

自适应结构神经网络 在航空发动机故障诊断上的应用

西北工业大学 谢寿生** 樊思齐

【摘要】 根据样本空间的内积特性, 提出一种无需迭代学习的自适应结构神经网络。它的特点是学习速度快, 准确性高, 且能根据出现的新样本, 随时改变结构。在对某型航空发动机故障诊断中, 比原软件包采用的方法在准确性方面有显著提高, 而且维护工作量减少, 并具有实时处理能力, 因此有着良好的推广应用前景。

主题词: 自适应控制 故障诊断 神经网络 航空发动机

分类号: V 263. 6

1 引言

航空发动机工作过程和结构极其复杂, 它的可靠性的高低直接影响着飞行安全, 如何发展成一套完整可靠准确的监视和诊断系统, 是各国专家所努力的目标。目前, 基于规则的专家系统对处理浅知识有一定效果, 但对于由复杂系统组成的深知识推理, 速度较慢, 诊断效果较差。人工神经网络的出现和发展, 提供了解决这一问题的途径, 文献[2, 3]在这方面进行了一些报道, 但就其使用的方法来说, 大部分采用 BP 算法, 由于它是以期望值与实际值之差的平方和为目标函数求极小, 因此, 对初始值较敏感, 容易使学习过程陷入某个局部极小点, 隐层节点的选取依赖经验, 算法的稳定性与节点选取存在矛盾。本文直接根据所提供的样本空间的内积特性, 无迭代地一次确定神经网络各种权矩阵, 将其用于某型发动机起动系统的故障诊断中, 并和该诊断系统原采用的方法相比, 准确性很高。

2 自适应结构神经网络原理

自适应结构神经网络模型的结构如图 1 所示。神经网络的输入层有 n 个神经元, 隐层有 h 个神经元, 输出层有 m 个神经元。输入层第 j 个神经元到隐层第 i 个神经元之间的互连权值 W_{ij} , 隐层第 i 个神经元与输出层第 k 个神经元之间的互连权值为 V_{ki} 。输入层到隐层之间权矩阵 W_{ij} 的建立, 是通过欧氏空间的内积原理。一种故障模式可以对应一组或

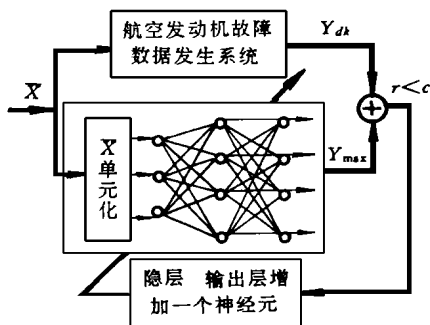


图 1 自适应结构神经网络及学习原理

几组典型故障样本, 每一组故障样本, 在欧氏空间中形成一个 n 维矢量; 一组典型故障样本对应一个隐层节点, 输入节点到某个隐层节点的权值, 为该故障样本的单位化矢量。故障诊断的过程是, 对于输入的任一故障样本, 可以看成是一个 n 维矢量, 分别计算输入样本矢量与典型样本矢量的内积。内积越大, 表明该故障样本越接近某一典型故障, 由此, 可以构造出权矩阵 W_{ij} 。而对于隐层到输出层的权矩阵 V_{ki} , 则可以通过文献[4]介绍的具有一定模糊特性的作用函数的引入而获得。隐层和输出层节点作用函数分别为:

$$f_1(x) = \begin{cases} x & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases}; \quad f_2(x) = \begin{cases} \frac{\theta}{1 + \exp(x)} - \frac{\theta}{2} & x > 0.1 \\ 0 & x \leq 0.1 \end{cases} \quad (1)$$

式中 θ 为阈值, 由诊断的故障模式确定。因此, 从上式可知, 根据故障模式, 可以解析地唯一确定 V_{ki} 权矩阵。

设已知变结构神经网络的结构为 $\{n, h, m\}$, 对于故障发动机的任意一对输入输出样本分别为 $\bar{X} = (x_1, \dots, x_n)^T$, $\bar{Y} = (y_1, \dots, y_m)^T$, 首先将输入样本量化, 根据对征兆的区分需要, 一般使输入参数在 $[-1, 3]$ 之间变化, 然后再规范化, 其目的是便于不同故障样本与典型故障样本进行比较, 因此有:

$$\bar{X}' = \bar{X} / \|\bar{X}\| \quad (2)$$

式中, $\|\bar{X}\|$ 表示 $\bar{X}$ 的矢量模, $\bar{X}'$ 表示 $\bar{X}$ 的单位化矢量。

为了确定权矩阵 W_{ij} , 将输入层到隐层之间的权矩阵 W_{ij} 看成是 h 个维数为 n 的矢量, 于是, 输入样本对隐层节点的输入信息, 可看成是输入矢量与 h 个典型故障矢量的内积, 依据内积的大小, 可以确定故障样本与典型故障的似然度, 因此有:

$$r_i = \sum W_{i,j} \bar{X}'_j \quad (i = 1, 2, \dots, h) \quad (3)$$

$$r = \max_{1 \leq i \leq h} r_i \quad (4)$$

取 c 作为评判标准, c 值越大, 隐层节点数越多, 故障诊断的准确性越大, 一般 c 为 $0.8 \sim 1.0$ 。如果 $c \leq r \leq 1.0$, 则表明该故障已十分接近存储在神经网络结构中的某种典型故障, 神经网络结构已有该故障的特征信息, 不需再学习。如果 $r < c$, 则表明神经网络结构中, 没有该故障信息。因此, 在隐层中增加一个神经元, 设置权值 $W_{h+1,j}$ ($j = 1, 2, \dots, n$), 并且令:

$$\bar{W}_{h+1} = \bar{X}' \quad (5)$$

如果对应故障样本的故障模式也为新知识, 则再增加一个输出节点, 而且权值为 $V_{k,h+1}$ ($k = 1, 2, \dots, m+1$)。

根据(1)式表示的作用函数, 因此隐层节点的输出为:

$$x_{h+1}'' = f_1(r_{h+1}) \quad (6)$$

所以神经网络的输出为:

$$y_k = f_2(V_{k,h+1} x_{h+1}'') \quad (k = 1, 2, \dots, m) \quad (7)$$

若令神经网络输出等于发动机故障模式输出, 将故障模式输出代入(7)式, 得到权矩阵 $V_{k,h+1}$ 的解析表达式:

$$V_{k,h+1} = (-1) \frac{\ln[(\theta - 2y_{dk}) / (\theta + 2y_{dk})]}{x_{h+1}''} \quad (k = 1, 2, \dots, m) \quad (8)$$

式中, y_{dk} 为发动机故障模式输出, 要保证(8)式有意义, 必须满足:

$$\theta - 2y_{dk} > 0 \quad (9)$$

3 应 用

将本文提出的方法应用于某型航空发动机起动系统。该起动系统的输入样本有 12 个故障信息,如 x_1 代表起动按钮, x_2 代表起动电压, x_3 代表转速, x_4 代表转速开始指示时间, x_5 代表点火信号灯, x_6 代表转速指示情况($n < 1600$ 转/分), x_7 代表转速指示情况($n > 1600$ 转/分), x_8 代表温度开始指示时间, x_9 代表点火电嘴工作情况, x_{10} 代表温度上升速度, x_{11} 代表温度指示数值, x_{12} 代表起动时间, 对每个故障信息进行量化, 对于本系统 x 在 0, 1, 2, 3 中取值。在分析了该型发动机服役近 40 年来起动系统 900 多个故障事例后, 从中归纳出 115 个典型故障事例, 并总结出 23 种故障模式; 另外, 为了提高故障诊断的准确性, 对每一种故障模式, 选取了 5 个信息相关的典型故障样本。用自适应变结构神经网络进行学习, 得到神经网络结构为{12, 115, 23}。由于相同故障模式样本间的征兆信息相近, 采用数理统计方法很难进行故障诊断, 而且常常造成误诊, 极大地影响了故障诊断的准确性, 本文对隐层输出值最大的节点, 进行加权,

表 1 神经网络法诊断结果 $(Y_{\max})_1$ 与数理统计法诊断结果 $(Y_{\max})_2$ 对比

No	实际故障样本对应结果	$(Y_{\max})_1$	$(Y_{\max})_2$
1	电源(5), J_9 继电器或双发按钮电路断路; 或者低压起动。	1	1
2	起动电磁活门不工作; 或被赃物堵塞及负极线接触不良。	2	2
3	热电偶损坏。	8	3
4	汽油泵气塞或不工作; 被赃物堵塞; 调压活门压力太小; 燃料开关忘记打开或主燃料泵故障。	4	4
5	起动附件电门没接通。	12	5
6	地面电源(2)号线故障; (4)号线断或脱焊。	6	6
7	贫油起动; 或剩余供油量为零。	7	7
8	富油起动。	8	8
9	回油活门锈蚀、紧涩、卡死。	9	9
10	油门操纵系统调整不当; 3 电门间隙过大; 或损坏。	10	10
11	起动电嘴点火不正常或副油道堵塞。	11	11
12	放油活门胶垫老化、裂纹, 煤油从放油活门漏出机外, 使喷嘴前压力降低, 引起雾化不良; 地面电源电压过低。	12	12
13	分配器反调过量, 积油过多或引射管堵塞。	13	13
14	操纵盒上油泵电门没有放在“点火”位置; 或装油封电门时装反或接触不良。	14	14
15	分配器顺调过多。	15	15
16	双发按钮没按平, 一边接触; 接触器积炭严重。	16	16
17	喘振(操纵不准确, 慢车转速过大)。	17	17
18	放气带电磁活门不工作(起动第二台时, 第一台放气带不关闭; 离心活门薄膜破裂)。	18	18
19	喷口不在最大截面位置。	19	19
20	慢车域调整不当。	20	20
21	冬季气温过低。	3	21
22	夏季气温过高。	22	22
23	严冬存放时, 放油活门胶垫收缩、硬化, 引起油封后第一次起动困难。	23	23

大大提高了诊断的准确性。从对 23 种故障模式的 115 组故障样本进行回顾性检验证明, 本文

提出的方法, 诊断准确性极高, 达到 100%; 而原诊断系统采用数理统计模型识别故障, 准确性只有 85% 左右。从表 1 是从 115 组故障样本对应的 23 种故障中, 分别选取 23 种故障样本, 采用两种方法诊断的结果。表 1 可以看到, 本文对 23 组故障样本进行诊断, 结论全部正确; 而采用数理统计方法进行诊断, 有 3 组故障样本出现误诊: 原为第 3 种, 诊断为第 8 种; 原为第 5 种, 诊断为第 12 种; 原为第 21 种, 诊断为第 3 种。航空产品极其复杂, 诊断准确性高, 可降低外场排故工作量, 同时也避免了因拆卸不当造成的人为故障, 因此, 不论从装备完好率, 还是从经济性角度考虑, 意义都是很大的。另外, 该系统对新出现的故障具有自学习功能。为此, 专门把已训练好的结构改为{12, 110, 22}, 在回顾性检验中, 特别将第 23 种故障模式的 5 组故障样本输入到该神经网络模型中, 神经网络模型根据 $r < c$ 的判断模式, 自动将结构改为{12, 115, 23}, 以适应新故障的诊断要求。

4 结 论

本文提出的方法对航空发动机这类复杂系统在各种工况都是适用的, 该神经网络方法的学习速度快, 准确性高, 算法稳定, 并具有实时处理能力; 若插入多级决策, 诊断准确性还可提高, 因此有着良好的推广应用前景。另外, 该方法也适用于航空发动机建模等复杂非线性系统辨识问题。

参 考 文 献

- 1 Cooper D J, Megan L M, et al Disturbance Pattern Classification and Neuro- Adaptive Control IEEE Control System, 1992
- 2 陈大光等 燃气涡轮发动机故障诊断的人工神经网络法 航空动力学报, 1994, 9(4): 344- 348
- 3 刘小勇等 采用 BP 网络辨识发动机数学模型 航空动力学报, 1996, 12(2): 153- 156
- 4 Michael L emmon. Competitive Learning with Generalized Winner- Take- All Action IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3(2):
- 5 Lo C F. Neural Network Based Expert System for Compressor Stall Monitoring AIAA: 91- 2500, 1991

(责任编辑 王震华)

index.

Key Words Liquid propellant rocket engines Fault detection Threshold value
Probability density function

APPLICATION OF ADAPTIVE VARIABLE NEURAL NETWORK TO AEROENGINE FAILURE DIAGNOSIS

Xie Shousheng and Fan Siqi

(7th Dept. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

ABSTRACT A new adaptive variable neural network is developed according to the inner product feature of sample space. This method does not need to iterate learning. It features that its self-learning velocity is fast, accuracy is high, and it is able to change self-structure on work according to producing new sample. It has been applied to a type of aero-engine start system, its accuracy of failure diagnosis is prior to the original one, and the maintenance work is cut down. Moreover it has capability for real-time failure diagnosis, which opens up bright prospect for its propagation.

Key Words Adaptive control Failure diagnosis Neural network Aircraft engines

NEAR DEADBEAT CONTROL OF AN AEROENGINE SPEED SIMULATION SYSTEM

Sheng Wanxing and Dai Ruwei

(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Wang Sun'an and Shi Weixiang

(School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

ABSTRACT The near deadbeat control design was applied to an aeroengine speed simulation system for flight handling simulation. High power demand of the aeroengine speed simulation system can be met by adopting a type of electrohydraulic pump controlled motor system. But the desired dynamic properties are difficultly obtained under the condition of large step input amplitude. According to the idea of deadbeat control, a method of quasi-deadbeat control design is proposed to overcome the difficulty. The experiments testified the effectiveness of the presented design.

Key Words Aircraft engine electrohydraulic control Servo system Simulator

NUMERICAL SIMULATION OF TWO- DIMENSIONAL FLOW FIELD IN PARTICLE SEPARATOR

Hou Lingyun and Yan Chuanjun

(7th Dept. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

ABSTRACT The numerical simulation of the two-dimensional, viscous and axisymmetric flow field and various diameter particle trajectories in a inertial Inlet Particle Separator (IPS) has been completed. For the complex boundaries, a grid system of the non-orthogonal body-fitted coordinates is generated, which is ideally suitable to this case; For the split flow, multiply connected regions are transferred to simple connected region. A SIMPLEC