

基于四轴联动的立铣刀故障诊断方法优化

田小静

西安航空职业技术学院

摘要: 针对数控机床上的刀具磨损问题,为了有效检测刀具磨损状态,提出了基于 EMD 和 SVM 相结合的刀具故障检测方法。通过设备采集磨损的刀具信号并加以处理,然后利用经验模态分解(EMD)方法分解后再进行信号重组,得出若干个模态函数(IMF);经标量化处理得出特征向量后,利用支持向量机(SVM)方法完成刀具故障检测。结果表明,该方法能很好地检测出刀具磨损状态,验证了方法的可行性。

关键词: EMD;SVM;模态函数(IMF);支持向量机

中图分类号: TG54;TH161

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1000-7008.2019.02.033

Optimization of Tool Fault Diagnosis Method for Vertical Milling Tool Based on Four-axis End Milling Cutter

Tian Xiaojing

Abstract: In order to detect the state of tool wear effectively, a tool fault detection method based on EMD and SVM is proposed to solve the problem of tool failure NC machine tools. Through tool signal acquisition, by equipment and signal noising, decomposition and synthesis, a number of modal functions(IMF) are obtained. And by scalar quantization processing to obtain the eigenvector, the tool fault detection is completed with support vector machine (SVM) method. The results show that the tool wear detection method is effective and the feasibility of the method is verified.

Keywords: EMD;SVM;modal function (IMF);support vector machine;tool fault detection

1 引言

在机床加工过程中,刀具磨损状态决定加工精度^[1,2],因此,研究刀具故障诊断方法就显得尤为重要。本文针对数控机床的刀具磨损问题,提出了基于 EMD 和 SVM 相结合的刀具故障检测方法。通过采集和处理磨损的刀具信号,利用经验模态分解(EMD)方法进行分解和信号重组,得出若干个模态函数(IMF),再通过标量化处理得出特征向量,利用支持向量机(SVM)方法来完成对刀具故障的检测。

2 模态分解(EMD)和向量机(SVM)原理

(1) 模态分解原理

经验模态分解法(EMD)是处理分析刀具信号最有效和最常用的方法之一。本文在采集非线性的刀具信号后,利用适当的方法进行降噪,然后用 EMD 来分解,将分解后的信号重组并获得部分(IMF)函数。具体分解步骤方法如下:

①利用传感器采集机床主轴信号。假设主轴信号为 $\lambda(t)$,分别获取信号的最大值和最小值位置,

依次连线形成上、下包络线,设上、下包络线分别为 $q_1(t)$ 和 $q_2(t)$,则有

$$Q(t) = [q_1(t) + q_2(t)] \div 2 \quad (1)$$

$$Y_1(t) = \lambda(t) - Q(t) \quad (2)$$

式中, $Q(t)$ 为上下包络线均值位置; $Y_1(t)$ 为主轴信号与均值之差。

②将主轴信号与均值进行差运算,获取其差信号 $Y_1(t)$,利用 EMD 分解重组函数 IMF 进行校验。如果不符合函数 IMF 的要求,就必须重复进行前两步试验,直到获取满足函数 IMF 的要求结果;如果符合函数 IMF 的要求,就给出关系式: $Y_1(t) = b_1(t)$ 。其中, $b_1(t)$ 为主轴信号,即采集的刀具信号 $\lambda(t)$ 的频率,且是频率信号中最高分量,由此得到最高频率的差值信号 $d_1(t)$ 。

③把最高频率的差值信号 $d_1(t)$ 作为初始信号条件,依次按照前三步操作,分别求出 $b_2(t), b_3(t), \dots, b_n(t)$,一直循环到 $d_n(t)$ 。 $b_n(t)$ 满足给定的条件时,综上所述得出

$$\lambda(t) = \sum_{i=1}^n b_i(t) - d_n(t) \quad (3)$$

式中, $d_n(t)$ 为剩余 IMF 残差; $b_i(t)$ 为分量。

(2) 向量机原理

支持向量机(SVM)^[4,5]理论是上世纪 90 年代

提出的一种信号识别方法。支持向量机(SVM)理论是一种特殊的识别方法,可以解决以下两种问题:

①如果采集并训练的刀具信号样本集中分布在线性可分空间平面上,在这些信号样本之间求取其左右的分布平面。若这些数据分布的平面属于低维,即可定义为分类线;相反,如果分布的平面属于高维,则可定义为分类面。

②如果采集并训练的刀具信号样本集中分布在线性可分空间平面上且为非线性,为了满足要求进行非线性变换,那么利用非线性变换将分布在该空间上的刀具信号样本数据映射到二维平面,利用最优方法来优化并获取该平面。

3 建立数控机床刀具故障检测模型

针对数控机床刀具磨损问题,为了有效检测出刀具磨损状态,提出了基于 EMD 和 SVM 相结合的刀具故障检测方法。通过设备采集磨损的刀具信号并加以处理,然后利用经验模态分解(EMD)方法分解,再进行信号的重组,可以得出若干个模态函数(IMF),进行标量量化处理得出特征向量,利用支持向量机(SVM)方法来完成对刀具故障的检测,详细步骤分为以下几步:

①在检测刀具故障信号之前,分别定义三种状态变量作为衡量刀具是否磨损的评判标准(无磨损、轻微磨损、严重磨损)。利用安装在主轴上的传感器,在机床正常加工零件时,采集机床主轴振动信号 $Y_1(t)$ 并加以前期预处理,可得到处理后的主轴信号 $Y_2(t)$;

②将采集并加以预处理的主轴信号 $Y_2(t)$ 进行经验模态(EMD)分解后再进行信号重组,可以得出若干个模态函数(IMF)以及残差 $d_i(t)$ 。再将得到的模态函数(IMF)以及残差 $d_i(t)$ 进行数值计算,获取它们的相关系数,从这些相关系数中找出他们最大的模态函数(IMF)和残差 $d_i(t)$,将最大的模态函数(IMF)和残差 $d_i(t)$ 组合成信号 $Y_3(t)$;

③将重新计算并重组后的信号 $Y_3(t)$ 进行时域分析,获取其时域上的绝对值,并将其作为本次刀具故障诊断的特性。将信号 $Y_3(t)$ 时域分析得出的故障特性作为 SVM 识别输入端的特征向量,然后利用支持向量机(SVM)模型进行状态识别,并与前期定义的刀具故障状态变量进行识别对比,获取其磨损类型。

4 EMD 和 SVM 的试验数据分析

采用 VMF - 900A 西门子数控机床和直径为

12mm 的立铣刀,对回转零件进行钻削,试验参数见表 1。

表 1 试验数据表

机床型号	刀具类型	刀具材质	工件材质
西门子数控机床 VMF - 900A	立铣刀	硬质合金	Q246
机床型号	主轴转速 (r/min)	进给速度 (mm/min)	切削深度 (mm)
西门子数控机床 VMF - 900A	1500	80	4

借助传感器采集机床正常加工零件时的主轴振动信号 $Y_1(t)$ 。设置三组试验,每组采集 20 个数据。分别对三组试验数据进行分析,并加以前期预处理,可得到处理后的主轴信号。利用小波包理论进行去噪,得出三种状态(无磨损、较微磨损、严重磨损)下的振动信号,并对三种状态分别提取其故障特征向量。

将以上三种状态的振动信号重新计算并重组,对重组后的信号进行时域分析,获取其时域上的绝对值,将其作为本次刀具故障诊断的特性,并将信号时域分析出来的故障特性作为 SVM 识别输入端的特征向量。随后,将特征向量值输入 SVM^[6,7] 进行模式识别,识别流程见图 1。获取特征向量后,经过 SVM1、SVM2、SVM3 的识别(识别结果对应无磨损、轻微磨损、严重磨损三种状态),根据三组试验数据分别得到刀具状态数量,SVM 识别率数据结果见表 2。

由表 2 可以看出:①正常切削阶段,刀具基本处于正常状态,此时识别率为 65%;②中期状态下,刀具轻微磨损,此时识别率为 70%;③后期状态下,刀具磨损程度相对较为严重,此时识别率为 65%。由此可见,该方法对识别刀具磨损程度具有可行性,验证了该方法的正确性。

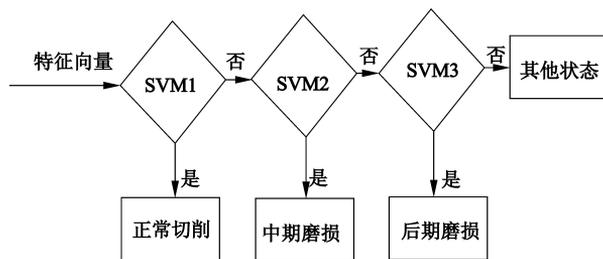


图 1 特征向量值 SVM 模式识别流程

表 2 SVM 识别结果

状态	正常	中期	后期	识别率(%)
正常切削(无磨损)	13	5	2	65
中期磨损(轻磨损)	2	14	4	70
后期磨损(重磨损)	2	5	13	65
识别率(%)	65	70	65	

基于 CNC 齿轮测量中心的回转体通用测量方案

张蕾, 张海亮

哈尔滨量具刀具集团有限责任公司

摘要: 传统的回转体检测仪器存在无法通用测量、检测效率低、受人为因素影响等缺点。通过分析回转体工件的结构特点及测量难点,提出采用旋转拉伸曲面的数学表达式和样条方程的快速算法来解决现有问题。基于三维 CNC 齿轮测量平台开发了高效率、高精度在线回转体通用测量软件,可实现多种回转体工件的通用测量。

关键词: 回转体通用测量;旋转拉伸曲面;样条方程;高精度;高效率

中图分类号: TG86;TG806;TH161 **文献标志码:** A **DOI:**10.3969/j.issn.1000-7008.2019.02.034

Universal Measuring Scheme of Gyrotor Based on CNC Gear Measuring Center

Zhang Lei, Zhang Hailiang

Abstract: The traditional measurement of the gyrotor has the disadvantages of special purpose, low detection efficiency and human influence. Through the analysis of the gyrotor's structural characteristics and its measurement difficulties, the mathematical expression of rotating stretch surface and fast algorithm of spline equation are put forward. Based on the three-dimensional gear measurement platform, a universal on-line measurement software is developed, enabling universal high-efficiency and high-precision measurement of gyrotor.

Keywords: universal measurement of gyrotor; rotating stretch surface; spline equation; high efficiency; high precision

1 引言

大到汽车、飞机、火箭发动机的零部件、大型轮船上的部件以及工业生产设备的部件,小到惯性元件的构架结构、转子结构等都是回转体结构^[1]。回转体零件在产品中通常都是核心零件,其在国民经济和国防工业中占有较为可观的比重,且各个领域

对回转体零件的需求日益增加。

回转体零件种类繁多^[2],比如常见的油泵齿轮、自定义齿形的转子、凸轮、链轮、摆线、圆弧齿轮、缸套等多种零件均是回转体工件。开发能够测量符合回转体工件特点的回转体通用测量软件,使同一套软件可以在多个种类的回转体工件上实现通用测量非常重要。

零件产品的质量保证和质量检验是生产制造的

收稿日期:2018年4月

5 结语

针对数控机床刀具磨损问题,为了有效检测出刀具磨损状态,本文提出了基于 EMD 和 SVM 相结合的刀具故障检测方法。通过设备采集磨损的刀具信号并加以处理,然后利用经验模态分解(EMD)方法分解和进行信号的重组,可以得出若干个模态函数(IMF)。进行标量量化处理得出特征向量,利用支持向量机(SVM)方法来完成对刀具故障的检测。

参考文献

- [1] 郑荣书,董辛旻,李岩,等. 离散隐 Markov 模型在滑动轴承故障诊断中的应用[J]. 煤矿机械,2014,11:290-292.
- [2] 孙巍伟,黄民,高延. 基于 EMD_HMM 的机床刀具磨损故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2017(7):35-37.

- [3] 籍永建,王红军. 基于 EMD 的主轴振动信号去噪方法研究[J]. 组合机床与自动化加工技术,2015(5):35-37.
- [4] 郭明威,倪世宏,朱家海. 基于 EMD-HMM 的 BIT 间歇故障识别[J]. 振动、测试与诊断,2012(3):467-470,518.
- [5] Cristianini N, Taylor J S. 支持向量机导论[M]. 北京:电子工业出版社,2009.
- [6] 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报,2011,40(1):2-10.
- [7] 于德介,杨宇,程军圣. 一种基于 SVM 和 EMD 的齿轮故障诊断方法[J]. 机械工程学报,2015(1):140-144.
- [8] Cristianini N, Taylor J S. 支持向量机导论[M]. 北京:电子工业出版社,2009.

作者:田小静,硕士,副教授,西安航空职业技术学院自动化工程学院,710089 西安市

Author: Tian Xiaojing, Master, Associate Professor, Automation Engineering College, Xi'an Aeronautical Polytechnic Institute, Xi'an 710089, China