

基于小波能量谱和粗糙集的离心式压缩机振动故障诊断

曾庆生, 王湘江

(南华大学 机械工程学院, 湖南 衡阳, 421001)

摘要: 结合小波能量谱和粗糙集理论各自优点, 采用尺度小波能量谱计算公式对实测的时域信号进行尺度小波能量谱计算。以尺度小波能量谱为特征参数, 对应故障为决策属性, 结合粗糙集理论进行故障诊断规则获取, 从而提出一种基于小波能量谱和粗糙集理论的离心式压缩机振动故障诊断方法。研究表明: 测试样本对象诊断正确率为 100%; 该方法不需要精确计算离心式压缩机振动的故障特征频率, 与传统的提取时域和频域参数方法相比, 诊断正确率达 88.5%。

关键词: 小波能量谱; 粗糙集; 特征参数; 离心式压缩机; 故障诊断

中图分类号: TH452

文献标识码: A

文章编号: 1672-7207(2009)03-0706-05

Fault diagnosis of centrifugal compressor vibration based on wavelet power spectrum and rough set theory

ZENG Qing-sheng, WANG Xiang-jiang

(School of Mechanical Engineering, University of South China, Hengyang 421001, China)

Abstract: Combining the advantages of wavelet power spectrum and rough set, scale wavelet power spectrum about measured time domain signal was calculated using scale wavelet power spectrum formula, wavelet power spectrum was made as attribute parameters and corresponding fault as decision property, and rough set was used to build the simpler knowledge base of intelligent fault diagnosis system. A new fault diagnosis method on centrifugal compressor vibration based on wavelet power spectrum and rough set theory was presented. The results show that correct diagnosis ratio of measurement samples is 100%. This method is applied to centrifugal compressor vibration fault diagnosis successfully, the fault diagnosis ratio and is 88.5%, which is higher than that of the traditional method using time and frequency parameters.

Key words: wavelet power spectrum; rough set; attribute parameters; centrifugal compressor; fault diagnosis

长距离输气管道增压站使用的离心式压缩机经过长时间工作运行后常出现故障^[1]。离心式压缩机在正常工作状态下其振动信号比较平稳和规则, 一旦出现故障会产生异常振动信号。该振动信号由于非常微弱以及能量很小, 常被周期性振动信号和大量随机噪声所淹没。传统的诊断方法是对振动信号通过快速傅里叶变换(FFT)进行频域分析或通过倒谱分析来识别故

障。这种方法严格地说只适用于分析平稳和具有高斯分布的信号, 而由于离心式压缩机振动故障信号表现为非平稳性, 且故障信号一般比较微弱, 因此, 诊断往往比较困难。近年来, 一些研究者采用对弱信号具有较强检测能力的小波变换, 根据离心式压缩机发生故障时信号中隐含周期性冲击的特点, 将信号分解到不同频段上, 若某频段上存在与理论计算相对应的故

收稿日期: 2008-10-16; 修回日期: 2009-01-20

基金项目: 湖南省科技厅科研基金资助项目(2008GK3133)

通信作者: 曾庆生(1968-), 男, 湖南衡阳人, 副教授, 从事机械优化设计、故障诊断及可靠性评价理论方法研究; 电话: 13307346123; E-mail: zengqingsheng68@163.com

障特征频率,则可判断离心式压缩机振动发生了该类故障^[1-7]。采用这种方法比采用传统的FFT频域分析更能有效地提取故障特征,但在实际工程系统的故障诊断中存在一些不足,尤其在自动诊断系统的规则获取方面缺乏可操作性。采用该方法时需要具备一定的先验知识,如离心式压缩机振动的结构参数,转速和计算特征频率的理论公式等,而离心式压缩机在运转中转速总会存在波动甚至发生较大变化,与转速相关的特征频率也会产生一定的波动甚至是较大范围的跳跃,有些类型的离心式压缩机振动特征频率的理论公式很难导出,因此,在对离心式压缩机振动进行诊断时存在很大的不确定性;此外,这种方法诊断条件单一,规则惟一,一旦实测信息不完整或缺失,就无法进行诊断。粗糙集(Rough set)理论是一种新的处理不完整、不确定信息的数学工具,它不需要任何先验信息和系统的数学模型,仅从数据本身就能提取有用信息,揭示数据间的潜在规则,同时,实现信息简化,因此,非常适用于旋转机械故障诊断^[8-12]。由粗糙集理论和小波能量谱的优缺点可知,将粗糙集理论和小波能量谱相结合应用于离心式压缩机振动时,可克服单纯小波能量谱诊断时需要具备一定的先验知识的缺点,提高离心式压缩机振动诊断的确定性,目前,该方面的研究未见文献报道。为此,本文作者将小波能量谱和粗糙集理论相结合,以小波能量谱为特征参数,采用粗糙集理论进行故障诊断规则获取,提出一种基于小波能量谱和粗糙集理论的离心式压缩机振动故障诊断方法。

1 小波能量谱和粗糙集的离心式压缩机振动故障诊断方法

1.1 尺度小波能量谱

具有有限能量的函数 $x(t) \in L^2(R)$ 的小波变换定义为:

$$W_x(a, b) = a^{-\frac{1}{2}} \int_R x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

式中: a 为尺度因子; b 为位移因子。

$f(t)$ 的小波变化满足能量守恒定律,且满足:

$$\int_R |x(t)|^2 dt = \frac{1}{C_\psi} \int_R \int_R |W_x(a, b)|^2 \frac{da db}{a^2} \quad (2)$$

式中: $C_\psi = \int_R \hat{\psi}(\omega)^2 / |\omega| d\omega < \infty$, 为小波的容许条件。

把式(2)中 $\frac{|W_x(a, b)|^2}{C_\psi a^2}$ 看作是 (a, b) 平面上的能量密度函数,则式(2)可写成:

$$\int_R |x(t)|^2 dt = \int_R E(b) db \quad (3)$$

式中: $E(b)$ 为小波能量谱,表示信号能量在时间轴上的分布, $E(b) = \frac{1}{C_\psi} \left[\int_R \int_R |W_x(a, b)|^2 / a^2 \right] da$ 。

在实际运用中特别是在计算机上实现时,往往需要把连续小波变换离散化,即将尺度因子、位移因子分别离散化。现采用二进制离散把尺度参数取为 $a=2^j$, $b=2^k k \in \mathbf{Z}$, 则得到二进制离散的小波 $\psi_{jk}(t) = 2^{-j/2} \psi_{jk}(2^{-j}t - k)$, 其小波变换为:

$$W_x(j, k) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{jk}^*(t) dt \quad (4)$$

以采样间隔 T_s 对信号 $x(t)$ 进行采样,则式(1)变为:

$$W_{T_s}(a, iT_s) = T_s \cdot a^{-\frac{1}{2}} \sum_{n=1}^N x(nT_s) \psi^*\left(\frac{(n-i)T_s}{a}\right) \quad (5)$$

式中: N 为总采样点数; i 为 b 对应的平移点数。

在与 a 相对应的频率 $f=f_s/a$ 下,离散的尺度小波能量谱为:

$$P(f) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N W_{T_s}^2(a, iT_s) / \Delta f \quad (6)$$

当离心式压缩机存在局部损伤时,与之相互作用的元件通过损伤部位时将产生周期性脉冲冲击响应,脉冲冲击的周期就是故障冲击的周期,而小波能量谱反映信号在不同频段上的能量分布,并不需要精确地提取故障特征频率,因此,以小波能量谱为特征参数,分析不同故障类型对应的能量分布,从而得到故障分类规则,这在理论上是可行的^[13-15]。

1.2 基于粗糙集理论的故障诊断

粗糙集理论将诊断分析数据描述为一个知识表达系统 S , S 可以表示为:

$$S = \langle U, C, D, V, F \rangle \quad (7)$$

式中: U 为论域,表示诊断对象; $C \cup D = R$ 为属性集合,子集 C 为条件属性集,表示诊断对象的特征;子集 D 为结果属性集,表示诊断结论; V 为属性值集; $F: U \times R \rightarrow V$, 是一个信息函数,它指定 U 中每一个对象的属性值。

在数据表中,并非所有的条件属性都是必要的,若某个或某些属性去除后并不影响诊断规则,则称之

为冗余属性,在数据表中,去除冗余属性的过程称为约简。通过约简,得到表达 S 的约简非空条件属性集 C' ,且满足:

$$\text{ind}(C',\{d\})=(C,\{d\}). \quad (8)$$

经式(8)去除冗余属性后,不可分辨关系不变,在故障诊断中,即分类能力不变。

粗糙集理论仅对数据表进行处理,得到的诊断规则揭示的是隐含在数据中的内在规律,不需要任何数学模型和诊断经验,因此,适用于检测信息存在很大程度不确定性的工程诊断。运用粗糙集理论获取诊断规则可以基于更少的条件,既可以提高诊断效率,同时,也有利于实时监测和实现诊断自动化。

1.3 离心式压缩机振动故障诊断方法

将粗糙集理论应用于离心式压缩机故障诊断时,必须对离心式压缩机故障所表现出来的各种症状进行数据采集和整理。为此,首先将离心式压缩机的振动信号进行小波分解,将尺度小波能量谱作为其故障特征参数,在此基础上进行离散化,构成粗糙集理论的数据表。尺度小波能量谱为条件属性,对应故障为决策属性,采用粗糙集理论进行故障诊断规则获取。基于尺度小波能量谱和粗糙集理论的离心式压缩机故障诊断步骤如下。

- a. 计算尺度小波能量谱,将其作为故障特征参数;
- b. 以故障特征参数作为条件属性、故障类型作为决策属性,形成数据表;
- c. 利用式(4)~(6)对连续条件属性值进行离散化处理;
- d. 条件属性约简,即消除对诊断规则不起作用的多余的条件属性;
- e. 属性值约简,得到约简规则;
- f. 对约简规则进行处理,生成故障诊断规则库;
- g. 用诊断规则对离心式压缩机振动实测数据进行故障诊断。

2 离心式压缩机振动故障诊断应用

离心式压缩机的振动故障是转子不能正常工作引起的,而转子常见的故障形式有转子不平衡、轴承油膜振荡、转子初始弯曲、热弯曲、转子不对中、转子局部摩擦、部件松动、转子结构缺陷、裂纹等。引起这些破坏的原因主要是设计结构不合理,制造精度不

高,安装达不到技术要求,运行中轴承的润滑油膜被破坏以及受外界的冲击载荷过大等。这些条件属性和决策属性形成了离心式压缩机故障诊断的知识表达系统。

为生成 1 个离心式压缩机振动故障诊断系统知识库,首先需要通过实验和对离心式压缩机的实际运行过程进行测试,得到大量包含正常和各种振动故障信息的数据,如表 1 所示。

表 1 故障类型和对象数目

Table 1 Fault style and number of object

轴承运行状态	对象数/个	状态代号
正常	30	00
转子故障	30	01
轴承故障	30	11

每一条数据样本定义为论域 U 的 1 个元素。每个特征信息定义为条件属性 C 的 1 个元素。而各种故障现象则定义为决策属性 D 的 1 个元素。根据以上定义及通过大量的实验测试,分析获得的数据,得到 1 个信息表,如表 2 所示。

2.1 振动故障诊断数据表的形成

对离心式压缩机 90 个振动信号样本数据进行 3 层小波包分解,将信号分解到 8 个频段中,求取各频段的能量并进行归一化处理。用归一化能量作为条件属性,用故障类型作为决策属性形成故障诊断数据表。粗糙集理论要求有足够多的样本进行训练才能保证诊断的正确率,故取 80% 的数据作训练样本,取 20% 的数据作测试样本,这里只给出其中的测试样本集。

2.2 属性约简

取离散级数为 4,用等频率间距法对连续数据进行离散化。然后,对离散的数据表进行条件属性约简,核集为 $\{A_3, A_7, A_8\}$,得到 7 个最小属性约简集: $\{A_1, A_2, A_3, A_7, A_8\}$, $\{A_1, A_3, A_6, A_7, A_8\}$, $\{A_2, A_3, A_4, A_7, A_8\}$, $\{A_3, A_4, A_6, A_7, A_8\}$, $\{A_2, A_3, A_6, A_7, A_8\}$, $\{A_2, A_3, A_5, A_7, A_8\}$ 和 $\{A_3, A_5, A_6, A_7, A_8\}$ 。

2.3 规则生成

根据每个约简属性集分别进行属性值约简,生成规则,由这些约简共产生 120 条诊断规则,其部分诊断规则如表 3 所示。

2.4 诊断结果分析

用上述规则对振动信号测试样本的 18 个对象进行诊断分类,诊断正确率为 100%。

表2 测试样本集

Table 2 Sample set for test

样本数/个	条件属性								故障类型
	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8	
3	0.063 3	0.051 1	0.164 9	0.087 3	0.054 9	0.135 5	0.217 5	0.243 7	00
8	0.075 5	0.071 3	0.196 0	0.066 8	0.093 4	0.091 8	0.179 5	0.223 9	00
15	0.077 9	0.057 3	0.169 1	0.068 9	0.077 4	0.066 8	0.252 2	0.231 4	00
18	0.075 4	0.081 1	0.199 6	0.061 3	0.083 2	0.089 1	0.208 6	0.202 4	00
23	0.035 1	0.067 6	0.156 2	0.071 3	0.043 3	0.043 5	0.501 7	0.085 7	00
27	0.046 7	0.089 5	0.145 6	0.060 3	0.071 4	0.041 8	0.455 8	0.086 3	00
32	0.146 8	0.025 2	0.092 3	0.051 7	0.147 8	0.031 1	0.428 9	0.078 3	01
37	0.546 4	0.020 4	0.135 7	0.037 5	0.060 5	0.113 3	0.053 2	0.033 5	01
41	0.057 2	0.053 1	0.235 0	0.088 6	0.092 4	0.221 2	0.179 3	0.074 4	01
47	0.490 5	0.018 9	0.168 9	0.094 5	0.110 8	0.037 5	0.061 2	0.018 3	01
52	0.045 2	0.012 8	0.128 1	0.031 2	0.053 8	0.063 9	0.464 7	0.199 3	01
58	0.083 0	0.112 3	0.104 0	0.030 4	0.064 2	0.278 1	0.082 5	0.248 6	01
63	0.048 2	0.167 5	0.117 1	0.060 4	0.072 5	0.139 5	0.215 1	0.181 3	11
68	0.056 0	0.241 3	0.075 5	0.084 7	0.051 4	0.255 4	0.069 4	0.163 3	11
73	0.283 9	0.038 7	0.177 6	0.108 9	0.065 3	0.051 6	0.271 3	0.013 6	11
79	0.060 9	0.118 2	0.124 0	0.051 7	0.065 6	0.163 2	0.255 5	0.172 3	11
84	0.357 5	0.043 8	0.155 6	0.111 7	0.082 3	0.044 3	0.353 2	0.044 6	11
90	0.081 3	0.135 6	0.134 3	0.154 1	0.063 3	0.182 8	0.351 4	0.153 2	11

表3 诊断规则

Table 3 Diagnosis rules

序号	诊断规则
001	IF $A_1 = 0, A_2 = 1$, THEN CLASS=11
⋮	⋮
025	IF $A_6 = 0, A_7 = 2, A_8 = 1$, THEN CLASS=00
⋮	⋮
050	IF $A_1 = 0, A_7 = 1, A_8 = 1$, THEN CLASS=11
⋮	⋮
075	IF $A_2 = 1, A_6 = 0$, THEN CLASS=01
⋮	⋮
100	IF $A_2 = 0, A_4 = 1, A_6 = 1$, THEN CLASS=11
⋮	⋮
120	IF $A_3 = 1, A_7 = 3, A_8 = 0$, THEN CLASS=01

3 应用效果

使用非接触式位移传感器, 以采样频率 1 kHz 对某型号的离心式压缩机振动信号进行检测。离心式压缩机转子径向位移的小波变换见图 1。图 1 中转子径向振动位移 s 采用 Daubechies 小波进行分析, 其中: d_1 , d_2 和 d_3 分别为分解后尺度 1, 2 和 3 对应的高频信号; a_3 为分解后尺度 3 对应的低频信号, 且 $s=d_1+d_2+d_3+a_3$ 。

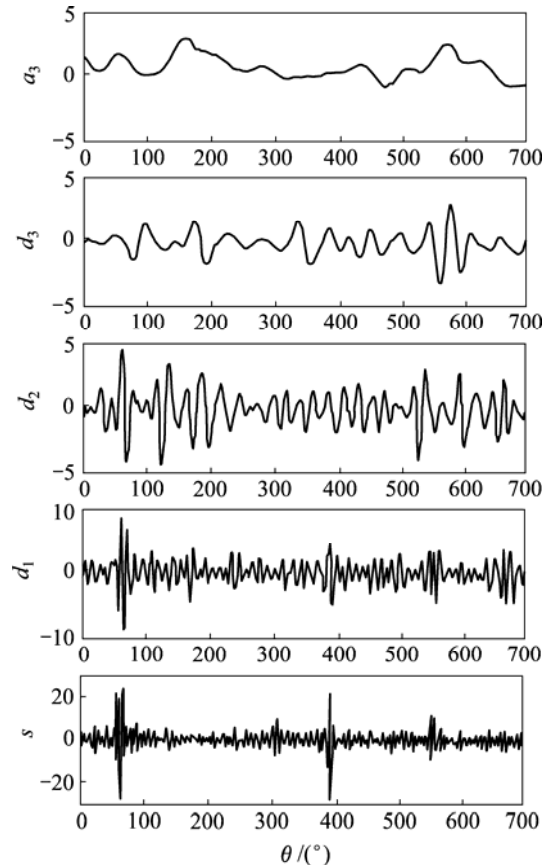


图1 离心式压缩机转子径向振动位移的小波变换
Fig.1 Wavelet transform of radial vibration displacement from rotor of centrifugal compressor vibration

在 MATLAB 6.5 中利用小波分析工具箱函数对图 1 所示的原信号进行 3 层分解, 并对各层分解系数进行重构。被分解信号 d_1, d_2, d_3 和 a_3 的频率区间分别为 500~1 000, 250~500, 62.5~250 和 0~62.5 Hz。

采用文献[7]中的方法, 在时域中提取离心式压缩机转子径向振动信号的时域熵、均方根、方差和峭度, 在频域中提取谱熵和中心频率, 重复上述粗糙集诊断过程, 其诊断正确率分别为 77.5%和 85.6%; 采用文献[15]中的方法, 采用 Walsh 变换在时域中提取离心式压缩机转子径向振动信号的 Walsh 谱作为故障特征参数, 重复上述粗糙集诊断过程, 其诊断正确率均为 85.6%; 而采用本文提出的小波能量谱作为特征参数与粗糙集诊断相结合的方法, 诊断正确率均为 88.5%。

4 结 论

a. 用小波能量谱作特征参数比常规的时域和频域参数更能反映故障特征, 用粗糙集理论诊断的正确率也越高; 此外, 粗糙集理论不需要计算故障特征频率, 也不需要任何先验知识, 仅从数据本身就能导出规则, 不仅更符合生产和设备的实际情况, 而且更有利于信息的机器处理。

b. 综合考虑小波理论和粗糙集理论的优点, 以小波能量谱为特征参数, 采用粗糙集进行故障诊断规则获取, 提出了一种离心式压缩机振动故障诊断的新方法, 也就是将小波能量谱作为特征参数与粗糙集诊断相结合。结果表明, 采用该方法所得测试样本对象诊断正确率为 100%, 诊断正确率为 88.5%。

参考文献:

[1] 高松竹, 蒲家宁, 左松涛. 基于小波分析的离心式压缩机振动故障诊断研究[J]. 天然气与石油, 2004, 22(4): 61-63.
GAO Song-zhu, PU Jia-ning, ZUO Song-tao. Study on fault diagnosis of centrifugal compressor vibration fault based on wavelet analysis[J]. Natural Gas and Oil, 2004, 22(4): 61-63.

[2] 郑志松, 黄树红, 贺国强, 等. 旋转机械振动数据管理及咨询系统研究[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2001, 29(4): 88-90.
ZHENG Zhi-song, HUANG Shu-hong, HE Guo-qiang, et al. Management and consulting system for vibration data of rotating machines[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science, 2001, 29(4): 88-90.

[3] 耿俊豹, 黄树红, 陈非, 等. 基于信息熵贴近度的旋转机械故障诊断[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2006, 34(11):

93-95.
GENG Jun-bao, HUANG Shu-hong, CHEN Fei, et al. Rotating machinery fault diagnosis based on close degree to information entropy[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science, 2006, 34(11): 93-95.

[4] 申 弢, 黄树红, 韩守木, 等. 旋转机械振动信号的信息熵特征[J]. 机械工程学报, 2001, 37(6): 94-98.
SHEN Tao, HUANG Shu-hong, HAN Shou-mu, et al. Extracting information entropy features for rotating machinery vibration signals[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2001, 37(6): 94-98.

[5] LI Jing, QU Liang-sheng. Feature extraction based on morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2000, 234(1): 135-148.

[6] 金家善, 谭猛泉, 孙丰瑞. 基于贴近度的机械设备技术状态综合评估方法[J]. 海军工程大学学报, 2003, 15(2): 1-5.
JIN Jia-shan, TAN Meng-quan, SUN Feng-rui. A method for integrated evaluation of the technical condition of mechanical equipment based on close degree[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2003, 15(2): 1-5.

[7] SHAN Li-xiang, Tay F E H, QU Liang-sheng, et al. Fault diagnosis using rough sets theory[J]. Computers in Industry, 2000, 43(1): 61-72.

[8] Pawlak Z. Rough sets: Theoretical aspects of reasoning about data[M]. Amsterdam: Kluwer Academic Publishers, 1991.

[9] Slowiski R. Intelligent decision support: Handbook of application of rough sets theory[M]. Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1992.

[10] Slowinski R, Stefanowski J. Rough-set reasoning about uncertain data[J]. Fundamenta Informaticae, 1996, 27(2/3): 229-243.

[11] Rebolledo M R. Integrating rough sets and situation-based qualitative models for processes monitoring considering vagueness and uncertainty[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2005, 18 (5): 617-632.

[12] Qing H W, Jing R L. A rough set-based fault ranking prototype system for fault diagnosis[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2004, 17(8): 909-917.

[13] WU Jian-da, LIU Chiu-hong. An expert system for fault diagnosis in internal combustion engines using wavelet packet transform and neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 4278-4286.

[14] Dong H B, Chen X F, Li B, et al. Rotor crack detection based on high-precision modal parameter identification method and wavelet finite element model[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(3): 869-883.

[15] XIANG Xiu-qiao, ZHOU Jian-zhong, LI Chao-shun, et al. Fault diagnosis based on Walsh transform and rough sets[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(4): 1313-1326.