

基于矢功率谱和 D-S 证据理论 分层融合的旋转机械故障诊断方法

杨春燕, 吴超, 李宏伟

(郑州轻工业学院 机电工程学院, 河南 郑州 450002)

摘要:提出基于矢功率谱和 D-S 证据理论分层融合的旋转机械故障诊断方法,该方法把转子的 2 个截面信息分别以矢功率谱进行数据层融合,提取矢功率谱的特征输入到径向基概率神经网络分类器进行故障识别,最后把两截面诊断结果输入 D-S 证据理论融合中心进行决策层融合. 实验结果表明,该方法可降低故障诊断的不确定性,并提高故障决策准确率.

关键词:旋转机械故障诊断;矢功率谱;D-S 证据理论;数据融合

中图分类号:TH165.3 **文献标志码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1004-1478.2012.04.008

A rotating machinery fault diagnosis method based on fusing vector power spectrum and D-S evidence theory

YANG Chun-yan, WU Chao, LI Hong-wei

(College of Electr. and Mech. Eng., Zhengzhou Univ. of Light Ind., Zhengzhou 450002, China)

Abstract: A rotating machinery fault diagnosis method based on fusing vector power spectrum and D-S evidence theory was presented. The method was that two-section information was fused respectively in data layer by vector power spectrum, and then the characteristics which were extracted from the vector power spectrum were input to the basis probabilistic neural network classifier for fault identification, and finally, the two-section diagnosis results were entered into D-S evidence theory for decision level fusion. The experiment results showed that the method reduces the diagnostic uncertainty and had high correct recognition rate.

Key words: rotating machinery fault diagnosis; vector power spectrum; D-S evidence theory; data fusion

0 引言

压缩机、汽轮机、燃气轮机、电机、风机、水泵等旋转机械是许多企业的关键设备,其运行状态直接影响企业的生产情况,因而对旋转机械故障的准确诊断非常重要. 随着旋转机械故障诊断技术的发

展,全矢谱^[1]分析作为一种数据层融合技术,以其提供数据源的完整性和无冗余性,在旋转机械故障诊断领域获得越来越广泛的应用. 在全矢谱理论上发展起来的如矢功率谱^[2]、矢 Wigner 分布^[3]等也在故障诊断领域获得应用. 然而,不管是全矢谱还是矢功率谱,作为特征向量提取出来进行故障诊

收稿日期:2012-03-14

基金项目:河南省科技攻关计划项目(122102210122)

作者简介:杨春燕(1975—),女,河南省太康县人,郑州轻工业学院讲师,主要研究方向为智能故障诊断及数据融合.

断时,只是利用转子某一个截面的信息,而转子的空间振动情况并不是单一截面的信息就能够正确反映的,特别是当传感器安装位置不恰当时(例如节点位置附近),就更不能简单地把截面振动等同于转子的振动了.在决策层融合方面,D-S 证据理论已成功应用于模式识别和故障诊断,其最大优势是可以综合利用各个传感器提供的信息,提高判别的准确性和可信度^[4].基于此,本文提出基于矢功率谱和 D-S 证据理论分层融合的旋转机械故障诊断方法,并以转子不对中、转子裂纹和油膜涡动 3 种常见故障为例,对该方法进行验证.

1 诊断模型结构

图 1 所示诊断结构的设计思想是利用转子 2 个截面的信息,在每个截面分别安装水平、垂直传感器,传感器测试的转子截面振动同源信号首先在数据层融合,再进入径向基概率神经网络(RBPNN)进行特征和决策层次上的融合,最后各个单子网络的决策结果进入 D-S 证据理论融合中心得出诊断结论.利用数据层融合效果较好,可以在很大程度上接近原始数据,保持数据的真实性和信息源的完整性.随后数据层融合数据进入径向基概率神经网络进行特征提取,然后进入单子神经网络得出各子网络的决策结果,最大限度提高确诊率.

2 诊断模型结构中各融合层的实现

2.1 矢功率谱

将全矢谱分析技术拓展到功率谱中,可得到一种新的基于矢量振动信号的功率谱分析方法,称为矢功率谱分析法.矢功率谱的数值计算方法因能量定义的不同而不同,较常用的是基于回转能量法.回转能量法考虑了不同长径比对能量的影响,能更好地反应转子回转的客观事实,对故障更敏感.矢功率谱在继承传统功率谱物理意义的基础上,融合转子某一截面的双通道信息,与功率谱相比,可以更全面、准确地反映振动信号的频谱结构.另外,由于矢功率谱是幅值的平方,所以较全矢功率谱反映的频率结构更为明显.实际应用中常采用对数功率谱.

2.2 径向基概率神经网络(RBPNN)

RBPNN 是在径向基函数神经网络(RBFNN)和概率神经网络(PNN)的基础上发展起来的.它具有

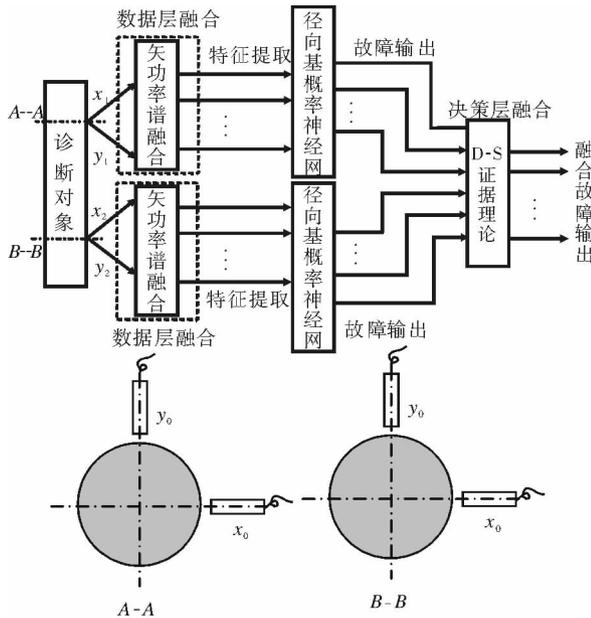


图 1 诊断模型结构

与 RBFNN 相近的测试精度,但远比 RBFNN 的训练时间短;与 PNN 相比,RBPNN 具有收敛速度快、测试精度高等优点.

RBPNN 的网络结构包括 4 层:第 1 层为输入层,最后 1 层为输出层,中间 2 层为隐层.其中,第 1 隐层是非线性处理层,它实现输入的非线性变换和输入样本的非线性划分;第 2 隐层对第 1 隐层的输出进行有选择性的求和与聚类^[5].

2.3 D-S 证据理论

D-S 证据理论于 1960 年代由 Dempster 首次提出,Shafer 将其进一步系统化、理论化,最终形成了不确定推理理论^[6].

在命题 A 的一个识别框架 θ 中,有集函数 $m:2^\theta \rightarrow [0,1]$ 满足

$$\begin{cases} \sum_{A \subseteq \theta} m(A) = 1 \\ m(\phi) = 0 \end{cases}$$

则称 $m(A)$ 为 A 在框架 θ 上的 mass 函数,也称基本概率分配(BPA),表示对 A 的精确信任程度.

若 $A \subseteq \theta$ 且 $m(A) > 0$,则称 A 为焦元,焦元分别为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_n . 设 m_1, m_2, \dots, m_n 是同一识别框架 θ 上的基本可信度分配,则合成后的 mass 函数 $m:2^\theta \rightarrow [0,1]$ 可表示为

$$m(A) = \sum_{A \cap B_j = A} [m_1(A_i) m_2(B_j) 1(1 - K)]$$

其中,反映证据冲突程度的不确定因子

$$K = \sum_{A \cap B_j = \phi} m_1(A_i) m_2(B_j)$$

3 实验研究

为了验证文中提出诊断模型对旋转机械故障诊断的有效性,以转子系统常见的转子不对中(F_1)、转子裂纹(F_2)和油膜涡动(F_3)3种故障为例,对该方法进行验证.实验在Bently转子实验台进行,每种故障下对转子2个截面4个通道同步采集多组样本数据,每个截面分别选取22组数据,其中20组作为学习样本,另外2组作为测试样本.每组数据中,提取其矢功率谱 $f/4, f/2, f, 2f, 3f, 4f, 5f, 6f$ 倍频上的值作为RBPNN的输入, f 为系统的基频,所以RBPNN输入节点为8个;根据设定的3种故障,神经网络输出有3种模式.第1隐层节点数60个,为训练样本总数;第2隐层节点数3个,与输出节点相同.诊断结果见表1—表3.

表1 转子不对中故障数据源单截面及融合结果对比

数据源	$m(F_1)$	$m(F_2)$	$m(F_3)$	诊断故障	实际故障
A-A	0.573 6	0.415 8	0.0137 7	F_1	F_1
B-B	0.576 2	0.415 6	0.096 75	F_1	F_1
融合	0.655 0	0.342 4	0.024 64	F_1	F_1

表2 转子裂纹故障数据源单截面及融合结果对比

数据源	$m(F_1)$	$m(F_2)$	$m(F_3)$	诊断故障	实际故障
A-A	0.432 1	0.498 9	0.067 59	不确定	F_2
B-B	0.436 8	0.508 8	0.050 15	F_1	F_2
融合	0.4232 1	0.569 2	0.076 00	F_2	F_2

表3 油膜涡动故障数据源单截面及融合结果对比

数据源	$m(F_1)$	$m(F_2)$	$m(F_3)$	诊断故障	实际故障
A-A	0.256 60	0.043 95	0.741 5	F_3	F_3
B-B	0.207 60	0.189 5	0.790 6	F_3	F_3
融合	0.082 23	0.012 86	0.904 9	F_3	F_3

由表1可知,实际故障为转子不对中,单截面A-A信度函数值为0.573 6,单截面B-B信度函数值为0.576 2,而融合之后信度函数值为0.655 0,可

见融合之后诊断为转子不对中的故障可信度明显提高.表2的实际故障为转子裂纹,单截面A-A信度函数值为0.498 9,由于该数值小于程序设定值0.5,所以不能确定是什么故障,诊断结果是不确定;单截面B-B信度函数值为0.508 8,诊断结果是转子不对中,而融合之后信度函数值为0.569 2,诊断故障为转子裂纹,与实际故障一致.因此,如果只用一个截面的故障信息源信度函数分配来识别故障,可能会出现无法识别的情况,有些虽然能识别出故障但是可信度偏低,而将两截面信息融合之后可有效提高识别故障类型的准确性和可信度.从表3也同样可以看出融合之后故障信度函数值有很大提高.

4 结论

本文将矢功率谱分析与D-S证据理论相结合,提出了一种分层融合的旋转机械故障诊断方法,并以旋转机械中常见的转子不对中、转子裂纹和油膜涡动3种故障为例,对该方法进行了验证.实验结果表明,该方法可以充分利用数据融合信息,提高决策准确率,降低诊断的不确定性是现实可行的.

参考文献:

- [1] 陈先利,韩捷.全矢力谱及其在旋转机械故障诊断中的应用研究[J].机床与液压,2008,36(4):202.
- [2] 李志农,韩捷.机械故障诊断矢功率谱-支持向量机识别方法研究[J].计算机工程与应用,2007,43(8):214.
- [3] 周宇,韩捷,李志农.基于矢Wigner分布的旋转机械故障诊断方法的研究[J].矿山机械,2007(4):102.
- [4] 吴胜强,姜万录.基于证据理论多源多特征融合的柱塞泵故障诊断方法[J].中国工程机械学报,2011,9(1):98.
- [5] 杨春燕,丁静.基于全矢谱和径向基概率神经网络的旋转机械故障诊断方法研究[J].现代制造工程,2010(1):141.
- [6] 温照森.模式识别与状态监控[M].北京:科学出版社,2007.