

刀具磨损状态检测方法的分析与验证

刘智健^{1,2}, 刘宝林^{1,2}, 胡远彪^{1,2}

¹中国地质大学; ²国土资源部深部地质钻探技术重点实验室

摘要: 为监测机床刀具磨损程度,提出了一种基于小波包理论(WPD)、经验模态分解(EMD)以及支持向量机(SVM)等相结合的刀具故障诊断方法。通过小波包理论工具消除刀具的高频噪声信号,并对去噪后的信号进行模态分解、合成,计算出模态函数(IMF)和EMD分解信号的相关参数。将计算出的信号时域上的特征参数作为支持向量机(SVM)的输入特征向量,完成对刀具故障的检测。实验结果分析表明,该方法可以有效地判断刀具磨损程度,验证了方法的可行性。

关键词: 小波包理论;经验模态分解;支持向量机;故障诊断

中图分类号: TG806;TH16

文献标志码: A

Analysis on Method of Detecting Tool Wear State

Liu Zhijian, Liu Baolin, Hu Yuanbiao

Abstract: In order to monitor the degree of tool wear, a tool fault diagnosis method based on wavelet packet theory (WPD), empirical mode decomposition (EMD) and support vector machine (SVM) are proposed. The high frequency noise signal of the cutter is eliminated by the wavelet packet theory, and then the modal decomposition and synthesis of the denoised signal are performed, and the modal function and the related parameters of the EMD decomposition signal are calculated. The characteristic parameter of the calculated signal in time domain is used as the input eigenvector of the support vector machine (SVM) to complete the tool fault detection. The experimental results show that the method can effectively judge the wear degree of tool and verify the feasibility of the method.

Keywords: WPD; EMD; SVM; fault diagnosis

1 引言

刀具磨损程度检测是数控机床整体监测的重要环节之一,刀具的磨损程度对机床加工精度影响特别大,对提高生产效率、降低生产成本具有重要意义^[1]。因此,对刀具故障诊断方法的研究显得尤为重要。孙巍伟等^[2]提出了一种基于EMD_HMM方法的刀具故障诊断,利用EMD对刀具信号进行分解,通过HMM进行信号识别,对刀具磨损进行了有效的检测;徐康等^[3]同样利用该方法对刀具磨损进行了有效的检测分析。

本文提出了一种新的方法检测刀具是否出现故障——WPD_EMD和SVM。通过小波包理论工具消除刀具的高频噪声信号,对去噪后的信号进行模态分解、合成,计算出模态函数和EMD^[4-6]分解信号的相关参数。将计算出的信号时域上的特征参数作为支持向量机(SVM)^[7]的输入特征向量,完成对刀具故障的检测。

2 小波包理论

小波(Wavelet)包分析即分析一小块波形区域,该小波形形状特殊、波长可控、均值为零。小波包不仅可以在低频区域进行信号分解,还能实现在高频区域的信号分解,且具有快速分解信号的算法,如

$$\begin{cases} Q_0^1(t) = S(t) \\ Q_j^{2^{i-1}} = \sum_m H(m-2t)Q_{j-1}^i(t) \\ Q_j^{2^i} = \sum_m D(m-2t)Q_{j-1}^i(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中, H 表示小波分解滤波器,与尺度函数有关; D 表示小波分解滤波器,与小波函数有关; t 为 $1, 2, \dots, 2^{J-i}$;其中 $J = \log_2 N$; i 为 $1, 2, \dots, 2^J$ 。

如果想对某一区域时域信号进行分析观察,则相应保留该时域信号,其他部分可以将其置零,利用小波包对其进行快速重新构建算法,即

$$Q_j^i(t) = \sum_k \{ H(t-2k)Q_{j+1}^{2^{i-1}}(t) + D(t-2k)Q_{j+1}^{2^i}(t) \} \quad (2)$$

式中, i 为 $2^j, 2^{j-1}, \dots, 2, 1$; $j = \log_2 N$ 。

3 模态分解

在处理分析刀具信号方法中,经验模态分解法(EMD)是最常用的方法之一。它可以把非线性的刀具信号分解为多个不同特征的尺度数据序列,可将这些不同特征的数据定义为本征模态函数(IMF),每一个模态函数(IMF)相互之间独立且为线性或者非线性。具体分解步骤如下:

第一步:确定好刀具主轴信号 $x(t)$ 的极大值点、极小值点,利用三次样条曲线将其确定的局部极大值点进行依次连接,形成包络所有的数据点的上、下包络线。

第二步:假设上、下包络线分别为 $\delta_1(t)$ 和 $\delta_2(t)$,设两者的均值为 $\varphi(t)$,且 $x(t)$ 与 $\varphi(t)$ 之差为 $y_1(t)$,结果为

$$\varphi(t) = [\delta_1(t) + \delta_2(t)] \div 2 \quad (3)$$

$$y_1(t) = x(t) - \varphi(t) \quad (4)$$

第三步:此步为最关键一步,需要根据 IMF 条件来判断 $y_1(t)$ 是否满足 IMF 条件,如果不满足条件,则反复操作第一、二步,直到 $y_1(t)$ 满足 IMF 条件。当满足 IMF 条件时,定义 $y_1(t) = c_1(t)$,此时 $c_1(t)$ 表示刀具信号 $x(t)$ 频率最高分量,然后得到最高频率的差值信号 $r_1(t)$,即

$$r_1(t) = x(t) - y_1(t) \quad (5)$$

第四步:把 $r_1(t)$ 作为初始信号条件,依次按照前三步操作,分别求出 $c_2(t), c_3(t), \dots, c_n(t)$,可得

$$\begin{cases} r_1(t) - c_1(t) = r_2(t) \\ \dots \\ r_{n-1}(t) - c_n(t) = r_n(t) \end{cases} \quad (6)$$

一直循环到 $r_n(t), c_n(t)$ 满足给定的条件时,结合式(5)、式(6)可得

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) - r_n(t) \quad (7)$$

式中, $r_n(t)$ 表示剩余 IMF 残差; $c_i(t)$ 为分量。

4 支持向量机和 WPD_EMD 和 SVM 故障诊断模型

支持向量机(SVM)算法理论最早在 1995 年提出,主要解决线性回归和分类问题^[9]。支持向量机的分类主要应用于两种情况:

第一种情况:当训练集集中分布在线性可分的空间平面上时,在这些集中数据之间寻找最优平面。此时如果该平面处于低维空间,则表示分类线;相反如果处于高维空间,则表示分类面。

第二种情况:如果训练集在定义的空间中是非线性可分的,那么利用非线性变换,将立体空间中数据反映到二维空间平面上,并寻找满足分类的最优平面(见图 1)。

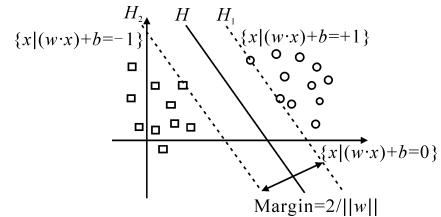


图 1 非线性可分下 SVM 最优面

在分析刀具故障振动信号时,利用 WPD 方法对信号进行预先处理,即去噪处理;然后利用 EMD 对刀具故障信号自适应处理以及支持向量机(SVM)对刀具故障识别能力等机制,结合其各自对信号处理的优势特点,采用 WPD_EMD 和 SVM 方法对刀具进行故障诊断,图 2 为具体模型图。步骤如下:

第一步:实验过程中,主要分为三种情况(初始正常状态、中期磨损、后期磨损),分别采集加工零件过程时机床主轴振动信号 $x_1(t)$,利用小波包去除高频噪声,重新得到新的主轴信号 $x_2(t)$ 。

第二步:将去噪后的信号 $x_2(t)$ 进行 EMD 分解操作,得到相应的模态函数(IMF)和残差 $c_i(t)$ 。然后计算每个模态函数(IMF)和残差 $c_i(t)$ 的相关系数,并选择相关系数较大的模态函数(IMF)和残差 $c_i(t)$,最终组成全新的信号 $x_3(t)$ 。

第三步:将全新的信号 $x_3(t)$ 时域上的绝对值作为刀具磨损的故障特性,将不同的故障特性作为 SVM 识别输入端的特征向量,然后利用 SVM 模型进行状态识别,从而得出刀具所属的磨损类型。

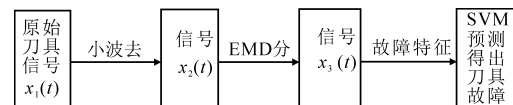


图 2 WPD_EMD 和 SVM 故障诊断流程模型

5 WPD_EMD 和 SVM 的刀具故障实验分析

实验分析过程中,使用 VDL-600A 立式加工中心,采用直径为 10mm 的硬质合金立铣刀对回转零件进行车削,机床主轴转速 1000r/min,进给速度 50mm/min,切削深度 2mm,详细参数见表 1。

利用仪器分别对刀具在三种状态下(常态、中度磨损、高度磨损)的信号进行采集,并且将信号进行小波包去噪,得出三种状态(常态、中度磨损、高

度磨损)下的振动信号图(见图3),在三种状态下分别提取其故障特征向量。

表1 刀具加工实验数据表

信号采集仪器	INV3062 云智慧采集分析仪
数控机床	VDL-600A 立式加工中心
刀具名称	立铣刀
刀具材料	硬质合金
工件材料	Q235
主轴转速	1000r/min
进给速度	50mm/min
切削深度	2mm

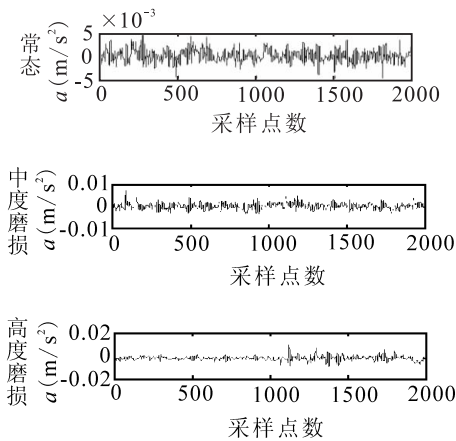


图3 三种状态的振动信号

对上述三种情况下样本信号进行小波包分解和重组,求取重构信号频域上的能量值,最终分别提取其故障特征向量值见表2。将特征向量值输入SVM^[10]进行模式识别,识别结果见表3。

表2 三种状态的特征向量值

运行状态	特征向量	每个频段能量百分比			
		E1	E2	E3	E4
常态	CT1	0.421	0.392	0.0282	0.1294
常态	CT2	0.432	0.384	0.0275	0.1296
中度磨损	ZD1	0.603	0.282	0.0132	0.0699
中度磨损	ZD2	0.584	0.301	0.0141	0.0756
高度磨损	GD1	0.842	0.138	0.0022	0.0147
高度磨损	GD2	0.821	0.125	0.0028	0.0158

表3 SVM 识别结果

输入向量	SVM1	SVM2	SVM3	输出结果
CT1	+1	--	--	常态
CT2	+1	--	--	常态
ZD1	-1	+1	-1	中度磨损
ZD2	-1	+1	-1	中度磨损
GD1	-1	-1	+1	高度磨损
GD2	-1	-1	+1	高度磨损

在表中存在三种识别结果,设定:SVM1 = +1 表示刀具处于正常状态,SVM = -1 处于故障状态; SVM2 = +1 表示刀具处于中期磨损状态,SVM2 = -1 处于后期磨损状态,SVM2 = -- 处于正常状

态; SVM3 = +1 表示刀具处于后期磨损状态, SVM3 = -1 处于中期磨损状态, SVM3 = -- 处于正常状态。实验结果分析表明,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。

6 结语

本文提出了一种新的方法来检测刀具是否出现故障——WPD_EMD 和 SVM。实验数据显示,该方法具有简单有效、计算准确度高、节省时间等特点,能够很好地完成刀具的故障诊断。

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,2014,35(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]. 机床与液压,2017,45(13):178-181.
 - [3] 徐康,黄民. 基于 EMD 和 DHMM 的刀具故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2016(7):89-91.
 - [4] 程军圣,张亢,杨宇. 局部均值分解方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程,2009,22(22):76-84.
 - [5] Huang N E, Shen Z, Long S R. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proc. R. Soc. Lond. A, 1998,454(1971):903-995.
 - [6] 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.
 - [7] 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,2012,32(3):467-470,518.
 - [8] Cristianini N, Taylor J S 著. 李国正,王猛,曾华军,译. 支持向量机导论[M]. 北京:电子工业出版社,2009.
 - [9] 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.
 - [10] 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,2015,41(1):140-144.
- 第一作者:刘智键,博士研究生,中国地质大学(北京)工程技术学院,国土资源部深部地质钻探技术重点实验室,100083 北京市
- First Author: Liu Zhijian, Doctoral Graduate, School of Engineering and Technology, China University of Geosciences (Beijing), Key Laboratory on Deep Geo-Drilling Technology of the Ministry of Land and Resources, Beijing 100083, China