

基于神经网络及专家系统的混合诊断法

哈尔滨工业大学 刘占生** 武新华 张新江

【摘要】 本文将神经网络与人工智能专家系统结合起来, 利用神经网络的联想记忆能力对发生过的故障进行直接记忆和联想。利用专家系统的反向推理能力对联想产生的候选故障进行验证。据此原理开发了一种更接近人类思维过程的诊断系统。

主题词: 神经网络 专家系统 故障诊断

分类号: V 233. 7 TP206. 3

1 引言

目前的诊断系统大都是将各种方法单独地使用, 没有利用各种方法之间所具有的互补特性。本文提出的诊断方法就是力图模拟人类专家分析问题的过程, 利用神经网络及专家系统反向推理的特点开发出一套混合诊断系统—NE。该系统是在 Windows 95 平台上, 用 Visual C++ 语言实现的。

2 诊断系统原理和诊断方法

诊断系统原理如图 1 所示。系统在原始状态下, 首先将各种故障示例输入到故障示例库。

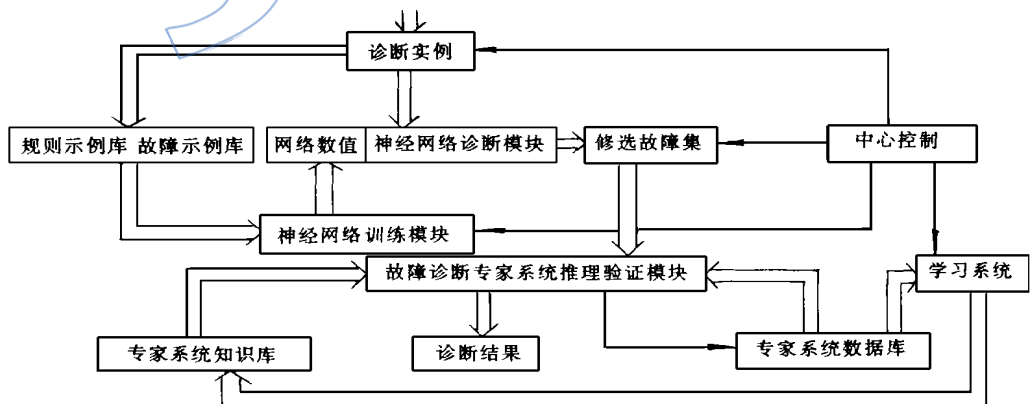


图 1 NE 诊断系统原理图

然后将从领域专家处得到的规则也转变为典型示例放到规则示例库, 这样可防止训练示例过少造成漏诊断。这两个示例库构成了总示例库。诊断系统在投入运行前, 神经网络要用总示例库中的示例训练, 训练后的网络方可投入运行。诊断过程是, 第一步: 系统从环境中将诊断实例送入到诊断实例单元并启动神经网络诊断模块进行分析诊断, 然后将诊断结果送入候选故障集。第二步: 启动故障诊断专家系统, 利用其反向推理机制对候选故障集中的故障进行验证。为提高训练速度, 本文采用文献[1]提出的以BP 算法为基础的快速算法。考虑到诊断对象的输入信号连续性特点, 专家系统采用具有验证特性的反向不精确推理机制。

在诊断过程中, 若诊断结果正确则整个诊断系统不作任何改变, 若诊断结果发生了漏诊断, 则系统在中心控制器的调度下首先检查神经网络诊断结果的候选故障集中是否有该故障, 若没有, 则将该示例变成一个新的训练示例输入到训练示例库中, 并启动神经网络训练模块重新训练网络。如果神经网络诊断结果候选故障集中有该故障, 则漏诊断是由专家系统部分造成的, 这时启动学习系统对专家系统的知识库进行修正^[2]。

若发生误诊断则可修改任意部分诊断系统(神经网络, 专家系统), 误诊断主要是由于网络训练示例中含有与该输入信号类似的示例。可将该类似示例从网络训练示例库中删除, 然后再次训练网络, 还可以修改专家系统知识库。本文提出的方法就是模拟人类的联想- 验证思维过程, 神经网络诊断单元发生误诊断时, 要利用专家系统反向推理验证机制来验证候选故障集中的故障, 其方法有两个, 一是在领域专家的指导下修正专家系统知识库; 二是通过学习系统自动修正知识库。对于常见故障可采用第二种方法, 而复杂疑难故障最好采用第一种方法。为此本系统提供了良好的人机接口, 可让领域专家和知识工程师方便地参与知识库的修正。

BP 网络是用于机械故障诊断的比较有效的方法, 但它的训练速度慢且网络有时不能收敛全局最优。我们采取了一些必要的措施: (1) 采用文献[3]的方法提高网络的训练速度以使系统的实时性提高; (2) 用模拟退火算法^[4]使网络达到或接近全局最优。

网络拓扑结构是根据我们的使用经验来确定的, 网络输出点数选为故障的个数, 输入点数为示例变元数, 中间隐层节点数为输入层节点数的一半, 这样网络不仅具有一定的普化联想能力, 而且其特殊化能力也较强。

3 反向推理专家系统验证模块的组成

专家系统知识库中的知识是以规则的形式表示的, 如下所示:

IF Symptom then fault $[\alpha]$

其中: Symptom 为规则的前提, fault 为规则的结论, $[\alpha]$ 为该条规则的置信度。通过神经网络的第一级诊断形成了一个候选故障集 $\{F'\}$, $\{F'\} = \{f_i, f_j, f_k, \dots\}$ 这些故障是总的故障集 F 的一个子集, $F' \in F$ 。每一个候选故障都对应有一个或几个征兆。将候选故障所对应的征兆找出来, 选择 4 个出现次数最多的征兆并首先提问, 这样可减少对不必要的信息提问, 提高推理效率。在推理过程中, 要对每个故障计算两个置信度, 一个是故障实际置信度 CFA , 这个置信度是通过对已提问过的征兆按实际值计算, 对未提问的征兆按未知值计算(未提问的征兆隶属度选为 0.5)得到的; 另一个是故障最大可能置信度 CFM , 这个置信度是通过对已提问过的征兆按实际值计算, 对未提问的征兆按最大值计算(未提问的征兆隶属度在这里为: 1.0)。这样在每次推理后按最大置信度的大小来排除不可能发生的故障, 防止漏诊断的发生。

我们所研制的 NE 故障诊断系统将 $D3$ ^[4] 与 AE ^[5] 算法结合起来, 提出了一个 EEA 算

法^[8],用这种方法学习得到的规则不仅具有较好的普化特性,而且特殊化能力也较强。

数据库为自动或人机对话方式获取的征兆值。所有输入的征兆值都是绝对量值,系统在应用时,首先要将其归一化,根据征兆参考值(或报警值)确定该征兆的隶属度。

4 诊断实例分析

现以转子实验台模拟故障诊断过程及现场测试的一台 50MW 汽轮发电机组故障诊断实例为例来说明该诊断系统的应用情况。诊断系统输入信号如表 1 所示。

表 1 诊断系统输入的征兆

序号	征兆标号	征 兆 说 明	注	单位
1	X1	振动超低频分量	*, +, -	μm
2	X2	振动半频分量	*, +, -	μm
3	X3	振动低频分量	*, +, -	μm
4	X4	振动一倍频分量	*, +, -	μm
5	X5	振动二倍频分量	*, +, -	μm
6	X6	振动三倍频分量	*, +, -	μm
7	X7	振动高阶偶频分量	*, +, -	μm
8	X8	振动高阶奇频分量	*, +, -	μm
9	X9	机组日常工作过程中基频振动幅值变化幅度	*, +, -	μm
10	X10	机组日常工作过程中基频振动相位变化幅度	*, +, -	°
11	X11	润滑油压力	-	Pa
12	X12	轴心轨迹涡动方向	+, -	
13	X13	润滑油温度	+, -	°
14	X14	推力瓦温度	-	°
15	X15	轴向振动	+, -	μm
16	X16	盘车时大轴晃度	+, -	μm
17	X17	相邻轴承处轴振动一倍频相位差值	+, -	°
18	X18	冷凝器真空度	-	Pa
19	X19	上下缸温差	-	°

注:表中*号表示该征兆为神经网络诊断单元的输入;+号表示该征兆为转子实验台能提供的信号;
-号表示该征兆为实际机组能提供的信号。

4 1 实验台模拟诊断

首先将这一系统装到实验室的双跨转子试验台的测试系统中,如图 2 所示。该测试系统和现场安装的机组状态监测系统的功能一致。在实验台上模拟了质量不平衡,轴系不对中及转子动静碰摩擦故障,并测取了相应的三组示例,每组示例

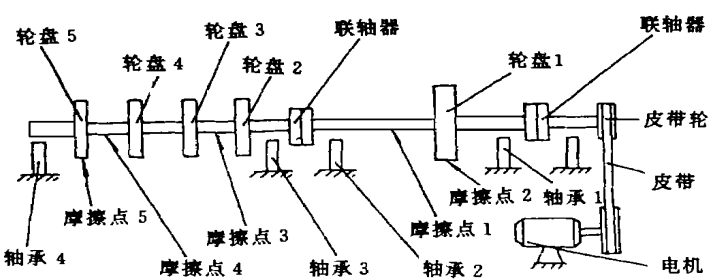


图 2 双跨转子故障模拟实验台

包括三个示例。将九这个训练示例输入故障示例库,然后根据从领域专家和资料中收集到的诊断转子弯曲,部件脱落,轴裂纹,轴承座松动及油膜振荡五种故障的规则转换成由两个主要征兆组成的规则示例集(每个规则示例也是由十个征兆组成的,其中只有两个有值,其余为 0),并输入规则示例库。由于实验室条件的限制,用于专家系统反向推理的验证征兆只有五个,如表一中标有+号未标有*号的征兆。

将训练成熟的诊断系统用于转子故障(不平衡,不对中,转子动静碰摩故障)的故障诊断,准确率为 100%。在此基础上我们又在四号轴承座处模拟了轴承座松动故障,并将这一故障实例输入到诊断系统进行故障分析和诊断,结果是:第一级诊断单元(神经网络诊断单元)诊断出的故障为不平衡故障,经过专家系统验证单元的验证将不平衡故障排除。未诊断出轴承座松动故障,系统发生了漏诊断,在领域专家的指导下,操作人员将该故障示例定义为第四类故障,取名为轴承座松动,并将该故障示例输入到神经网络训练示例集中。再次启动网络训练模块得到新的诊断系统。重新训练后的诊断系统将轴承座松动故障准确诊断出来。该诊断系统在实验室中不断训练和完善,最后可比较准确的判别 5 种故障:不平衡、不对中、转子动静碰磨、轴承座松动及轴承断油故障。

4.2 现场实际机组故障诊断

我们将这一系统用于某一 50 MW 汽轮发电机组的监测系统中。系统输入信号如表 1 所示,神经网络诊断单元的输入信号共有 10 个,称为诊断征兆,其余的称为验证征兆。通过监测系统长期监测,该系统共记录下四种类形的故障及大量故障示例,第一个故障是 1993 年 3 月 12 日励磁机转子发生摩擦热弯曲;第二次是 1994 年 7 月 8 日发生的发电机与汽轮机之间联轴节不对中故障;第三次是 1994 年 1 月 11 日汽轮机转子由于升速过快发生的轴弯曲故障;第四次是机组于 93 年 3 月 12 日机组小修后励磁机发生的轴承座松动故障,以上 4 种故障各取 3 组示例共 12 组数据作为神经网络的训练示例将其放到故障示例库中,并加入了一些规则转换示例(这些示例是通过磁带机记录信号测取的)。该故障诊断系统于 96 年 11 月装于现场后诊断出一次发电机与汽轮机低压缸转子间联轴节不对中故障。

5 结 论

通过在实验室验证和现场运行,证明本文所提出的利用神经网络较强的联想能力及利用专家系统的推理验证特点的诊断方法是可行的,所开发出的诊断系统 NE 具有很高的实用价值。这种诊断方法更接近于人类的思维方法,即形象思维与逻辑思维的相互融合的方法。

参 考 文 献

- 1 刘占生 加快 BP 网络训练速度的新方法及其在旋转机械故障诊断中的应用 航空动力学报, 1997, 12(3):
- 2 刘占生 故障诊断专家系统自学习方法研究 振动工程学报, 1996, 9(5):
- 3 周继成 人工神经网络—第六带计算机的实现 科学普及出版社, 1993
- 4 Quinlan J R. Induction of decision trees Machine Learning, 1986, 1(1): 81- 106
- 5 Hong Jiarong AEI: An Extension Matrix Approximate Method for the General Covering Problem. Int Journal of Computer and Information Science 1986, 14(6): 421- 437
- 6 Liu Zhansheng Knowledge Acquisition for a Diagnosis Expert System of Turbine Generator Journal of Harbin Institute of Technology, 1996, 10(3): 38- 43

and flexibility of pulse gel propellant rocket motor for thrust control and multiple- start have been preliminarily verified

Key Words Experiments Pulse Rocket engines Propellants

AN IN- FLIGHT ADAPTIVE MODEL OF TURBOFAN

Li Songlin, Sun Jianguo, Huang Jinquan

(2nd Dept Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

Li Jianming (Gas Turbine Institute, Xindu, Sichuan 610500)

ABSTRACT A real time adaptive model for turbofan engine is developed, which uses Kalman Filter concept to estimate unmeasured output variables and characterizes the effects of off- nominal engine behavior as biases on the measurable output variables. An adaptive engine model is formulated and its block diagram is set up with this method. The estimates of the output variables obtained from the presented model are compared with nonlinear simulation results of the engine for testifying its adaptability to the off- nominal behavior of the engine with deteriorated performance.

Key Words Turbofan engine Kalman filter Adaptive control Modeling

A NEW FAULT DIAGNOSIS METHOD BASED ON NEURAL NETWORKS AND EXPERT SYSTEM

Li Zhan sheng and Zhang Xin jiang

(Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

ABSTRACT In order to diagnose the faults in trubomachinery, a new type of diagnosis system based on Expert System (ES) and Neural Network (NN) is proposed. The NN diagnosis system is used to remember directly and associate faults happened before. The NN diagnosis system gives a set of candidate faults. The back reasoning mechanism of the expert system is applied to verifying these candidate faults. This diagnosis method is proved to be reliable and superior to the traditional ones.

Key Words Neural network Expert system Fault diagnosis

TECHNICAL NOTES

APPLICATION OF BPN TO QUANTITATIVE DIAGNOSIS OF GAS PATH COMPONENT FAULTS IN TURBOFAN

Sun Bin and Zhang Jin

(4th Dept Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083)

Zhang Shaoji (Shenyang Aeroengine Research Institute, Shenyang)

ABSTRACT The possibility of using BPN to quantitative diagnosis of turbofan