

# 基于 ESMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断

王振华 杜宇波

(陕西理工大学 机械工程学院, 汉中 723001)

**摘 要:** 针对轴承诊断典型样本较少的问题, 提出一种基于极点对称模态分解 (ESMD) 和支持向量机 (SVM) 的滚动轴承故障诊断方法。其对信号进行 ESMD 分解, 提取含主要故障信息的 IMF 能量值进行归一化处理, 构成能量特征向量并建立 SVM, 即可准确判断轴承的工作状态。工程实例分析表明, 该方法诊断准确率较高 (100%), 能够有效应用于轴承的故障诊断。

**关键词:** ESMD SVM 滚动轴承 故障诊断

DOI:10.16107/j.cnki.mmte.2018.0057

特征提取和模式识别是滚动轴承诊断的关键<sup>[1]</sup>。王金良等人提出的极点对称模态分解方法 (ESMD) 避免了 EMD 存在的“过包络”“欠包络”现象, 在多个领域得到了很好的应用<sup>[2-3]</sup>。而在统计学习理论基础上, Vapnik 研发了一种新的模式识别方法: 支持向量机 (SVM), 在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多优势<sup>[1]</sup>。因此, 本文提出一种基于 ESMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法。

## 1 ESMD 方法

ESMD 方法描述如下<sup>[2]</sup>:

- (1) 设非平稳信号  $X$ , 找出  $X$  中所有极大值与极小值, 依次标记为  $S_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ );
- (2) 依次连接  $S_i$ , 并标记相邻各极值点线段中点  $F_i$  ( $i=1, 2, \dots, n-1$ );
- (3) 用线性插值法补充左、右边界中点  $F_0$  与  $F_n$ ;
- (4) 用得到的  $n+1$  个中点构造  $L_1, L_2, \dots, L_q$  ( $q=1, 2, \dots$ ) 多条插值线, 并计算均值:  $L_q = (L_1 + L_2 + \dots + L_q) / q$ ;
- (5) 将剩余部分  $X - L_q$  重复以上操作, 当  $|L_q| \leq \varepsilon$  时 ( $\varepsilon$  是预设容许误差, 一般设  $\varepsilon = 0.001\sigma_0$ ), 或迭代次数达到预设最大值  $K$  时, 分解出第一模态  $M_1$ ;
- (6) 对  $X - M_1$  重复以上操作, 得到  $M_2, M_3, \dots$ , 直到剩余模态  $R$  只剩下不影响分解效果的少数极值点时, 筛选停止;
- (7) 使最大迭代次数  $K$  在预设范围  $[1, K_{\max}]$  内变化并重复以上步骤, 计算方差比率  $v = \sigma / \sigma_0$  (其中  $\sigma$  和  $\sigma_0$  分别为  $X - R$  的相对标准差和轴承故障信号  $X$  的标准差), 找出对应最小方差比率的最大迭代次数  $K_0$ , 重复前六步, 输出最终分解结果。至此, 原始非平稳信号被分解为一系列 IMF 和一个趋势项  $R$ :

$$X = \sum_{j=1}^n M_j + R \quad (1)$$

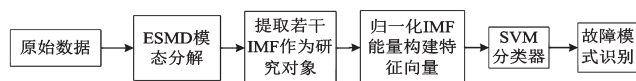


图 1 基于 ESMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断流程

## 2 基于 ESMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断

SVM 是建立在统计学习理论基础上的—种数据模式识别方法, 其根本目的是寻找一个满足模式划分要求的最优分类超平面<sup>[1]</sup>。本文使用的分类机是“1vs1”的多类分类机。

诊断流程如图 1 所示, 具体步骤如下:

(1) 分别拾取轴承正常、内圈故障、滚动体故障和外圈故障状态时的振动信号作为样本数据和测试数据;

(2) 进行 ESMD 分解, 把每种状态下的每个非平稳振动信号  $x(t)$  分解为一系列具有不同特征尺度的固有模态函数 (IMFs), 选择含主要故障信息的前  $n$  个 IMF 分量作为进一步研究分析的对象;

(3) 计算前  $n$  个 IMF 分量的能量:

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |c_i(t)|^2 dt, \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

并构建能量特征向量:  $T = [E_1, E_2, \dots, E_n]$ ;

(4) 为便于后续处理, 对  $T$  进行归一化操作, 设:  $E = \left( \sum_{i=1}^n |E_i|^2 \right)^{1/2}$ , 则  $T' = [E_1/E, E_2/E, \dots, E_n/E]$ ,  $T'$  可作为特征向量输入支持向量机;

(5) 将  $T'$  输入支持向量机进行训练, 建立由 4 个支持向量机 (SVM1、SVM2、SVM3、SVM4) 组成的多故障分类器;

(6) 将测试数据仿照步骤 (2) 至 (4) 形成特征向量  $T'$  输入 SVM, 则滚动轴承的工作状态和故障类型可由 SVM 的输出确定。

## 3 工程实例

笔者选取美国西储大学 (CWRU) 轴承数据进行验证, 随机选取采样频率为 12kHz 的滚动轴承风端正常、内圈故障、滚动体故障和外圈故障 4 种类型故障信号共 80 组, 每组采样 0.25s。每种类型的信号中选取 15 组作为训练样本, 其余 5 组作为测试样本。通过对比分析, 采用线性核函数取得了满意的分类效果。首先, 对训练样本进行 ESMD 分解, 选取前 4 个固有模态函数求取能量分布, 进行归一化处理作为能量特征向量, 其中构建的内圈特征向量如表 1 所示, 并输入 SVM 进行训练。将每种故障类型的剩余几组测试样本按相同方法计算出各自的特征向量, 输入已经过训练的 SVM, 识别结果如表 2 所示。由表 2 可知, 先进行 ESMD 分解再采用支持向量机进行故障模式训练和测试样本数据诊断的方法, 故障预测准确率达 100%。本文每种故障都只选取了 15 组故障数据进行处理, 属于小样本事件, 但仍对应较高的识别率。而采用 ESMD 分解和 BP 神经网络结合进行故障诊断时, 出现了样本错分情况, (下转第 124 页)

温度降低,减轻工艺系统的热变形,有助于及时排出切屑,避免划伤、堵塞已加工表面。

#### 1.6 防止工艺系统的受力、受热变形的产生

加工过程中,工艺系统会在夹紧力、切削力等外力作用下发生变形,破坏相互位置的准确性,从而产生加工误差,要通过相应措施避免变形的产生。①改善工艺系统刚度;②合理布置夹紧力点;③改善工件结构状态,防止毛坯的复映误差和切削后应力重新分布而产生的应力变形;④采取适当的工艺措施,进行变形补偿;⑤保切削液流量,控制局部温升,保持工艺系统的受热均衡。

#### 2 加工实例分析

加工产品油锯曲箱时,由于毛坯材料为铝合金,材质偏软,且加工切屑颗粒较小,切削液过滤不够彻底,加工后的箱体平面度和粗糙度始终达不到设计要求,即左、右箱体的平面度 0.04,而实际加工结果为平面度 0.2 左右。根据这一结果,首先分析产生平面度超差的主要原因:①检查盘铣刀的选用是否正确;②工装的工艺系统是否存在问题,是否存在压紧变形的现象;③切削液是否正确选用;④切削用量是否选择正确等。

通过分析认为,首先要用前角、后角较大的盘铣刀增加刀具的锋利程度,减少切削阻力;其次,气动工装压紧点的压紧力需要保持一致,查看是否压紧力过大。实际测量工件的三个压紧点的实际厚度为 6mm、5mm、8mm,而工装在压紧与支承点的相对距离分别为 2mm、0mm、2mm。

可见,三个压紧点的压紧力存在力量不均匀、压紧力过大的现象。由于气动工装是由气缸与相应的杠杆相结合而实现工件的压紧,所以通过调整气缸和杠杆的调整螺栓来调整实际的压紧点距离,使三个压紧点压紧后的实际尺寸为 4mm、3mm、6mm,使压板与工件压紧点的实际压缩距离为 2mm,尽量减少压紧变形。同时,检查切削液的浓度,切削液浓度应为 3%~5%。调整切削参数,φ80 盘铣刀的转速调整为 4000 转/min,进给调整为 800mm/min。由于 φ80 盘铣刀为六刃,所以分担到每个刀齿上的切削量为 0.033mm,减少了每个刀齿的切削量,从而减少切削阻力产生的变形。

#### 3 结语

通过以上措施,箱体加工后的平面度达到了工艺要求,实际检测为平面度 0.03,同时工件表面粗糙度也有所改善,增加了左右箱体的密封性能。

### A Brief Discussion on the Guarantee of the Machining Precision of the Crankcase of Light Engine

ZHANG Jianming

(Jiangsu Taizhou technician college, Taizhou 225312)

**Abstract:** This paper introduces the problems in the process of light engine crankcase machining, improves and improves the design accuracy of the box, reflects the design concept, and proposes solutions to meet the needs of market competition.

**Key words:** crankcase, machining accuracy, error

(上接第 122 页)诊断准确率只有 80%,充分说明了本文方法具有一定优势。

表 1 特征向量

状态	序号	特征向量			
		$E_1/E$	$E_2/E$	$E_3/E$	$E_4/E$
内圈故障	1	0.715	0.661	0.221	0.037
	2	0.622	0.743	0.238	0.063
	3	0.755	0.615	0.220	0.033
	4	0.958	0.270	0.080	0.027
	5	0.625	0.740	0.232	0.083

表 2 识别结果

编号	状态	识别率/%
1~5	正常运转	100
6~10	内圈故障	100
11~15	滚动体故障	100
16~20	外圈故障	100

#### 4 结语

本文采用 ESMD 对轴承信号进行分解,选取相关系数较高的 IMF 分量求取能量分布并归一化处理,将其作为支持向量机输入构建多故障分类器特征向量。然后,采用故障测试数据对训练好的支持向量机进行测试,预测结果与实际情况完全一致(100%),且比 ESMD 和 BP 神经网络结合的故障诊断准确率更高(80%)。

#### 参考文献

- [1] 杨宇. 基于 EMD 和支持向量机的旋转机械故障诊断方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2005: 122-124.
- [2] WANG Jinliang, LI Zongjun. Extreme-point Symmetric Mode Decomposition Method for Data Analysis[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2013, 30(6): 165-168.
- [3] 张淑清, 徐剑涛, 姜安琦, 等. 基于极点对称模态分解和概率神经网络的轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2017, 28(4): 425-431.

### Roller Bearing Fault Diagnosis Based on ESMD and SVM

WANG Zhenhua, DU Yubo

(School of Mechanical Engineering, Shaanxi Polytechnic University, Hanzhong 723001)

**Abstract:** Aiming at the problem of few typical samples for bearing diagnosis, a fault diagnosis method of rolling bearing based on pole symmetric modal decomposition (ESMD) and support vector machine (SVM) is proposed in this paper. The ESMD decomposition of the signal, extract the IMF information containing the main fault information normalized to form the energy feature vector and the establishment of SVM, you can accurately determine the working status of the bearing. The engineering case analysis shows that this method has high diagnostic accuracy (100%) and can be effectively applied to bearing fault diagnosis.

**Key words:** ESMD, SVM, rolling bearing, fault diagnosis