

基于多分量奇异熵的往复式压缩机故障分类

苑宇*, 马孝江

(大连理工大学 精密与特种加工教育部重点实验室, 辽宁 大连 116024)

摘要: 由于往复式机械振动信号的强烈非线性, 对其进行特征提取较为困难. 针对上述现象提出了一种计算信号多分量奇异熵的特征提取方法. 通过局域波法提取出振动信号的基本模式分量, 利用非线性动力学相空间重构理论适当选择嵌入维数与延迟时间, 计算出往复式机械振动信号各基本模式分量的奇异熵值, 提取出故障信息, 并经自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 对故障特征进行分类. 结果表明全部分类正确, 达到了故障诊断的目的.

关键词: 奇异熵; 局域波; 基本模式分量; ANFIS; 故障诊断
中图分类号: TP206 **文献标识码:** A

0 引言

振动检测是机械故障诊断领域比较有效的分析方法. 在实际工作中得到的设备运行状态振动信号往往是离散的时间序列并且表现出较强的非线性. 局域波法是分析瞬态、非平稳信号的有力工具, 它可以把一个多分量信号分解成多个单分量, 每个分量从原始数据中自适应地分离出来, 能够反映数据固有的物理特征, 捕捉到信号变化的主要特征. 应用现代非线性理论对设备的工作状态进行分析, 得到系统变化的状态特征, 可以正确地评价设备的运行状态并进行有效的故障诊断.

本文使用局域波法分解振动信号中的各基本模式分量 (MF), 进而对每个独立分量应用非线性动力学方法进行特征提取以求出各分量的奇异熵, 并使用自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 对故障特征进行分类, 说明该方法的应用过程及可行性.

1 局域波法

1.1 瞬时频率

局域波^[1]分析方法是建立在瞬时频率基础之上的, 一种新的、具有自适应特性的信号分析方法.

设原始信号 $S(t)$ 对应的解析信号为

$$Z(t) = S(t) + jH(t) = A(t)e^{j\theta(t)} \quad (1)$$

其中 $H(t)$ 为 $S(t)$ 的 Hilbert 变换, 即

$$H(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{S(f)}{t-f} df \quad (2)$$

式中: $A(t)$ 为幅值函数; $\theta(t)$ 为相位函数. 由此定义瞬时频率

$$k = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (3)$$

1.2 局域波分解原理^[1]

从上述分析可以看出, 局域波分解建立在瞬时频率的基础上, 把复杂的非平稳信号表示成有限多个基本模式分量.

$$X(t) = \sum_{i=1}^n C_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

式中: $C_i(t)$ 表示信号 $X(t)$ 的基本模式分量; $r_n(t)$ 为剩余分量.

实质上局域波的分解过程相当于一个滤波过程, 它把实际信号从高频单分量分解到低频单分量.

2 系统的奇异熵

由于复杂系统的运行往往表现为强烈的非线性, 应用传统的谱分析方法进行故障诊断时效果不是很理想. 混沌理论与分形动力学为大型复杂非线性系统的故障诊断提供了新的思路.

系统的奇异熵反映了系统的能量及不确定程度, 在故障诊断中, 奇异熵表示了故障的复杂程度.

2.1 相空间重构^[2]

给定一个时间序列 $x = x_n (n = 1, \dots, N)$, 适

当地选择嵌入空间的维数 m 和延迟时间 τ 从而得到动力系统的轨道矩阵

$$\mathbf{X}_i = \begin{pmatrix} x_i & x_{i+\tau} & x_{i+2\tau} & \cdots & x_{i+(m-1)\tau} \end{pmatrix};$$
$$i = 1, 2, \cdots, N - (m - 1)\tau \quad (5)$$

即

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(m-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{N-(m-1)\tau} & x_{N-(m-2)\tau} & \cdots & x_N \end{pmatrix}$$
$$(6)$$

在重构相空间时,嵌入维数和延迟时间的选择是从时间序列中正确抽取动力系统的重要参数.本文中延迟时间和嵌入维数的选择主要参照 Cao 与 Fraser^[3,4]的方法.

2.2 奇异熵^[5]

对动力系统的轨道矩阵 $\mathbf{X}$ 进行主分量提取,从而得到最终的离散动力系统.

令

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \cdot \mathbf{A} \quad (7)$$

其中 $\mathbf{A}$ 为变换矩阵,

则

$$\mathbf{Y}^T = \mathbf{A}^T \mathbf{X}^T \quad (8)$$

求数学期望得

$$E(\mathbf{Y}^T \mathbf{Y}) = \mathbf{A}^T \cdot E(\mathbf{X}^T \mathbf{X}) \cdot \mathbf{A} \quad (9)$$

从而得

$$\mathbf{C}_Y = \mathbf{A}^T \mathbf{C}_X \mathbf{A} \quad (10)$$

其中 $\mathbf{C}_X$ 、 $\mathbf{C}_Y$ 分别为矩阵 $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{Y}$ 的协方差矩阵,存在矩阵 $\mathbf{B}$ 可以使 $\mathbf{C}_Y$ 为对角阵 ($\mathbf{B}$ 即为 $\mathbf{C}_X$ 的特征值所对应的特征向量):

$$\mathbf{C}_Y = \begin{pmatrix} S_1 & & & \mathbf{0} \\ & S_2 & & \\ & & \ddots & \\ \mathbf{0} & & & S_m \end{pmatrix} \quad (11)$$

令 $e_i = \sqrt{S_i}$, 那么系统的奇异熵可以定义为

$$H_S = - \sum_i \log_2 e_i + m \cdot \log_2 \left(\sum_i e_i \right);$$
$$i = 1, 2, \cdots, m \quad (12)$$

2.3 实 例

填料泄漏是低密度聚乙烯 (LDPE) 超高压往复压缩机的常见故障.经长期对某大型石化企业的超高压压缩机进行状态监测,得到了大量的故障信息.某压缩机的具体标准如下: 型号为 12pk/2 形式为对置气缸,转速为 214 r/min,Ⅱ级排出压力分别为 179.6~310.0 MPa.

典型的压缩机填料函由一系列的密封环组成,每个环都是为了阻止或限制气流进入大气或

隔离室.每套填料环分别安装在单独的填料盒槽中.每个密封环紧箍在活塞杆上达到密封作用,同时紧紧贴住与活塞杆轴线成直角的填料盒槽面.密封环可以沿活塞杆自由横向移动,也可在填料盒的沟槽中自由“浮动”.

本文中所测试的压缩机填料部位的结构及振动传感器的布置主要如图 1 所示.该压缩机填料部位主要由两道支撑环、一道减压环和五道铜质密封环组成.减压环可以抵抗气缸中压力的快速增加,限制气体的泄漏,降低压力波向密封环传播的速度并延滞在柱塞的返回行程中从填料环向气缸室的“回流”.五道密封环中,最后两道密封环主要承受缸内压力的稳定部分,前三道密封环主要承受缸内压力的波动部分.出于现场考虑,监测该压缩机振动的传感器放在了紧接触填料函的缸壁外侧,从而得到正常工作与故障填料的振动信息.

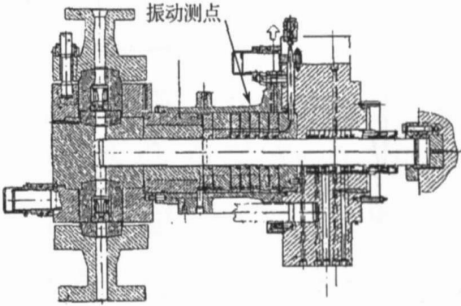


图 1 超高压压缩机的填料结构

Fig. 1 Padding structure of reciprocating compressor

图 2 中给出了 3 种不同类型的超高压压缩机填料部位的振动信号: 正常工作的信号、轻微泄漏的故障信号、严重泄漏的故障信号.

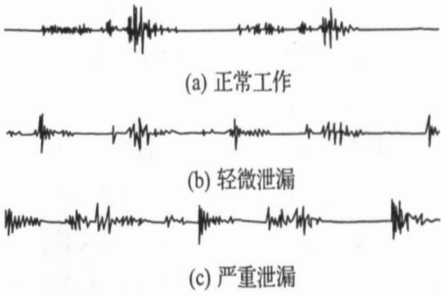


图 2 三种振动信号的时域波形

Fig. 2 Time domain waves of three vibration signals

以正常信号的分量 1 (MF1) 为例,说明系统奇异熵的求出过程.

图 3 为本例正常信号局域波分解后的各分量波形,各分量从高频到低频排列.

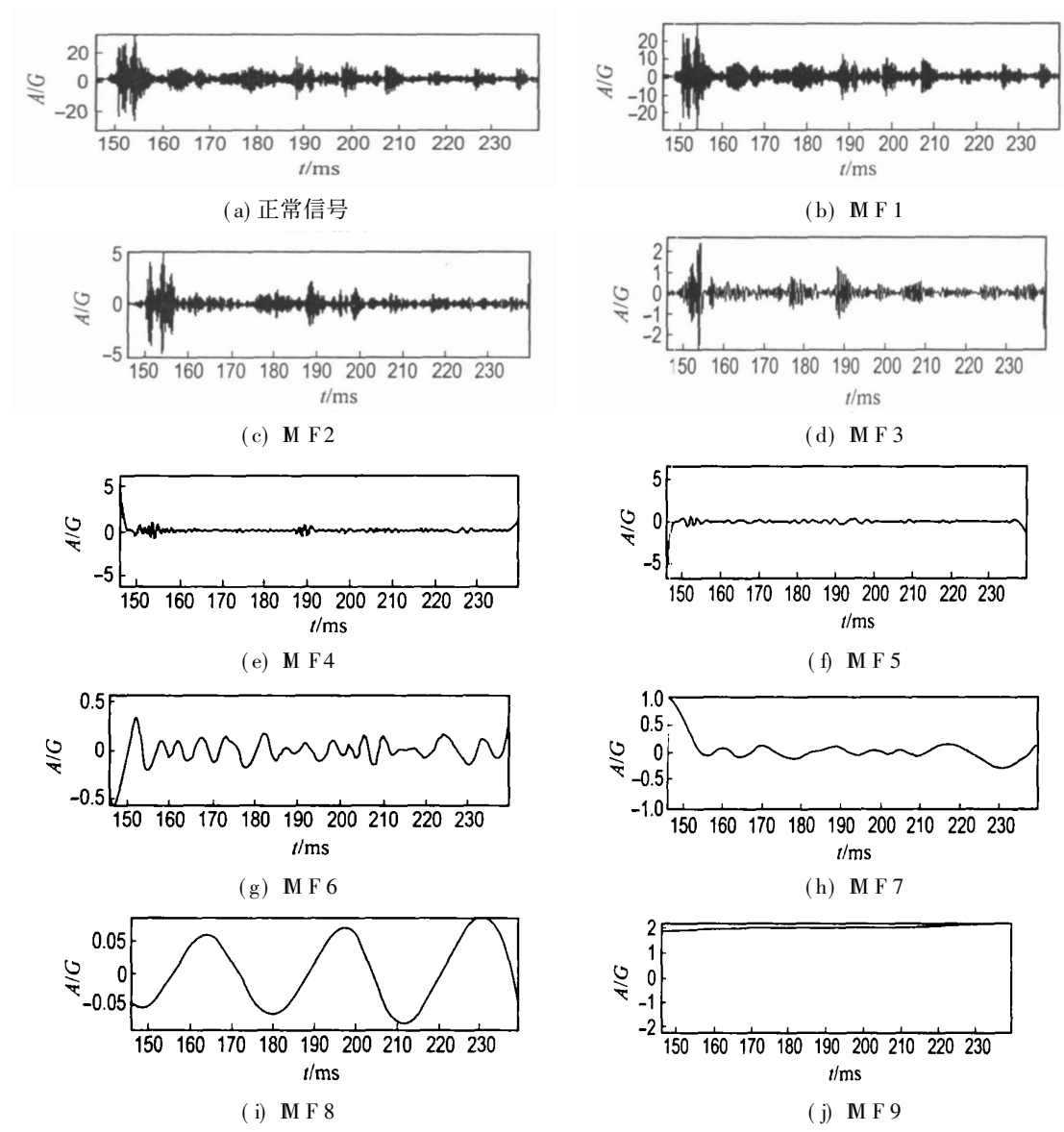


图 3 局域波分解后的各分量

Fig. 3 Local wave decomposition

以 MF1 为例,通过 Fraser^[4]的方法可以求出最佳时间延迟。

由图 4 可知交互信息 (I) 的第一个极小值点对应的最小延迟时间 (t_l) 为 1 因此时间延迟选为 1 (交互信息为量纲一参数,具体参见文献 [3 4])。

通过 Cao 的方法^[3]可以求出嵌入维数 D 。

由图 5 可知嵌入维数为 4 时曲线的纵坐标值变化缓慢,所以嵌入维数选择 4 (纵坐标 $E_1(d)$ 为一个比值,具体参见文献 [6])。

至此,即可根据式 (7) ~ (12) 计算出分解后各分量的奇异熵。由于分量 6 以后各分量幅值较

小,从减小数据量的角度出发只取前 6 个分量进行奇异熵计算。表 1 只列出了 6 组计算后的数据。

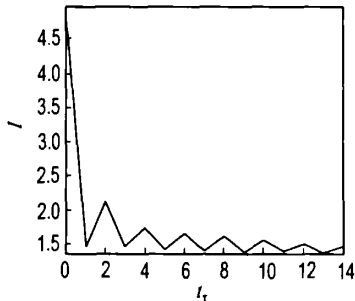


图 4 延迟时间

Fig. 4 Time lag figure

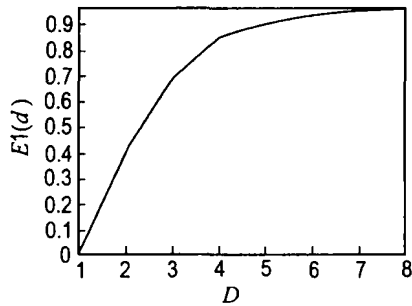


图 5 嵌入维数
Fig 5 Dimension figure

局域波法的分解过程也可以看成一个自适应的滤波过程,分解出来的 MF 按从高频到低频

分布,表 1 中 6 个 MF 的奇异熵的物理意义为这 6 个分解出来的从高频到低频的分量在相空间内的混乱程度. 由于往复式压缩机的填料主要起到密封缸内高压气体的作用,其填料环为铜质且同柱塞之间紧密接触,正常情况下其振动信号频带较宽,能量较大,体现在奇异熵上时应为熵值较大. 轻微磨损时,活塞与柱塞之间已经有一段缝隙,虽有一定泄漏但总体能量不大,所以总体的熵值较小. 严重泄漏时,虽填料与柱塞之间缝隙较大,但缸内高压气体从填料环与柱塞之间缝隙漏出使振动信号的高频成分增加,能量增大,所以奇异熵相对轻微泄漏时有所增大.

表 1 延时重构后计算出的奇异熵值
Tab 1 Calculated singular entropy of MFs after time-lag reconstruction

工况	MF1	MF2	MF3	MF4	MF5	MF6	类型
正常	- 3 53	4 42	10 93	17 18	22 55	28 61	1
	- 3 49	4 36	10 84	17 08	22 54	28 71	1
轻微	- 3 96	1 74	7 21	11 52	14 92	19 28	2
	- 3 90	1 71	7 24	11 72	14 90	20 00	2
严重	- 3 67	2 63	6 74	11 99	16 71	23 31	3
	- 3 67	2 65	6 69	12 02	17 14	23 58	3

3 使用 ANFIS 进行分类

模糊神经网络集成了模糊逻辑和神经网络的优点,它不仅能处理模糊信息,进行模糊推理,而且能够自学习、平行运算并可以逼近到任何映射. 本章使用自适应神经模糊推理系统 (ANFIS)^[7] 对从振动信号中分解出的各分量进行分类,并同 BP 网络进行对比.

3.1 ANFIS 简介

ANFIS 是一个多输入单输出系统. 该系统有着与一般神经网络相类似的拓扑结构. ANFIS 中的运算包括模糊化和反模糊化,模糊操作由系统中的节点执行. 具有 2 个输入的一阶 Sugeno-type ANFIS 如图 6 所示.

ANFIS 系统中使用反向误差传播和最小二乘法估计的混合算法来调整参数从而逼近输入和输出之间的继承关系. 每次训练结束后假设参数就已经确定,逻辑参数则由最小二乘法估计. 而后由输出误差的反向传播确定逻辑参数,假定参数则由梯度下降法改进.

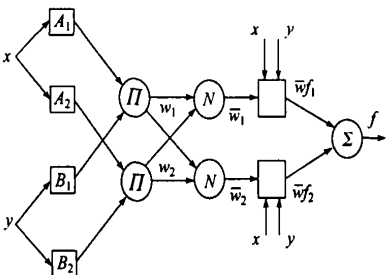


图 6 具有 2 个输入的 ANFIS 结构
Fig 6 Two input structure of ANFIS

3.2 使用 ANFIS 分类

使用 ANFIS 对求出的 30 组数据进行训练,然后使用 3 组数据进行检验. 隶属度函数选择钟形函数,经 227 次迭代之后 E_{ms} 达到 0.000 837. ANFIS 与 BP 网络的输出结果如表 2 所示,迭代对比见图 7

表 2 ANFIS 与 BP 网络输出对比
Tab 2 Output comparison of ANFIS and BP network

ANFIS 输出	BP 网络输出	类型
1 000 609	1 237 158	1
2 122 425	2 847 625	2
2 999 212	3 693 727	3

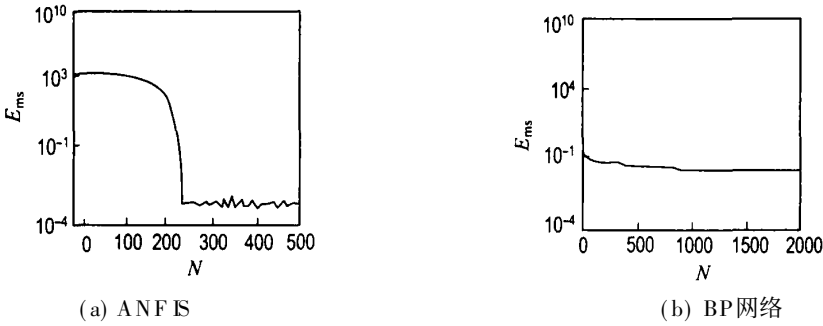


图 7 ANFIS 与 BP 网络的迭代对比

Fig. 7 Iteration results of ANFIS and BP network

从以上图表可以看出, ANFIS 的诊断精度要高于 BP 网络, 从而说明使用 ANFIS 进行故障分类是完全可行的.

4 结 论

本文提出了集成局域波法、非线性动力学与模糊神经网络的故障诊断方法. 经实际数据检验, 该方法对往复式机械的故障诊断行之有效.

参考文献:

[1] 马孝江, 余泊, 张志新, 等. 一种新的时频分析方法—局域波法 [J] 振动工程学报, 2000 13(S): 219-224
[2] HOLGER K, THOMAS S Nonlinear Time Series

Analysis [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000
[3] CAO L Y. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series [J] Physica D, 1977 110 43-50
[4] FRASER A M, SWINNEY H L. Independent coordinates for strange attractors from mutual information [J] Phys Rev A, 1986 33 1134-40
[5] 徐章遂, 房立青, 王希武, 等. 故障信息诊断原理及应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2000
[6] STANE K, MATJAZ P. Detecting chaos from a time series [J] Eur J Phys 2005 26 205-215
[7] ROBERT B, HENK V. Neuro-fuzzy methods for nonlinear system identification [J] Ann Rev in Control 2003 27 73-85

Classification of reciprocating compressor faults based on multi-component singular entropy

YUAN Yu*, MA Xiao-jiang

(Key Lab of Preci & Non-tradit Mach Technol of Minist of Edu, Dalian Univ. of Technol, Dalian 116024, China)

Abstract Condition monitoring of reciprocating machines through the analysis of their vibrations is recognized to be a difficult issue, essentially because of the strong nonlinearity of the vibration signals. A new extracting method of multi-component singular entropy is put forward to solve this problem. Local wave method is combined with singular entropy to extract the features from the intrinsic mode function (MF) of the vibration signals of reciprocating machines. Dimensions and time lags are given by reconstruction theory of nonlinear dynamics. And the features will be used as the input of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) to classify and recognize the fault mode. The fault results are classified correctly. The conclusion shows that this method is feasible.

Key words singular entropy; local wave; MF; ANFIS; fault diagnosis