

基于主元分析与动态时间弯曲的故障诊断方法及应用研究

邱立鹏, 姚海妮, 王 珍, 陈建国, 杨 铎

(大连大学 机械工程学院, 大连 116622)

摘要: 轴承是工程实际中常用而又极易损坏的部件, 特别是对其早期微弱响应的辨识, 具有重要的社会价值和意义; 为提高运转轴承的安全可靠性和可维护性, 提出了基于主元分析与动态时间弯曲距离的故障诊断方法, 它可以准确对早期微弱动态响应辨识、诊断; 该方法首先将典型故障样本信号与待测信号小波去噪并 EMD 分解, 并对若干固有模式分量主元分析求取主元, 然后对主元分量进行分析, 获得相关特征值组成特征向量, 计算待测信号与已知故障样本信号特征向量的弯曲距离, 弯曲距离越小表明两信号越相似, 从而辨识故障; 此外, 还可将其应用于转子、碰磨、齿轮故障诊断中, 工程应用实例表明该方法可以准确故障分类, 高效故障诊断。

关键词: EMD; PCA; 动态时间弯曲; 故障诊断; 相似性度量

Fault Diagnosis Method and Applied Research Based on Principal Component Analysis and Dynamic Time Warping

Qiu Lipeng, Yao Haini, Wang Zhen, Chen Jianguo, Yang Duo

(College of Mechanical Engineering, University of Dalian, Dalian 116622, China)

Abstract: Bearings are often used in engineering practice but it is easily damaged. Especially identification of their weak response in the early, which has important value and significance. To improve safety reliability and maintainability of the operation bearing, proposed fault diagnosis method and applied research based on principal component analysis and dynamic time warping. It can accurate identify the dynamic response of the early weak and diagnosis. First, fault samples and measured signals were de-noised by wavelet then, they were EMD decomposed. Several IMF components were striked to PCA. And all PCA components were analyzed to obtain the relevant eigenvectors composed by eigenvalues. Calculated the Dynamic Time Warping of eigenvectors that signals being measured between the known sample signals of fault feature vectors. In terms of the two signals, the smaller the distance, the more similar. Moreover, The method can also be applied to the fault diagnosis of rotor, rubbing and gear. Application examples of engineering show that this method can accurate classify faults, efficient troubleshooting.

Keywords: empirical mode decomposition (EMD); mutual Information; principal component analysis (PCA); dynamic time warping (DTW); Fault diagnosis; similarity measure

0 引言

动态时间弯曲是一种相似性搜索算法, 通过测度两组时间序列之间的相似性参数, 得到一组动态时间弯曲路径集。EMD (empirical mode decomposition) 是一种数据特征提取判断的方法, 通过 EMD 分解得到多组 IMF (intrinsic mode function), 然后用 PCA (principal component analysis) 主元分析提取数据主要特征。针对工程实际, 把动态时间弯曲与 EMD、PCA 方法结合在一起, 利用 EMD PCA 进行故障特征提取, 动态时间弯曲进行模式识别, 达到故障检测和诊断的目的。

目前广泛应用于非平稳信号分析的窗口傅里叶变换, 小波变换也都是以傅里叶变换为基础, 在非平稳信号分析及故障特

征提取领域中存在不足。近年来, 对机理复杂机械设备的故障诊断提出了更高、更新的要求。文献 [1] 提出 EMD 能量熵支持向量机故障诊断方法, 由于背景噪声对信号的干扰和支持向量机核函数构造及惩罚因子设置的准确率问题, 该方法并不很理想。欧氏距离能有效地实现原时间序列的相似性度量, 但是它对异常数据点极其敏感, 并且只能度量等长时间序列。而动态时间弯曲方法可以对不等长时间序列进行弯曲度量, 而且对数据异常点具有鲁棒性。本文首次将其应用于故障诊断中, 根据各分量与样本特征值时间序列弯曲路径最小, 相似度越大的原则找到各种故障的最优弯曲路径, 进而对待测信号分类, 应用实例结果表明该方法具有很大优越性。

1 基本原理

1.1 EMD

EMD 分解是把信号分解成多个能表示模糊频带及顺时频率双重信息的 IMF 分量。固有模式分量的两零点间每一个波动周期中只有一个单调的波动模式, 无其他叠加波。

1.2 PCA

PCA 主元分析是一种线性的变换方法, 它建立在最小均方误差基础上。其核心是通过特定的正交矩阵把信号正交变

收稿日期: 2015-08-02; 修回日期: 2015-08-31。

基金项目: 国家自然科学基金(51405053); 辽宁省教育厅一般项目(L2012446)。

作者简介: 邱立鹏(1973-), 男, 辽宁大连人, 博士, 主要从事实时可持续集成方向的研究。

王 珍(1971-), 男, 辽宁大连人, 博士后, 教授, 主要从事噪声振动与控制方向的研究。

换, 从而获得相互正交的对角主成分矩阵。

1.3 动态时间弯曲

假设两个时间序列 C 和 Q , 数据长度分别为 m 和 n , 并且:

$$C = c_1, c_2, \dots, c_m, Q = q_1, q_2, \dots, q_n \quad (1)$$

为了能够把两个时间序列对准, 通过动态时间弯曲, 假设一个距离相异矩阵。

D 为 m 行 n 列矩阵:

$$D = \begin{bmatrix} d(q_1, c_m) & \dots & d(q_m, c_m) \\ \dots & \dots & \dots \\ d(q_1, c_1) & \dots & d(q_n, c_1) \end{bmatrix} \quad (2)$$

矩阵中元素 $d(q_i, c_j)$ 为不同时间序列数据对象之间点的欧几里德距离的值 $d(q_i, c_j) = (q_i - c_j)^2$, 把它看成对象 q 与对象 c 之间的互异性的量化表示。若对象 q 和 c 越相似、越接近, 其值就越接近 0; 若两个对象越不相似, 其值就会越大。

有两个互异时间序列的距离矩阵, 时间序列间相异性关系的一组连续的矩阵元素集合 $W = \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k \dots, \omega_k$ 就是弯曲路径。求动态时间弯曲的目标是要使弯曲路径总长度最小(即二者相似性最大), 定义为

$$DTW(Q, C) = \min \left[\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \omega_i \right] \quad (3)$$

当点 (i, j) 在最优路径上, 从点 $(1, 1)$ 到 (i, j) 的子路径也即为局部最优解, 从点 $(1, 1)$ 到点 (n, m) 的最优路径是由时间起始点 $(1, 1)$ 到终点 (n, m) 之间通过递归搜索法获得的局部最优解。即为:

$$\begin{aligned} S(1, 1) &= d(q_1, c_1), \\ S &= d(q_i, c_j) + \min\{S(i-1, j), S(i-1, j-1), \\ & \quad S(i, j-1)\} \end{aligned} \quad (4)$$

最后序列弯曲路径最小的累加值是 $S(n, m)$ 。由 $S(n, m)$ 开始沿着弯曲路径按照最小累加值倒退, 回到起始点 $S(1, 1)$ 时便可找到整个弯曲路径, 如图 1 所示。

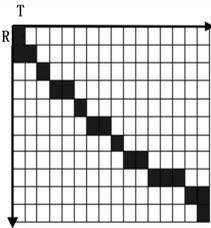


图 1 动态弯曲路径示意图

2 方法流程

为了提高信号的信噪比, 先将信号小波去噪, 将去噪后的 4 组待测样本和 4 组参考样本 EMD 分解后 PCA 求主元, 将参考样本分量和待测样本分量分别求取时域、频域特征值组成特征向量作为统计量, 将参考样本主元分量与待测样本主元分量特征向量每两组求取弯曲距离如图 1, 找到与参考样本特征向量弯曲距离最短(最优弯曲距离)的待测信号即为同类故障, 整个方法利用 Matlab 软件实现, 求得待测分量与已知故障的典型样本分量的时域和频域弯曲距离, 共 32 组如表 3 表 4 所示。综合实现对故障分类, 方法实现如图 2 所示。

3 应用实例

待测信号与样本信号采自型号为 6203-2RS JEM SKF,

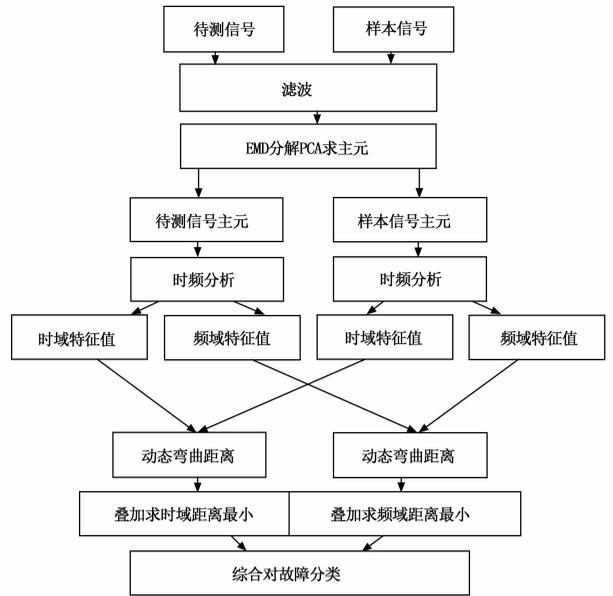


图 2 方法实现

深沟球滚动轴承, 采样频率为 12 kHz, 分析点数为 2048。将该轴承的已知故障信号作为参考样本。首先将 4 组故障样本信号与 4 组待测信号小波去噪并 EMD 分解, 对得到的固有模态分量主元分析, 获得一系列特征值组成特征向量, 计算每一组待测信号与已知故障样本信号特征向量的弯曲距离, 弯曲距离最小的两组信号即为同类信号。

3.1 EMD 分解, PCA 求取主元

将滤波后的待测信号 EMD 分解, 得到各模式分量, 如图 3 所示。

对各模式分量 PCA 求主元, 并求特征参数如表 2 所示, 由待测信号各主元时域、频域特征参数可知, 前 2 个主元信号能量较高, 包含了信号主要特征, 所以待测信号主元分量为 PCA1、PCA2。如图 4 所示。

表 1 参考信号特征参数统计

时域特征	PCA1	PCA2
峰值	0.35	0.28
峭度值	9.416	5.475
均方根	0.023	0.015
能量熵	0.22	0.05
信息熵	0.25	0.193

表 2 待测信号特征参数统计

时域特征	PCA1	PCA2
峰值	0.12	0.068
峭度值	7.869	6.157
均方根	0.01	0.011
能量熵	0.13	0.065
信息熵	0.16	0.10

3.2 求弯曲距离

以求时域弯曲距离为例, 计算如下:

按照 PCA 主元分析, 取 PCA1 和 PCA2 为主元信号, 将待测信号与参考信号主元分别置于二维坐标的两轴即:

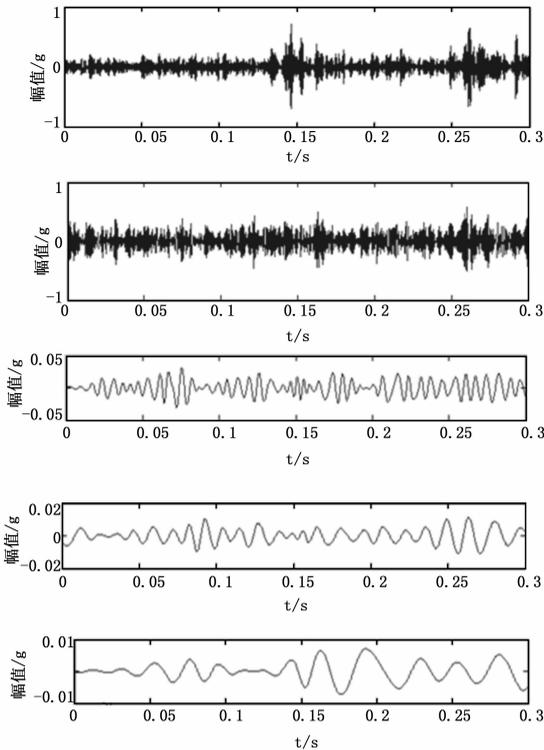


图 3 滤波后 EMD 分解曲线

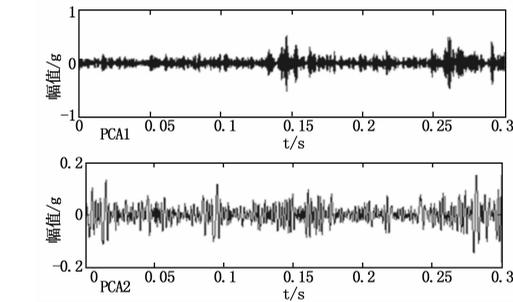


图 4 待测信号 PCA 主元曲线

$$C = [0.35, 9.416, 0.023, 0.28, 5.475, 0.015]$$

$$Q = [0.35, 9.416, 0.023, 0.28, 5.475, 0.015]$$

C 与 Q 形成 6 组对应向量, 即 $k = 6$

$$P_1 = d(q_1, c_1) = \sqrt{(q_1 - c_1)^2} = \sqrt{(0.35 - 0.12)^2}$$

$$P_2 = d(q_2, c_2) = \sqrt{(q_2 - c_2)^2} = \sqrt{(9.416 - 7.869)^2} \dots$$

$$P_6 = d(q_6, c_6) = \sqrt{(q_6 - c_6)^2} = \sqrt{(0.015 - 0.011)^2}$$

弯曲路径:

$$S(1,1) = d(0.35, 0.12)$$

$$S = d(9.416, 7.869) + \min\{s(1,2), s(1,1), s(2,1)\} \dots$$

$$S = d(0.015, 0.011) + \min\{s(5,6), s(5,5), s(6,5)\}$$

$$DTW_1(Q, C) = \left[\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i \right] =$$

$$\left[\frac{1}{6} (0.0529 + 1.393 + \dots + 0.000016) \right] = 0.473 \dots$$

$$DTW(Q, C) = \min \left[\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i \right] =$$

$$[0.473, 0.976, 0.52, 0.329, 0.578, 0.132]$$

$$v = DTW(Q, C) = 0.132$$

即待测信号与该组参考信号的时域最短距离为 0.132, 同理可求待测信号与其它组参考信号的时域弯曲距离找到最短时域弯曲距离。将四组待测信号与四组参考信号两两求时域弯曲距离、频域弯曲距离如表 3。

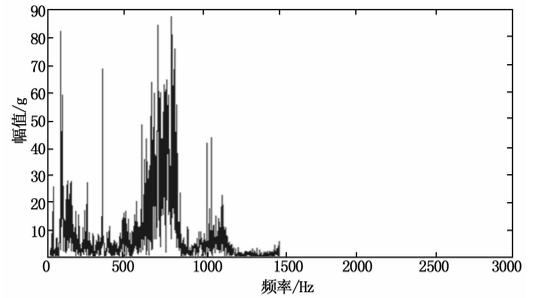


图 5 待测信号频域曲线

表 3 待测信号与参考样本的弯曲距离

参考	待测				最短时间弯曲 距离(最优路径)
	A	B	C	D	
外圈故障 A1	0.132	1.012	1.432	0.191	0.132
内圈故障 B2	1.196	1.576	1.533	0.097	0.097
滚动体 C3	1.075	0.431	0.107	1.732	0.107
正常 D4	0.944	0.029	1.208	2.012	0.029

由表 3 待测信号与参考信号动态弯曲距离可以看出 A 与 A1、B2、C3、D4 的弯曲距离相比 A 与 A1 弯曲距离为最小, 可确定 A 与 A1 最相似, 为外圈故障, 同理可知 B 与 D4 最相似判定为正常, C 与 C3 最相似, 判定为滚动体故障, D 与 B2 的动态弯曲距离最小, 可以断定 D 与 B2 最相似, 判定 D 为内圈故障。

4 结束语

本文首次将动态时间弯曲方法应用到故障诊断中, 通过动态时间弯曲空间距离度量的方法, 对待诊断信号模式匹配。以轴承故障诊断为应用实例, 结果表明, 该方法不仅具有良好的相似性度量质量, 而且时间效率也得到了较大改善, 提高了时间序列数据挖掘中相应算法的性能。将动态时间弯曲距离与 EMD PCA 方法结合, 充分发挥了各自优势, 特征提取更准确, 减少了模式识别的困难, 通过对待测信号和样本信号进行匹配结果发现, 该方法能够准确、及时地检测和诊断机械设备工作过程中发生的故障, 对于理论分析和工程应用都具有重要的意义, 体现了计算机软件测量在工程实际的发挥的不可或缺的作用, 该方法的提出对其它机理复杂机械系统的故障诊断、分类、识别及测控仪器设备研发的也具有一定的参考价值。

参考文献:

[1] 张超, 陈建军, 郭迅. 基于 EMD 能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2010, 29 (10): 216-220.
 [2] 张清华, 邵龙秋, 李红芳, 等. 基于无量纲指标的旋转机械并发故障诊断技术 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2009, 8 (37): 156-159.

(下转第 104 页)

指定的超时时间内没有任何该事件结构所定义的其他事件发生时，触发 Timeout 事件^[10]。整个自动控制是一个连续过程，采用 While 结构实现程序多次循环运行。并且对一些反馈信息进行提取，亮度计数器会反馈照明调光+/-点击的次数，对应照明的亮度变化，程序默认光源开启为最亮状态，即数值为 128 时为最亮，随着点击照明调光-，滑动杆左移直至最暗数值为 0。为避免程序运行故障，保证计算机顺利运行程序，添加一个时间等待，设置等待 100 Ms 运行下一循环。

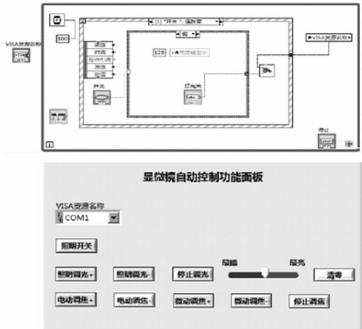


图 5 自动控制前面板设计

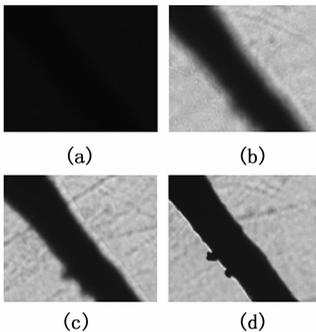


图 5 系统测试图像变化过程

3 系统测试

本文对自动控制程序进行验证，以向日葵根系为例。利用图像采集模块成像，上位机呈现未经过调焦的图像如图 5 (a) 所示。运行自动控制程序，点击前面板按钮。第一步调节照明亮度，点击“照明调光+”按钮（若光源过亮则点击“照明调光-”），LED 灯光亮度会不断增强，直到图像视野达到合适亮度停止调光，如图 5 (b) 所示；第二步焦距粗调，点击“电动调焦+”按钮，增加物镜焦距，直到视野能够呈现接近清晰的图像，如图 5 (c) 所示；然后进行焦距微调，点击前面板“电动调焦+”按钮，使物镜焦距经微调，直至视野呈

现清晰图像，如图 5 (d) 所示。若焦距过大则点击“电动调焦-”、“微调调焦-”按钮减小焦距，获取清晰图像。经验证，本自动控制设计可实现图像采集过程中清晰图像的获取。变化过程如图 6 所示。

4 总结

本文实现了 LabVIEW 与单片机的串口通信，并结合外围电路实现了显微镜的自动控制。通过 LabVIEW 虚拟仪器平台编写程序，解决了整个系统开发工作量大、周期长、成本高的缺点，使得系统更加的简化、后期更改维护更加的方便，并且具有极高的可移植性。使采集图像时显微镜调焦控制较传统操作更加简便，成像更加清晰，为水稻稻瘟病的预警研究打下坚实的基础。

参考文献:

[1] 李小龙, 马占鸿, 孙振宇, 等. 基于图像处理的小麦条锈病菌夏孢子模拟捕捉的自动计数 [J]. 农业工程学报, 2012, 29 (2): 199 - 206.

[2] 苗振魁, 王庆有, 刘诗荣. 自动显微图像处理系统的研制 [J]. 光学技术, 1997, (1): 43 - 45.

[3] 宁慧英. 基于光电传感器的智能小车自动寻迹控制系统 [J]. 仪表技术与传感器, 2012, 1 (1): 108 - 109.

[4] 曾素琼, 黄华杰. 基于单片机和 LabVIEW 的无线火灾检测系统设计 [J]. 计算机测量和控制, 2015, 23 (1): 43 - 45.

[5] Muhammed F. Rahman, Aun - Neow Poo. An Application Oriented Test Procedure for Designing Microstepping Step Motor Controllers [J]. IEEE Transactions On Industrial Electronics, 1998, 35 (4): 542 - 546.

[6] 周黎, 杨世洪, 高晓东. 步进电机控制系统建模及运行曲线仿真 [J]. 电机与控制学报, 2011, 15 (1): 20 - 25.

[7] 赵立辉, 霍春宝. 基于 FPGA 的步进电机多轴联动控制系统 [J]. 电机与控制应用, 2013, 40 (11): 42 - 45.

[8] 王鹏, 赵彦玲, 刘献礼, 等. 基于 Labview 的机器视觉系统开发与应用 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2014, 9 (5): 84 - 87.

[9] 汪旭莹, 邓卫燕, 张飞, 等. 红外球形摄像机补光系统的设计与实现 [J]. 电子技术应用, 2015, 41 (1): 36 - 38.

[10] 陈锡辉, 张银鸿. LabView8.20 程序设计从入门到精通 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.

[11] 蓝伟威, 符蓉. 基于 LabVIEW 的荣光光纤传感器的信号处理系统 [J]. 仪表技术与传感器, 2014 (5): 1 - 4.

[12] 马草原, 郭双强, 李国欣. 基于 LAB VIEW 的串口调试与数据分析 [J]. 工矿自动化, 2005 (5): 74 - 76.

[13] 刘小丽, 张晓光. 基于 LabVIEW 的 S7 - 300 与 PC 机的串口通信 [J]. 仪表技术与传感器, 2011 (5): 100 - 102.

[14] 刘建河, 赵玉丹, 张玉强. 基于 labVIEW 串口通信的电机控制技术 [J]. 制造业自动化, 2013, 35 (11): 135 - 137.

(上接第 94 页)

[3] 曹冲锋, 杨世锡. 一种抑制 EMD 端点效应新方法及其在信号特征提取的应用 [J]. 振动工程学报, 2008, 21 (6): 588 - 593.

[4] 王珍, 郭方, 江亲瑜. EMD 的 LabVIEW 实现及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 噪声与振动控制, 2009, 8 (4): 54 - 57.

[5] 王皓, 周峰. 基于小波包和 BP 神经网络的风机齿轮箱故障诊断 [J]. 噪声与振动控制, 2015, 35 (2): 154 - 159.

[6] 郑连清, 郑艳秋. 基于经验模式分解与人工神经网络的短期电力

负荷预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37 (23): 66 - 69.

[7] 王亚辉, 贾晨辉, 赵仁鹏. 基于分解机制的多目标蝙蝠算法 [J]. 农业机械学报, 2015, 46 (4): 316 - 324.

[8] 汤跃, 黄志攀, 汤玲迪, 等. 基于 LabVIEW 的离心泵闭环恒压控制特性试验 [J]. 农业机械学报, 2013, 44 (3): 59 - 63.

[9] 马继昌, 司景萍, 牛嘉骅, 等. 基于自适应模糊神经网络的发动机故障诊断 [J]. 噪声与振动控制, 2015, 35 (2): 165 - 169.

[10] 李海林, 郭崇慧. 时间序列数据挖掘中特征表示与相似性度量研究综述 [J]. 计算机应用研究, 2013, 30 (5): 1285 - 1291.