

基于模糊神经网络的机械故障诊断方法的研究

方 敏 陈雁翔

(合肥工业大学电气工程系·合肥, 230069)

摘要: 本文针对机械传动系统典型零部件的故障, 应用振动谱分析方法, 给出了故障诊断的模糊规则, 并采用模糊神经网络实现诊断推理. 文中举例说明了该诊断方法.

关键词: 故障诊断; 模糊神经网络

1 前 言

在机械设备故障诊断中, 基于结构和行为描述的第一原理知识难以使用, 诊断不是基于各种因素间的定量的数学分析, 大量使用的是经验知识、因果知识, 以及静态的结构知识^[1].

机械传动设备的故障主要是由传动元件的磨损、变形及它们之间的不正确的连接所致, 其故障状态都对应着机械传动振动信号中特定的频率分量的变化. 振动信号的频谱分析和识别是至今仍普遍采用的机械设备故障监测和诊断的有效方法. 通过典型元件的故障机理和设备的传动关系(静态结构知识)分析, 确定各类故障对应的特征频率, 判断特征频率对应的信号谱值是否超过一定的阈值, 可诊断故障的部位和性质.

由于机械设备诊断问题依靠大量的统计知识和经验知识, 因而面临着各种不确定性, 例如对故障机理认识的不确定性、信号获取和分析中的误差引起的不确定性, 用于判断故障的阈值的不确定性等. 这些不确定性大部分表现为知识与信息的模糊性问题. 模糊逻辑和人工神经网络都可以表达和处理不确定性信息, 但各自具有局限性. 模糊规则长于表示用语言描述的经验知识、定性知识, 但通常不具有学习能力, 只能主观地选择隶属度函数和模糊规则. 人工神经网络可以通过样本学习的方法, 将网络的输入输出关系以权值的方式存储下来, 但网络内部的知识表达方式不清楚, 以致在学习时只能从任意初始条件开始, 不能利用已有的初始经验和知识, 学习时间长, 易于陷入局部极值, 且学习的结果完全取决于训练样本, 因而面临着如何生成可靠的训练样本的难题. 模糊神经网络将以上两者结合起来, 优势互补, 一方面可以用语言描述的规则构造网络, 使网络中的权值具有明显的意义; 另一方面引入学习机制, 学习的结果改善原先的规则, 提高了知识表示的精度. 基于模糊神经网络的推理是解决诊断中的不确定性、尤其是模糊性问题的有发展前途的技术.

2 机械故障诊断的模糊规则分析

本节针对机械传动系统的主要传动元件: 轴、轴承和齿轮的部分故障, 基于振动谱的特征分析, 给出故障诊断的模糊规则. 由故障机理分析可知, 当传动部件发生故障时, 其特征频率及其谐频处的振动能量(谱值)将不同程度增加, 谱值的变化可用以诊断各类故障. 为了消除故障引起的振动在传播过程中经过较多结合面而产生的能量衰减的影响, 诊断采用特征频率处的相对幅值比 FS 作为监测量, 它是待检信号的谱值与正常状态信号谱值之比. 表 1 给出了轴、轴承和齿轮的一些基本故障的有关知识.

表 1 故障诊断基本知识^[2~4]

故障类型			故障特征频率及重要度(%)								故障评判
			f_a	$2f_a$	$3 \sim 4f_a$	f_o $2f_o$	f_i $2f_i$	f_b $2f_b$	f_c	$2 \sim 3f_c$	
轴	1	轴不平衡或弯曲	90	5	5						FS $\geq \delta_{a1}$ 警告 FS $\geq \delta_{a2}$ 故障
	2	轴线不对中	40	50	10						
	3	轴生裂纹	40	20	20						
轴承	1	外滚道损伤类				100					FS $\geq \delta_{b1}$ 警告 FS $\geq \delta_{b2}$ 故障
	2	内滚道损伤类					100				
	3	滚动体损伤类						100			
齿轮	1	全面点蚀或完全磨损							65	35	FS $\geq \delta_{c1}$ 警告 FS $\geq \delta_{c2}$ 故障
	2	局部齿面损伤	40	10	10				40		

表中:轴频 $f_a = n/60\text{Hz}$, n —轴的转速 rpm, 齿轮啮合频率 $f_c = zf_a$, z —齿轮的齿数,

轴承外圈故障特征频率 $f_o = 0.5mf_a(1 - d\cos\alpha/D)$,

轴承内圈故障特征频率 $f_i = 0.5mf_a(1 + d\cos\alpha/D)$,

轴承滚动体故障特征频率 $f_b = \frac{0.5Df_a[1 - (d\cos\alpha/D)^2]}{d}$.

m —滚动体个数, d —滚动体直径, D —轴承节径, α —接触角,

取 $\delta_{a1} = 2, \delta_{a2} = 4; \delta_{b1} = 3, \delta_{b2} = 6; \delta_{c1} = 5, \delta_{c2} = 8^{[5]}$, 其值可根据实际情况调整.

表 1 总结的知识可用模糊规则描述如表 2. 为了简化规则, 所选的故障特征频率尽可能数量不多且典型. 表中的值反映了故障的程度.

表 2 故障诊断规则表

(a)					(b)					(c)				
轴不平衡 或弯曲		2f _a 处相 对幅值比			轴线 不对中		2f _a 处相 对幅值比			轴承外滚道 损伤		2f _o 处相 对幅值比		
		大	中	小			大	中	小			大	中	小
f _a 处相对 幅值比	大	大	大	中	f _a 处相对 幅值比	大	大		f _o 处相对 幅值比	大	大		中	
	中	中	中			中	大	中			中	中	中	
	小		小	小		小		中		小		小		小
(d)					(e)									
全面点蚀 完全磨损		2f _c 处相 对幅值比			局部齿面 损伤		f _c 处相 对幅值比							
		大	中	小			大	中	小					
f _c 处相对 幅值比	大	大	中	中	f _a 处相对 幅值比	大	大		中					
	中	中	中			中		中						
	小			小		小	中		小					

上述规则表对应的是两个输入条件,表 1 中的轴类故障 3,选择了三个输入条件,此时的模糊规则可写成 If...then 形式为:

If (f_a 处 FS 值大 与 $2f_a$ 处 FS 值大 与 $3f_a$ 处 FS 值大) then (轴裂纹程度大),
 If (f_a 处 FS 值中 与 $2f_a$ 处 FS 值中 与 $3f_a$ 处 FS 值中) then (轴裂纹程度中),
 If (f_a 处 FS 值小 与 $2f_a$ 处 FS 值小 与 $3f_a$ 处 FS 值小) then (轴裂纹程度小),
 If (f_a 处 FS 值大 与 $2f_a$ 处 FS 值中 与 $3f_a$ 处 FS 值中) then (轴裂纹程度大),
 If (f_a 处 FS 值小 与 $2f_a$ 处 FS 值大 与 $3f_a$ 处 FS 值大) then (轴裂纹程度中),
 If (f_a 处 FS 值大 与 $2f_a$ 处 FS 值小 与 $3f_a$ 处 FS 值小) then (轴裂纹程度中),
 If (f_a 处 FS 值小 与 $2f_a$ 处 FS 值中 与 $3f_a$ 处 FS 值小) then (轴裂纹程度小),
 If (f_a 处 FS 值中 与 $2f_a$ 处 FS 值小 与 $3f_a$ 处 FS 值大) then (轴裂纹程度中),

这里模糊规则中的语言变量名义值均为定义在论域 $[0,1]$ 上的集合 {小(S),中(M),大(L)}. 由于相对幅值比 FS 的值并不一定在 $[0,1]$ 区间内,首先需要确定 FS 的上界和下界,然后将上下界之间的部分归一化处理成 $[0,1]$ 区间上的值.

3 用于诊断推理的模糊神经网络

用于表示模糊规则推理的神经网络的一般形式由图 1 所示.

网络结构分为五层^[6]:

- 1) 第一层为输入层. 该层各节点直接与各个输入量 $x_i (i = 1, \dots, n)$ 连接.
- 2) 第二层为模糊化层. 该层的每个节点对应一个语言变量的取值,它完成一个输入隶属度函数 μ_j 的计算. 本文采用钟形函数

$$\mu_j = \exp \left\{ -\frac{(x_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right\},$$

$$j = 1, 2, \dots, \sum_{i=1}^n N_i.$$

这里 m_{ij} 和 σ_{ij} 分别表示输入隶属度函数的中心(均值)与宽度(方差), N_i 为对应于第 i 个输入的语言变量名义值的个数.

- 3) 第三层为规则节点层. 该层与第二层的连接完成模糊规则前提条件的匹配. 各节点实现“模糊逻辑与”运算,即

$$\alpha_j = \min \{ \mu_1 \cdots \mu_k \}, \quad j = 1, 2, \dots, N, \quad N \text{ 表示规则数};$$

$$i(1, \dots, k) = 1, 2, \dots, N_1(\dots, N_n) \quad \alpha_j \text{ 表示第 } j \text{ 条规则的激活程度}.$$

- 4) 第四层为结论节点层. 该层与第三层的连接完成规则结论部分的匹配. 将具有相同结论又被激活的规则节点的输出放在一起实现“求和”运算,可得到输出隶属度函数值

$$\mu'_j = \min \left(1.0, \sum_{i=1}^N w_{ij} \alpha_i \right), \quad j = 1, 2, \dots, N',$$

N' 为输出语言变量名义值的个数. w_{ij} 是第三层与第四层之间的连接权,代表了对各条规则的加权.

- 5) 第五层为输出层. 采用钟形隶属度函数和加权平均去模糊算法^[7]

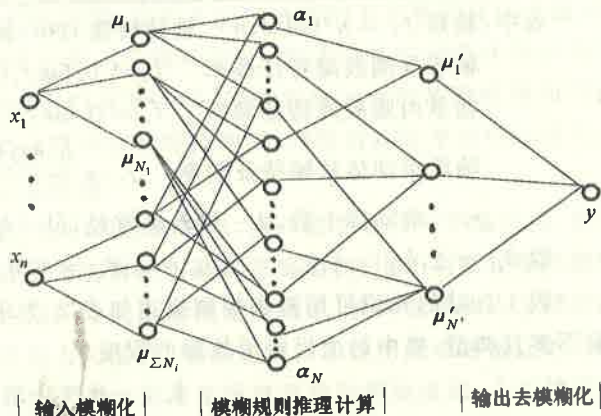


图 1 模糊神经网络结构示意图

$$y = \sum_{i=1}^{N'} m_i \sigma_i \mu'_i / \sum_{i=1}^{N'} \sigma_i \mu'_i,$$

m_i, σ_i 分别是输出隶属度函数的中心和宽度。

将上述网络用于机械故障诊断时, 输入为故障对应的特征频率处功率谱的相对幅值比 FS 值, 且经过归一化处理; 输出反映了该故障的严重程度, 仍为 $[0, 1]$ 上的值。

用上述网络表示表 2(b) 的模糊规则, 可得到图 2 所示网络。输入和输出隶属度函数的中心值为 1.0(L)、0.5(M)、0.0(S), 宽度均为 0.25。各连接权值均为 1.0。

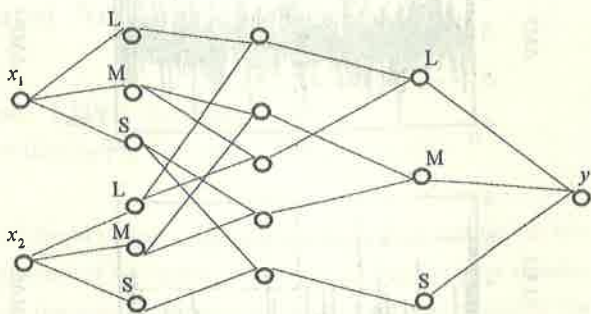


图 2 故障“轴线不对中”的诊断网络

4 学习算法

本节采用的学习算法仅调整第三层与第四层之间的连接权, 目的是改善规则间的相对重要性, 使重要规则的权得以加强^[8]。学习采用 BP 算法:

设 y 为网络的实际输出, y^* 为相应的期望输出。误差目标函数 $E = \frac{1}{2}(y - y^*)^2$,

输出层的误差为 $\delta^{(5)} = y - y^*$,

传到第四层的误差为

$$\delta_j^{(4)} = \frac{\delta^{(5)} \left[m_j \left(\sum_{k=1}^{N'} \mu'_k \right) - \sum_{k=1}^{N'} m_k \mu'_k \right]}{\left(\sum_{k=1}^{N'} \mu'_k \right)^2}, \quad j = 1, 2, \dots, N'.$$

第三层和第四层间的连接权 w_{ij} 的修正按下式进行

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_j^{(4)} \alpha_i(t),$$

$i = 1, 2, \dots, N, \quad j = 1, 2, \dots, N', \quad 0 < \eta \leq 1$ 为学习率。

可见, 当第三层节点的输出 $\alpha_i(t)$ 不为 0 时, 即当规则被激活时, 相应的连接权 w_{ij} 才得到修正, 从而使每次修正的权减少, 加快了学习速度。

5 诊断示例

以 CE6140 车床为例, 当主轴转速为 425rpm 时, 相应的传动路线如下所示:

电机— $\phi 95/\phi 190$ —I— $g2/g7$ —II— $g9/g12$ —III— $g14/g27$ —N(主轴)
(51/39) (20/52) (54/46)

其中: I~N——轴代号, g ——齿轮代号, 括号中标明了各齿轮相应的齿数。

由此, 就可理论上计算出传动元件的特征频率:

$$f_{a1} = 12.0\text{Hz}, f_{a2} = 15.7\text{Hz}, f_{a3} = 6.0\text{Hz}, f_{a4} = 7.1\text{Hz},$$

$$f_{c2} = 612.0\text{Hz}, f_{c7} = 612.0\text{Hz}, f_{c9} = 313.8\text{Hz},$$

$$f_{c12} = 313.8\text{Hz}, f_{c14} = 325.8\text{Hz}, f_{c27} = 325.8\text{Hz}.$$

f_a ——轴频, f_c ——齿轮啮合频率。

可在主轴输出端安置传感器, 测得正常状态下的加速度振动信号和故障状态下的加速度

振动信号,然后分别进行功率谱分析.图3给出了仿真曲线:

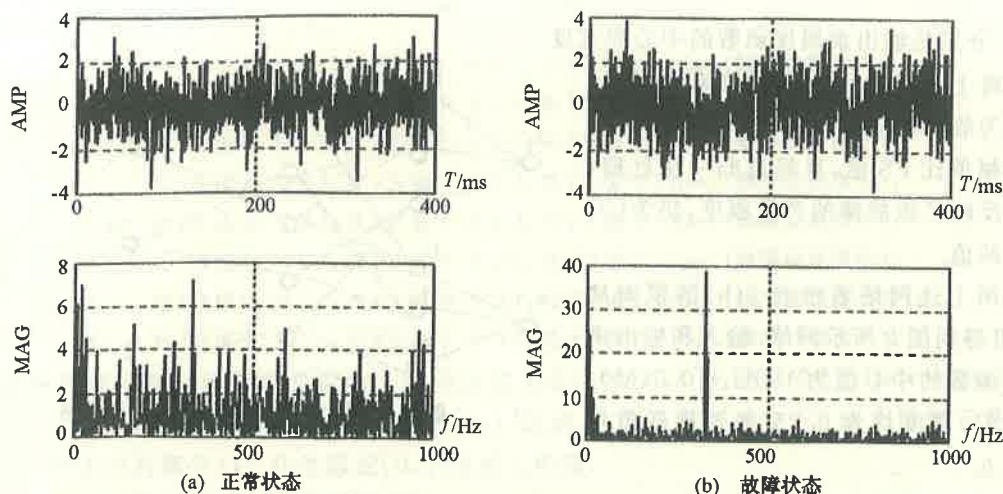


图3 两种状态的时域波形和功率谱图

对谱图进行识别,将故障状态与正常状态的相对幅值比送入相应的网络,经过推理计算得到不同故障类型的严重程度如表3:

表3 故障诊断结果

输入参数 1	输入参数 2	零件	故障类型	严重程度
$0.87(f_{a3})$	$0.37(2f_{a3})$	轴 II	轴不平衡或弯曲	88.1%
$0.87(f_{a3})$	$0.37(2f_{a3})$	轴 II	轴线不对中	51.4%
$0.87(f_{a3})$	$0.9(f_{c14})$	齿轮 14	局部齿面损伤	95.3%

表中:输入参数值是经过归一化处理的.由于篇幅限制,只列出严重程度超过 50% 的故障.

6 结 论

为了诊断机械传动系统中典型零件的故障,本文在传统的振动谱分析方法基础上,利用已有的专家经验知识,总结了模糊规则以建立模糊神经网络实现诊断推理,提高了诊断的可靠性.此方法可作为一种诊断策略,用于建立机械故障诊断系统.

参 考 文 献

- 1 杨叔子等.基于知识的诊断推理.北京:清华大学出版社,南宁:广西科学技术出版社,1993
- 2 虞和济,侯广琳.故障诊断的专家系统.北京:冶金工业出版社,1991
- 3 丁玉兰,石来德.机械设备故障诊断技术.上海:上海科学技术出版社,1994
- 4 虞和济.故障诊断的基本原理.北京:冶金工业出版社,1989
- 5 [日]丰田利夫,高克勤,李敏译.设备现场诊断的开展方法.北京:机械工业出版社,1985
- 6 邓志东,孙增圻,张再兴.一种模糊 CMAC 神经网络.自动化学报,1995,21(3):288-293
- 7 张涵孚.模糊诊断原理及应用.西安:西安交通大学出版社,1992
- 8 罗发龙,李衍达.神经网络信号处理.北京:电子工业出版社,1993

A Mechanical Fault Diagnostic Method Based on Fuzzy Neural Networks

FANG Min and CHEN Yanxiang

(Department of Electrical Engineering, Hefei University of Technology • Hefei, 230069, PRC)

Abstract: In this paper a fault diagnostic method based on fuzzy neural networks is proposed for the mechanical system. The fuzzy rules are summarized in terms of the spectrum analysis of the vibration signals. The fuzzy neural networks are designed to implement the fuzzy reasoning. An example is taken to explain the diagnostic method.

Key words: fault diagnosis; fuzzy neural networks

本文作者简介

方敏 女, 1950年生, 工学硕士, 副教授. 1993年2月至1994年8月曾在丹麦技术大学作访问学者. 主要研究领域为自适应控制, 人工智能与智能控制, 故障诊断.

陈雁翔 女, 1972年生. 1993年7月和1996年4月分别在安徽工学院电气工程系获学士和硕士学位. 研究方向为人工神经网络及其应用.