文章编号：1006-1355(2014)05-0161-05+176

基于小波包变换与核主成分分析的铣削颤振识别

任静波，孙根正，陈 冰，罗 明

（西北工业大学 现代设计与集成制造技术教育部重点实验室，西安 710072）

摘 要：提出一种基于小波包变换（wavelet packets transform, WPT）与核主成分分析（kernel principal component analysis，KPCA）的颤振识别方法。铣削颤振会抑制或增强某些频段内的信号，利用四层小波包分解与重构，得到16个频段内的重构信号，获得各重构信号的面积，并进行归一化处理，完成铣削颤振特征向量的选择。继而通过对比基于主成分分析（principal component analysis，PCA）与核主成分分析的特征提取方法的特征提取效果，选取KPCA对特征向量进行降维处理，最后以降维后的数据作为最小二乘支持向量机分类器的输入对铣削状态进行识别。结果表明，在小样本的情况下仍能有效、准确地对铣削状态进行分类，分类准确率达95.0 %。

关键词：振动与波；铣削颤振识别；小波包变换；核主成分分析；最小二乘支持向量机

中图分类号：TP206^{+}3；TN911.7 **文献标识码**：A DOI编码：10.3969/j.issn.1006-1335.2014.05.036

Milling Chatter Identification Method Based on Wavelet Packet Transform and Kernel Principal Component Analysis

REN Jing-bo, SUN Gen-zheng, CHEN Bing, LUO Ming

(Key Laboratory of Contemporary Design and Integrated Manufacturing Technology Ministry of Education, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract : A milling chatter identification method based on wavelet packet transform (WPT) and kernel principal component analysis (KPCA) is proposed. This method consists of four steps. In the first step, the measured milling force signals are decomposed and reconstructed by four-level WPT, so that the force signals can be allocated in a certain frequency band. In the second step, the reconstructed signal areas of different frequency bands are normalized and selected as a feature vector. In the third step, through the mutual comparison of the results of principal component analysis (PCA) method and KPCA method, the KPCA feature extraction method is selected for dimension reduction. Finally, the least squares support vector machine (LS-SVM) is designed for normal milling and chatter pattern classification. The experimental results prove that the method can identify the chatter accurately and effectively even in the case of small number of samples with an accuracy rate of 95.0 %.

Key words : vibration and wave ; milling chatter detection ; wavelet packets transform ; kernel principal component analysis ; least squares support vector machines

切削颤振是金属切削过程中的一种自激振动。颤振的产生使加工精度降低，刀具磨损加剧且影响机床主轴精度；为了避免颤振，只能在切削加工过程中采用保守的切削参数，从而制约切削效率的提高。因此，对铣削加工过程进行监测预报是实现颤振抑制和提高加工效率的一项关键技术。

国内外学者在切削颤振识别方面已经作了大量研究，提出了基于切削力信号[1]、加速度信号[2]和声音信号[3]等颤振识别方法。然而无论选择那一种信号对切削过程进行颤振识别，所选择的信号处理方法和颤振特征都尤为重要。一方面，时域分析方法、基于傅里叶变换的频域分析方法和基于小波变换、希尔伯特—黄变换的时频分析方法等信号处理方法[4—6]都被广泛应用于颤振识别。另一方面，对于信号特征选择与提取，梅德庆等提出了基于标准偏差和小波包能量比的二维特征向量[5]，曹宏瑞等提出了基于希尔伯特—黄变换的均值和标准偏差的颤振

收稿日期：2013-12-10

基金项目：西安市科划项目（CXY1313，CXY1338（5））；
西北工业大学研究生创业种子基金（Z2013034）

作者简介：任静波（1988- ），男，广东鹤山人，硕士生，研究方向：铣削颤振监控。

通信作者：陈冰，男，硕士生导师。
E-mail: Bingchen72@nwpu.edu.cn

检测指标[6]。尽管提取的时域、频域或时频特征可以有效地铣削状态进行分类，但这些特征中常常包含有大量的噪声、不相关或冗余信息，而且很多特征是基于经验选择的[7]，采用主成分分析方法可以将原始数据的多个变量转化为少数几个互不相关的变量，剔除冗余信息，从而提高分类器的精度。对信号特征的选择与提取后，进行模式识别对铣削状态分类。人工神经网络具有较强的自组织性、自学习能力和非线性模式分类性能，被广泛应用于铣削颤振识别中[8]。但人工神经网络需要大量的样本数据或经验知识。针对这一问题，拟采用支持向量机作为分类器，这种方法克服了人工神经网络极易陷于局部极小和过度拟合的问题，而且支持向量机对于小样本数据分析具有出色的学习能力和推广能力[9]。

本文针对铣削加工过程，提出了基于小波包各频段重构信号归一化后的面积作特征向量。首先，对铣削力信号进小波包变换，选择小波包各频段重构信号归一化后的面积作特征向量。接着，利用KPCA将高维的特征向量进行降维处理，有效地提取与铣削颤振相关的特征。最后，以降维后的特征向量作为最小二乘支持向量机分类器的输入对识别铣削状态进行识别。分析结果表明在小样本的情况下仍可以有效地对正常铣削与铣削颤振这两种铣削状态进行分类。

1 铣削颤振识别

由于切削力信号对切削状态的变化具有敏感高和响应速度快等特点，切削力信号被广泛应用于切削颤振识别中[1]。当铣削过程中产生颤振时，铣削力在三个方向的分量相对于正常铣削具有较大的幅值，同时将产生新的频率成分。因此，铣削过程是否发生颤振可以通过对铣削力的监控实现。图1表示在正常铣削与铣削颤振这两种切削状态下所采集的铣削力及其对应的快速傅里叶变换，其中主轴转速为3 200 r/min，进给速度为340 mm/min，径向切切为12 mm，径向切深分别为1.8 mm和2.8 mm，刀具为四齿硬质合金刀，工件材料为铝合金。

由图1可知，当铣削过程发生颤振时铣削力急剧增大，并伴随着颤振频率的产生。因此铣削颤振可以通过对铣削力信号的傅里叶变换，判断除了主轴频率与刀刃通过频率外是否产生新的频率成分，若产生了这样的频率成分则说明发生颤振[4]。然而，傅里叶变换的频谱分析是建立在信号平稳假设的基础上，对于实际的切削力信号、振动信号和声音信号等都是典型的非平稳信号，这些信号的特点是持续时间有限并且是时变的。傅里叶变换是整体变换，只能反映信号的整体特征，而对于这些信号的局部反映不敏感，对描述信号激烈震荡的细节无能为力。因此本文提出了一种基于小波包分解与核主成分分析的铣削颤振识别方法。对铣削状态进行分类是一个模式识别问题，而基于统计方法的模式识别系统主要包括特征选择、特征提取和分类器的设计。

1.1 基于小波包分解的特征选择

小波包变换是一种有效的时频分析工具。相对于小波变换，它是一种更为精细的分解方法，它不仅对低频部分分解，而且对于多分辨分析没有分解的高频部分也进行分解，并能够根据被分析信号的特征，自适应地选择相应的频带，使之与信号频谱相匹配，从而提高信号的时频分辨率。因此，小波包被广泛应用于故障诊断、图像分析和颤振识别等领域。

图2为信号 $S(t)$ 的小波包三层分解树结构图。信号 $S(t)$ 被分解成逼近部分 $S_{1,1}$ 和细节部分 $S_{1,2}$ 后，$S_{1,1}$ 和 $S_{1,2}$ 又被分解成更细致的逼近和细节部分，如此经过三次分解，原始信号被分解为4个逼近部分和4个细节部分，即信号被分解到对应的 2^3 个频带。

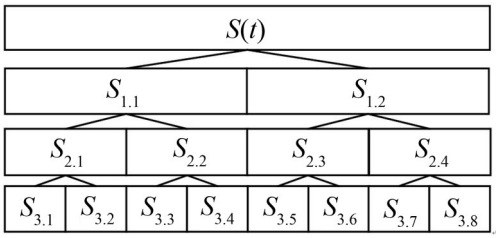


图2 小波包三层分解树结构图

铣削力信号通常包含着丰富的频率成分，铣削颤振的产生会对各频率成分的抑制和增强作用发生



图1 正常铣削与铣削颤振铣削力信号及其傅里叶变换

改变，通常它会对主轴旋转频率及刀刃通过频率起着抑制作用，而对于另外的一些频率成分起着增强作用。对于正常铣削与铣削颤振这两种铣削状态下测得的铣削力，相同频带内的能量会有较大的差别；同时，这两种铣削状态的铣削力信号经小波包变换后，各对应子频带重构信号的面积间也存在着差异。因此，可以将此作为颤振识别的特征。而且，对于 $S(t)$ 的三层小波包分解，具有如下分解关系

$$S(t)=S_{3,1}+S_{3,2}+\cdots+S_{3,8} \tag{1}$$

式(1)两端的取绝对值并对时间 t 求积分得

$$\begin{aligned}&\int_{-\infty}^{+\infty}\left|S(t)\right|\mathrm{d}t=\int_{-\infty}^{+\infty}\left|S_{3,1}\right|\mathrm{d}t+\\&\int_{-\infty}^{+\infty}\left|S_{3,2}\right|\mathrm{d}t+\cdots\int_{-\infty}^{+\infty}\left|S_{3,8}\right|\mathrm{d}t=A_{31}+A_{32}+\cdots+A_{38}\end{aligned} \tag{2}$$

其中 $A_{3i}(i=1,2\cdots8)$ 为原始信号 $S(t)$ 在第3层的第 i 个频带的重构信号的面积，可以表示为

$$A_{3i}=\frac{1}{f}\sum_{k=1}^{n}\left|a_{3i,k}\right| \tag{3}$$

其中 f 为铣削力信号采样频率，$n=Tf-1$，T 为采样时间，$a_{3i,k}$ 为各层重构信号在采样点 k 的值。由式(2)得各重构信号的面积之和等于原始信号的面积。然而，各小波包重构信号的面积与采样时间成正比，当每次试验采样时间存在着差异时，此特征向量就不适用，因为在铣削状态没有发生改变的情况下，这个特征向量会随着采样时间的变化而变化。因此可将各重构信号的面积进行归一化处理，即取各重构信号面积与其原始信号面积之比作为特征向量。设原始信号的面积为 A，那么构造特征向量如下

$$U=\left[u_{31}\quad u_{32}\quad u_{33}\quad\cdots\quad u_{38}\right] \tag{4}$$

其中 $u_{3i}=\dfrac{A_{3i}}{A}\times100\,\%(i=1,2,3\cdots8)$。

1.2　基于核主成分分析的颤振特征提取

特征提取是在原始特征的数量很大的情况下，或者说样本处于一个高维空间时，通过某种映射或变换的方法，在尽可能保留识别信息的前提下，降低特征空间的维数，以达到有效分类的目的。在铣削颤振识别中，铣削力信号特征的提取的好坏直接影响到分类器的设计及其性能，因此铣削力信号特征提取是颤振识别中的一个关键问题。

主成分分析法是特征提取中一种有效而常用的方法。其核心思想是通过映射把原变量转化成几个互不相关变量，即主成分，其中每个主成分都是原始变量的线性组合。这些新的变量按照方差依次递减的顺序排列。在数学变换中保持变量的总方差不变，使第1变量的方差最大，称为第1主成分，第2变量的方差次最大且与第1变量不相关，称为第2主成分，依次类推。用少数主成分描述高维数据矩阵，使它们尽可能多地保留原始变量的信息，从而达到了数据降维的目的。

然而，主成分分析方法是一种线性方法，只能提取数据中的线性成分。核方法是一系列先进非线性处理技术的总称，它可以通过核函数把输入空间映射到高维特征空间，在特征空间中使用线性方法来进行数据处理[10]。将核方法引入主成分分析中，可以把输入空间映射到某一高维特征空间，并在特征空间中完成主成分分析，这就是核主成分分析方法。本文通过对比PCA与KPCA这两种方法的特征提取效果，选择基于核主成分分析方法对归一化后的特征向量 U 进行特征提取，其中核函数取径向基核函数。

1.3　基于支持向量机的颤振分类方法

支持向量机是Vapnik根据统计学习理论提出的一种学习方法[11]，这种方法是基于结构风险最小化学习原则实现的。

支持向量机的基本思想可以用如图3的二维分类情况来说明，其中实心点和空心点表示两类不同的样本，H 为分类线，H_1 和 H_2 分别表示过两类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线，它们之间的距离叫做分类间隔离，H_1 和 H_2 上的训练样本点则被称为支持向量。所谓最优分类线就是要求分类线不但能将两类正确分开(训练错误率为0)，而且使分类间隔最大。设分类线 H 方程为 $w\cdot x+b=0$，H_1 和 H_2 的方程分别为 $w\cdot x+b=1$ 和 $w\cdot x+b=-1$，对其进行归一化，使得线性可分的样本集 (x_i,y_i)，$i=1,\cdots n$，$x\in R^n$，$y_i\in\{-1,1\}$ 满足

$$y_i\left(w\cdot x_i+b\right)\geqslant1,i=1,\cdots n \tag{5}$$

此时分类间隔为 $2/\|w\|$，使间隔最大等价于使

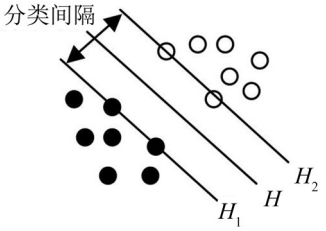


图3　最优分类线

$\|w\|^2$ 或 $\|w\|^2/2$ 最小。那么满足式(5)且使 $\|w\|^2/2$ 最小的分类面就叫做最优分类面。支持向量机的方法有很多，在这里采用Suykens提出的最小二乘支持向量机[15]。这种方法采用最小二乘线性系统作为损失函数，代替传统所采用的二次规划方法，具有运

算简单，收敛速度快和精度高等优点。算法描述如下：设训练样本集为 $N=\{(x_i,y_i)|i=1,2\cdots n\}$，$x_i\in R^n$ 是输入数据，$y_i\in R$ 为输出数据，最小二乘支持向量机可以表示为

$$\begin{cases}\min J(w,e)=\frac{1}{2}\|w\|^2+\frac{1}{2}\gamma\sum_{i=1}^{n}e_i^2\\ \text{s.t.}\quad y_i=w^T\Phi(x_i)+b+e_i,\quad i=1,2\cdots m\end{cases}\tag{6}$$

其中 $e=[e_1,e_2\cdots e_n]\in R^n$ 是误差矢量。定义 Lagrange 函数为

$$L(w,b,e,a)=J(w,e)-\sum_{i=1}^{n}a_i\left[w^{\mathrm{T}}\Phi(x_i)+b+e_i-y_i\right]\tag{7}$$

其中 $a_i\in R$ 是Lagrange乘子。对上式进行优化得

$$\begin{cases}\frac{\delta L}{\delta w}=0\Rightarrow w=\sum_{i=1}^{n}a_i\varphi(x_i)\\ \frac{\delta L}{\delta b}=0\Rightarrow\sum_{i=1}^{n}a_i=0\\ \frac{\delta L}{\delta e_k}=0\Rightarrow a_i=\gamma e\\ \frac{\delta L}{\delta e_i}=0\Rightarrow w^{\mathrm{T}}\Phi(x_i)+b+e_i-y_i=0\end{cases}\tag{8}$$

上式可以化简为下面方程

$$\begin{bmatrix}0 & 1^{\mathrm{T}}\\ 1 & \Omega+\frac{1}{\gamma}I\end{bmatrix}\begin{bmatrix}b\\ a\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\ y\end{bmatrix}\tag{9}$$

式中 $y=[y_1,y_2\cdots y_n]$，$1=[1,1\cdots1]$，Ω 服从 Mercer 条件，且有

$$\Omega_{kl}=K(x_k,x_l)=\varphi(x_k)^{\mathrm{T}}\varphi(x_k)\tag{10}$$

从而最小二乘支持向量机预测函数为

$$y(x)=\sum_{i=1}^{n}a_iK(x,x_i)+b\tag{11}$$

常用的核函数有很多，在这里采用径向基核数 $K(x,x_i)=\exp\left(\frac{1}{\sigma^2}\|x-x_i\|^2\right)$。

1.4 颤振识别模型

基于小波包变换和核主成分分析的铣削颤振识别模型如下图4所示。步骤如下：

（1）在获取铣削力信号的过程中，所测量的信号往往包含大量的噪声，这将会影响铣削状态的分类效果，因此需要对所获取的铣削力信号进行去噪处理；

（2）对去噪后的训练样本信号和测试样本信号分别进行db4的4层小波包分解，且分别重构各频段内的信号，获得维数为16的特征向量，即各频带重构信号的面积值；

（3）将以上获得的特征向量进行归一化处理；

（4）利用核主成分分析方法对归一化处理后训练样本和测试样本的特征向量进行降维处理，取降维后的前两维特征向量数据作最小二乘支持向量基的输入；

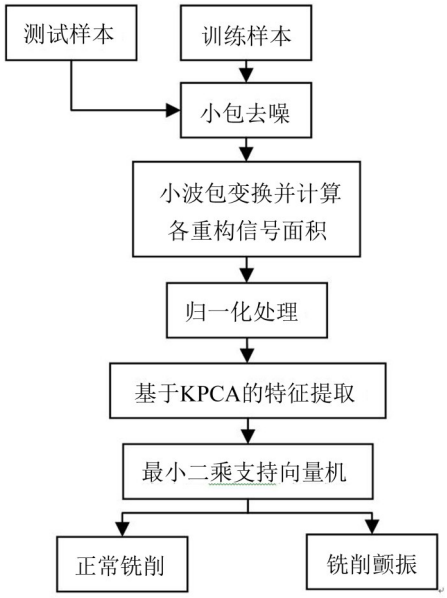


图 4 铣削颤振识别

（5）基于降维后的特征向量，利用最小二乘支持向量机求得能对铣削状态进行分类最优超平面，这样就可以对正常铣削和铣削颤振这两种铣削状态进行分类。

2 实验验证与分析

2.1 实验装置与信号获取

在四轴立式数控加工中心JOHNNFORDVMMC-850进行铣削试验。铣削力信号测量系统由Kistler 9123 C旋转式测力仪、Kistler RCD 5223电荷放大器、5697 A数据采集卡和计算机组成，采样频率为3 840 Hz。

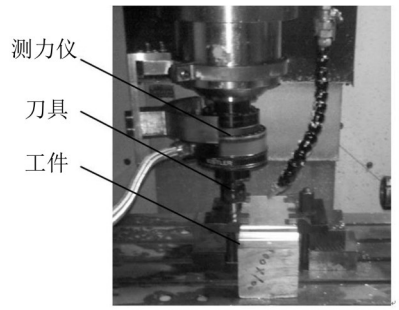


图 5 实验装置

2.2 铣削颤振识别实验与分析

铣削试验所选工件材料为铝合金，刀具为四刃平底硬质合金刀具，刀具半径为4 mm，悬伸长度为40 mm。主轴转速为 n=3 000 r/min，进给速度为 F=340 mm/min，轴向切深为 a_p=12 mm，每次试验通过

改变径向切深 a_e。对于正常铣削及铣削颤振两种铣削状态分别作30组试验，其中随机取20组作训练样本，剩下的10组作测试样本。根据图4的铣削颤振识别模型，用Matlab工程计算软件编写程序。其中图6为轴向切深不变，径向切深从0到3 mm连续变化的铣削力信号，可以看出，随着径向切深的增加，当时间超过13.6 s后铣削力剧烈增加，并伴随着工件振纹的产生。

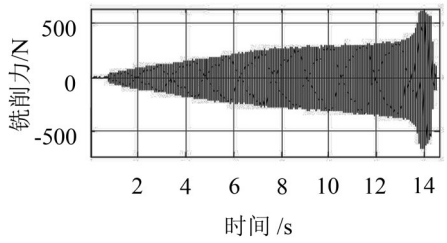


图6 铣削力信号

分别使用PCA和KPCA方法进行特征提取，对比这两种方法的特征提取效果，其中第1、2主成分的特征值，贡献率和累积贡献率的结果比较见表1，而图7是基于PCA和KPCA方法的第1、2主成分得分在二维平面的投影。主成分的贡献率反映了主成分综合原始变量信息的能力，由表1可知基于PCA的特征提取方法第1主元贡献率只有65.55 %，而基于KPCA的特征提取方法达84.50 %。同时由图7可知，基于KPCA方法的特征提取比PCA方法具有更好的分类效果。因此，本文选用KPCA的方法对颤振特征进行提取。继而，选择KPCA降维后的两维特征向量作为最小二乘支持向量机分类器的输入，定义正常铣削时 y =0，而铣削颤振时 y =1。对两种铣削状态各取20组数据作训练样本，剩余的20组数据作测试样本，结果表明，20组测试数据输入最小二乘支持向量机分类器后有19组数据能够被正确分类，正确率达95.0 %，而基于PCA的特征提取方法分类正确率只有85 %。因此，基于KPCA的特征提取方法可以更有效地用于对正常铣削和铣削颤振状态的识别。

3　结　语

（1）提出了一种基于小波包变换与核主成分分析的铣削颤振检测方法，实验表明这种方法能有效地对铣削状态进行分类；

（2）通过实验数据分析并比较了基于PCA和KPCA方法的特征提取效果，结果表明KPCA方法更能有效地提取数据的原始信息；

（3）最小二乘支持向量基方法适用于小样本模式识别，以最小二乘支持向量机作为分类器来识别铣削状态得到了较好的结果；

（4）所提出的方法简单直观，准确率较高，具有一定的实际应用价值。

参考文献：

[1] Tangjitsitcharoen S. In-process monitoring and detection of chip formation and chatter for CNC turning[J]. **Journal of Materials Processing Technology,** 2009，209(10): 4682-4688.

表1 基于PCA与KPCA的颤振特征提取的比较

	PCA			KPCA		
	特征值	贡献率/(%)	累积贡献率/(%)	特征值	贡献率/(%)	累积贡献率/(%)
第1主成分	10.48	65.55	65.55	1.81	84.50	84.50
第2主成分	4.11	25.71	91.21	0.25	11.53	96.03

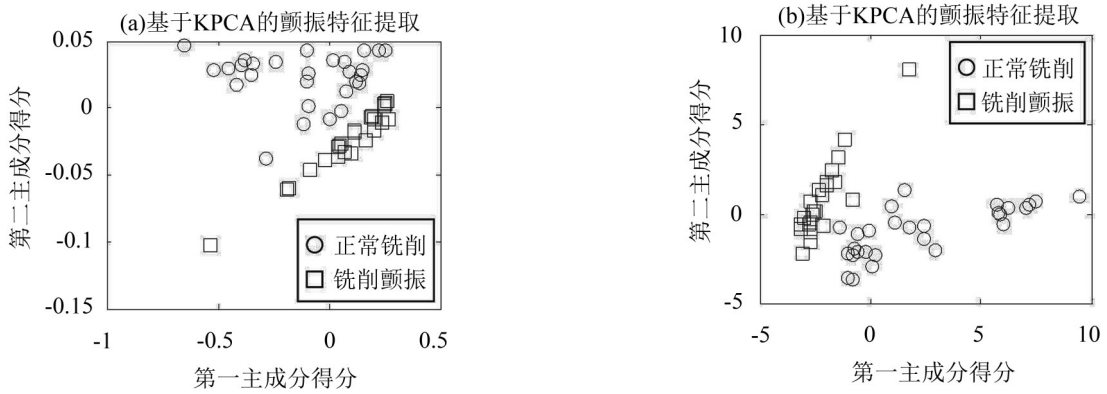


图7 颤振特征提取比较

(下转第176页)