [C]. Proceedings of IEEE. 1990, 78 (9).

7 Urban L. A. Parameter Selection for Multiple Fault Diagnostics of Gas Turbine Engines [R]. ASME 74- GT- 82.

8 范作民, 孙春林. 航空发动机状态诊断 [M]. 天津: 天津科技翻译出版公司, 1996.

(责任编辑 王震华)

Application of Fuzzy Self-Organizing Neural Network
to Aeroengine Fault Diagnosis

J IANG Dong-xiang, WANN G Feng-yu, ZHOU M ing, N I W ei-dou
(Dept. of Thermal Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract A new diagnostic method has been developed, which applies the fuzzy self-organizing neural network to aeroengine fault diagnosis. In this method, the relationships between the fault causation and fault symptoms are established according to the fuzzy mathematics. Then the mapped 2-dimension pictures of the sample fault set and actual fault are obtained by a self-organizing neural network. At last, the reasonable conclusions are drawn from the comparison between them. The case study of an engine has verified the practicability of this method. The proposed method features a simple structural algorithm, supervision free self-study and lateral association, etc.

Key words: aeroengine; fault diagnosis; fuzzy mathematics; self-organizing neural network