

基于专家系统与人工神经网络集成的航姿系统故障诊断

王 锋, 孙秀霞

(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘 要:应用专家系统与人工神经网络的相关理论对某型飞机航姿系统的故障诊断问题进行了深入的研究,建立了基于专家系统与人工神经网络的集成式专家故障诊断系统,并利用该专家系统实现了某型航姿系统的故障诊断。应用结果表明:整个网络数据误差在训练10次时达到0.1,在训练829次时达到0.01,可以准确识别故障。

关键词:专家系统;人工神经网络;航姿系统;故障诊断

中图分类号:V24 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3516(2005)01-0017-03

传统的专家系统虽然在很多领域已经取得了广泛的应用和显著效果,但其存在着一些自身难以解决的问题,如知识获取的“瓶颈”问题与逻辑推理的“组合爆炸”。神经网络避免了专家系统的以上问题,但存在学习效率低、训练速度慢、理解能力差、易于陷入局部最小点等问题^[1]。可见,专家系统与神经网络各有其优缺点,而设备故障诊断是一个技术复杂、方法众多且对经验依赖性强的专业领域,若单独使用专家系统或神经网络某一种方法,效果往往不很理想。

为了充分利用专家系统和神经网络两种方法的优点,弥补对方的缺陷,将基于专家系统的规则推理与人工神经网络的诊断方法进行有机集成,建造一个混合型集成式的专家系统用于故障检测。此检测方法在国内曾应用于三峡水利工程,电力电子设备和火电厂等对故障诊断要求较高的领域。本文针对航姿系统的故障特点,运用此方法实现了故障的自动检测,发挥了人工智能技术在故障诊断领域的作用。

1 模型的建立

某型飞机的航姿系统由9大部件组成,信号交联复杂。通过长期的故障数据统计,其故障的主要原因可以归纳成6大类故障、33种故障征兆与33种故障原因,故障征兆与故障原因并不是一一对应关系。对某型航姿系统故障征兆应用传统的专家系统与人工神经网络相结合的复合诊断模式,先用专家系统对故障征兆进行初步判定,划分出故障的类别;再用神经网络进行更为精确的诊断,判定出故障原因。

本系统采用三层网络的拓扑结构形式,组成输入层、隐含层与输出层三部分。考虑到输入层神经元数目若太大,会影响到整个网络的学习速度和训练质量,所以将所有征兆进行二进制的六位编码,形成六位输入,将每一个征兆作为一个学习样本进行训练。为了能够准确快捷地识别出故障的原因,输出层神经元的数目值33同样进行二进制的六位编码,形成六位输出。

1.1 激励函数的选取

选取 Sigmoid 型函数作为激励函数^[2],其形式为 $y = 1/(1 + e^{-x})$

1.2 隐层单元数的选择

试验表明,增加隐层数和隐层单元数不一定就能提高网络的精度和优化能力。因此,该BP网络采用二级网的拓扑结构。此时,隐层单元数决定了网络学习的效率及收敛性。本算法神经网络模型取 $n_H = 8$ ^[3]。

收稿日期:2004-06-11

基金项目:军队科研基金资助项目

作者简介:王 锋(1981-),男,江苏南通人,硕士生,主要从事导航制导与控制研究;

孙秀霞(1962-),女,山东潍坊人,教授,博士生导师,主要从事控制理论与检测技术研究。

本系统算法神经网络模型隐含层神经元数目的经验公式是 $n_H = \sqrt{n_1 + n_0} + r$ 。式中: n_1 为输入层神经元数; n_0 为输出层神经元数; r 为 1 ~ 10 之间的任意整数。

1.3 学习率的选取

在标准 BP 算法中,学习率 η 固定不变。但是,如果初始值选择过大,易导致最后不收敛;如果初始值选取过小,易导致训练速度太慢。本系统算法神经网络模型取 $\eta = 0.8$ 。

2 某型航姿系统诊断实例

通过大量的收集和整理工作,得到了某型航姿系统比较完备的学习样本。先运用专家系统加以分析,形成编码数据;再用人工神经网络进行推理判断。表 1 仅列出某型航姿系统 33 种故障征兆中的 8 种征兆;表 2 仅列出与 8 种征兆对应的故障原因;表 3 为系统的学习样本。表 3 中的 1 代表判定“是”,0 代表判定“否”。

表 1 某型航姿系统故障征兆

序号	征 兆	编 码
Z_1	罗盘不工作	001111
Z_2	变流机不工作	010001
Z_3	地平仪不工作	010010
Z_4	SCH-1 不工作	010011
Z_5	测量接线盒 B_3 , 及 B_5 、 B_7 、 B_9 电压,电压不正常	010100
Z_6	罗盘不指示航向	010101
Z_7	SCH-1 不指示航向	010110
Z_8	1.7V 交流磁化电路不正常	010111

表 2 某型航姿系统故障原因

序号	故 障	编 码
Y_1	交流机直流供电电路故障	001111
Y_2	交流机及交流供电电路故障	010001
Y_3	放大器交流供电及整流电路故障	010010
Y_4	0.15A 保险丝坏陀螺电位计直流供电电路断路故障	010011
Y_5	测量电路:三随动系统电机励磁电路,三放内部电路和三放输入输出电路	010100
Y_6	第二随动系统故障	010101
Y_7	检修磁化电路	010110
Y_8	检查电路:1. 一随动系统电机励磁电路;2. 一放内部电路;3. 一放输入输出电路	010111

表 3 某型航姿系统故障学习样本

	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5	Y_6	Y_7	Y_8
Z_1	1	1	1	1	1	0	0	0
Z_2	1	0	0	0	0	0	0	0
Z_3	0	1	0	0	0	0	0	0
Z_4	0	0	1	0	0	0	0	0
Z_5	0	0	0	1	0	0	0	0
Z_6	0	0	0	0	0	1	1	1
Z_7	0	0	0	0	0	0	1	1
Z_8	0	0	0	0	0	0	1	0

表 4 目标函数精度与收敛速度

目标函数误差	迭代次数
0.1	10
0.01	829
0.001	37660

对 LTC-2 系统,有 ANN 各参量如下: $n_1 = 6$, $n_H = 8$, $n_0 = 6$; $\eta = 0.8$ 。

通过对样本的反复学习,该神经网络可以有效地识别出故障模式。目标模式数字化后,对于给定不同的精度,网络收敛的快慢程度将出现差异。表 4 列举目标函数精度与网络收敛速度之间对应关系。表 4 可见,其收敛速度快,且精度高。其中误差公式为 $E = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=c} (x_j - x_{真})^2}$ 。

图1给出了网络误差变化的趋势曲线。

表5给出了网络目标函数的理论与训练值之间的对比关系,其诊断结果(以原因 Y_8 为例)与实际情况相符。

表5 目标函数理论与训练值对比

Y_8	0.0000	0.9996	0.0020	0.9963	0.9968	0.9974
100次训练值	0.0000	0.9999	0.0006	0.9990	0.9992	0.9992
1000次理论值	0	1	0	1	1	1

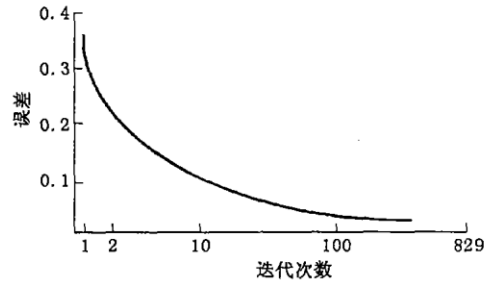


图1 BP网络误差曲线

3 结论

由传统专家系统与人工神经网络构成的集成专家系统在故障诊断中具有两方面的优点,并且样本训练速度快、训练结果精度高。整体数据训练误差在10次达到0.1,829次达到0.01;与单独的人工神经网络相比训练速度提高3~5倍;而且收敛性好。本文用集成专家系统成功地完成了对某型航姿系统故障的智能诊断,实践证明,网络的学习时间显著缩短,整个系统的推理效率明显提高。该方法可以应用到其它设备的故障诊断,具有广阔的应用情景。

参考文献:

- [1] 徐玉秀,邢刚,原培新. 基于专家系统与神经网络集成的故障诊断的应用研究[J]. 振动工程学报,2001,20(1): 41-43.
- [2] 阎平凡,张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社,1999.
- [3] 虞和济. 基于神经网络的智能诊断[M]. 北京:冶金工业出版社,2000.

(编辑:姚树峰)

Integrated navigation Attitude System Failure Diagnosis Based on Expert System and Artificial Neural Network

WANG Feng, SUN Xiu-xia

(The Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710038, China)

Abstract: Interrelated theories of expert system and artificial neural network are applied to the thorough study of navigation attitude system failure diagnosis problem, and an integrated failure diagnosis expert system is established based on expert system and artificial neural network. By using this integrated failure diagnosis expert system, the failure diagnosis of a navigation attitude system is realized. The result shows that the neural network data error is 0.1 when training 10 times and 0.01 when training 829 times which means an accurate identification of failure.

Key words: expert system; artificial neural network; navigation attitude system; failure diagnosis