

基于多特征融合的刀具磨损识别方法*

关 山, 石志标, 刘 炎

(东北电力大学机械工程学院 吉林, 132012)

摘要 针对刀具磨损监测中多传感器融合监测方法的缺点,提出了基于声发射信号多特征融合与最小二乘支持向量机(least square support vector machine,简称 LS-SVM)相结合的刀具磨损状态监测方法。首先,分别采用经验模态分解法、双谱分析法以及小波包分析法提取采样信号在时域、频域、时-频域内的特征,构造联合多特征向量;然后,利用核主元分析法(kernel principal component analysis,简称 KPCA)对联合多特征向量进行融合降维处理,通过提取累积贡献率大于 85%的主元,剔除了联合多特征中与刀具磨损相关性较小的冗余特征,生成融合特征;最后,将融合特征送入最小二乘支持向量机,有效地实现了(尤其在小样本下)刀具磨损状态的识别,与神经网络识别方法相比具有更高的识别率。

关键词 刀具状态监测;多特征融合;核主元分析;最小二乘支持向量机

中图分类号 TH165.3; TP206

引 言

刀具状态监测技术作为保障工件表面质量和尺寸精度,防止工件报废和机床损坏,优化加工过程,降低成本,提高生产效率的有效手段,越来越引起人们的重视。许多学者提出了多种监测方法^[1-4],其中,多传感器融合法^[5-8]在一定程度上克服了单一传感器获取信息量有限、抗干扰能力差的局限性,大大提高了监测结果的准确率,是最为有效的监测方法。但是,基于多传感器融合的监测系统势必带来成本的增加,干涉机床操作的灵活性,甚至影响机床的性能,从而影响实际监测系统的推广使用。基于采样信号多特征融合^[9]的监测技术克服了多传感器融合的缺点,拓展了监测系统的可靠性和应用范围。笔者通过采集刀具不同磨损阶段的声发射信号,分别从信号的时域、频域、时-频两域进行特征提取,构造联合多特征向量,然后采用核主元分析法对联合多特征向量进行融合,剔除冗余特征,以最小二乘支持向量机作为分类器实现了刀具磨损状态的识别,取得了较满意的结果。

1 实验系统及实验方法

实验系统如图 1 所示,传感器采用 PXR30 谐振

式声发射传感器,谐振频率为 300 kHz,带宽为 80 kHz~400 kHz。较高的频率能有效地接收到感兴趣信号的高频成分,又可滤除低频噪声,较宽的频带有利于实验过程中宽频信号的采集。前置放大器为 PXP A II 宽带声发射放大器,带宽为 15 kHz~2 MHz,增益为 40 dB。预处理实现对声发射信号带通滤波。采用 PCI-1721 数据采集卡,利用 LabVIEW 软件编写数据采集程序完成数据采集,采样频率为 1 MHz。实验材料为高温合金 GH4169,刀片为肯纳公司的 KC9125 硬质合金涂层刀片,采用 CKA6136i 数控车床进行车削实验。

实验的目的是为了研究变切削条件下刀具磨损状态的分类问题。如果将实验所选用的 3 种因素(切削速度、进给量、切削深度)的所有参数(水平)进行全面组合,形成多种切削条件,不仅会导致实验量过大,而且由于切削速度对刀具寿命的影响要远远

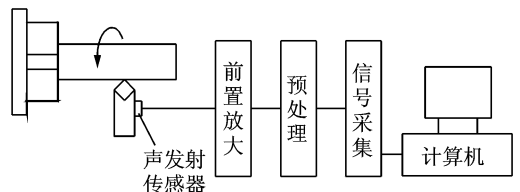


图 1 声发射数据采集系统示意图

Fig. 1 The diagram of acoustic emission data collection system

* 吉林省科技发展计划资助项目(20100506);东北电力大学博士科研启动基金资助项目(BSJXM-201115)
收稿日期:2012-08-10;修回日期:2012-12-27

大于进给量和切削深度对刀具寿命的影响,虽然后续对采样数据进行了去均值及归一化处理,以消除切削条件变化对刀具磨损的影响,过大的切削速度变化范围仍会给变切削条件下刀具状态的分类及磨损量预测带来较大的误差。因此,将所选用的切削速度参数依据相近原则分成 3 组,如表 1 所示。对应于每一组各选取进给量和切削深度这两个因素的 3 种切削用量,根据日本学者田口玄一提出的正交实验设计法,设计了 3 组 3 因素 3 水平正交实验。

表 1 各组正交实验所选用的切削速度

Tab. 1 Cutting speed of each orthogonal experiment

r/min		
第 1 组	第 2 组	第 3 组
140	560	800
200	630	1 600
280	800	1 250

根据正交实验表,选定一切削条件,在这一确定的切削条件下,实验方法如下:

- 1) 取新刀片 1 进行切削实验,切削 10 s 后停车,仅采集切削过程中 6~10 s 间的数据,取下刀片,测量磨损量 VB 值;
- 2) 更换新刀片 2,本次切削 20 s 后停车,只记录 15~20 s 间的数据,取下刀片,测量 VB 值;
- 3) 再次更换新刀片,切削时间比上一次再增加 10 s,仅记录本次切削时间内最后 5 s 的数据,停车,取下刀片,测量 VB 值;
- 4) 步骤 3 反复进行,每次切削均更换新刀片,切削时间均比上次增加 10 s,直到切削时间累加到足够长,新刀片在这个切削时间内进行切削能够磨损为止,本切削条件下的切削实验终止;
- 5) 选取另一切削条件,重复 1,2,3,4 步实验过程,直至完成全部选定切削条件下的切削实验,切削实验结束。

由于每次实验都采用新刀片连续切削一定时间使刀片达到一定的磨损量,这与实际的切削过程相符。刀具磨损是渐变的过程,所以每次切削过程最后 5 s 的实验数据才能最真实地反应测量所得 VB 值所对应的刀具磨损状态,并大大减少了采集的数据量,为后续数据处理提供了方便。采用每次切削实验切削时间逐步递增的方式,便于标定切削时间、刀具磨损量及信号特征之间的一一对应关系,为采用最小二乘支持向量机回归算法实现刀具磨损量预测准备了数据条件。

图 2 所示为在切削速度为 560 r/min、进给量为

0.3 mm/r、背吃刀量为 0.4 mm 时,刀具不同磨损阶段采样信号的时序图(从上至下分别对应的 VB 值为 0.11,0.13,0.17,0.24,0.26 和 0.31 mm)。

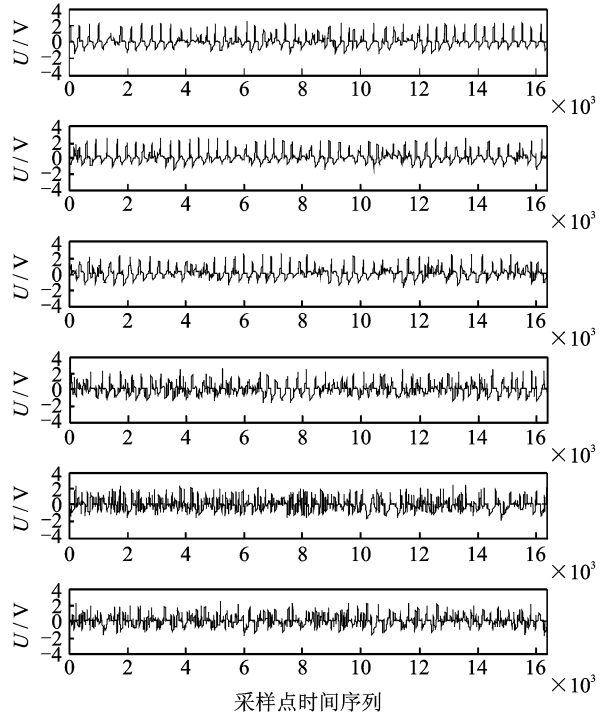


图 2 刀具不同磨损阶段采样信号时序图

Fig. 2 The time series diagram of different wear stages sample signal

根据 VB 值,笔者将刀具磨损分成如表 2 所示的 4 个等级。

表 2 刀具磨损等级分类表

Tab. 2 The tool wear grade classification

磨损等级	A	B	C	D
VB/mm	0~0.1	0.1~0.2	0.2~0.3	>0.3

2 联合多特征向量的构造

2.1 基于 EMD 与 AR 模型的时域特征提取

经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)是 Huang^[10]提出的一种自适应的、不需预先确定分解基的信号处理方法,通过 EMD 分解,可以将复杂的非平稳信号以有限个固有模态函数(intrinsic mode functions, 简称 IMF)之和的形式表示出来,各 IMF 分量包含了原信号中不同时间尺度的局部特征信息,实现了非平稳信号的平稳化处理。

时间序列的 AR(auto-regressive)模型参数^[11]凝聚了系统状态的重要信息,对系统状态变化的反

映最为敏感。但 AR 模型仅对平稳过程具有较好的分析效果,刀具磨损过程中产生的声发射信号表现为较强的非平稳特征,直接对其进行 AR 建模效果不理想,EMD 分解正好解决了这一问题。因此,基于 EMD 与 AR 模型的信号时域特征提取步骤如下。

1) 对采样信号进行 EMD 分解。

图 3 为在 560 r/min, 0.3 mm/r, 0.4 mm/r 的切削条件下,刀具磨损量 VB 值分别为 0.11 (左列)、0.26 (中列)、0.33 (右列) 时所采集的声发射信号经 EMD 分解的结果。

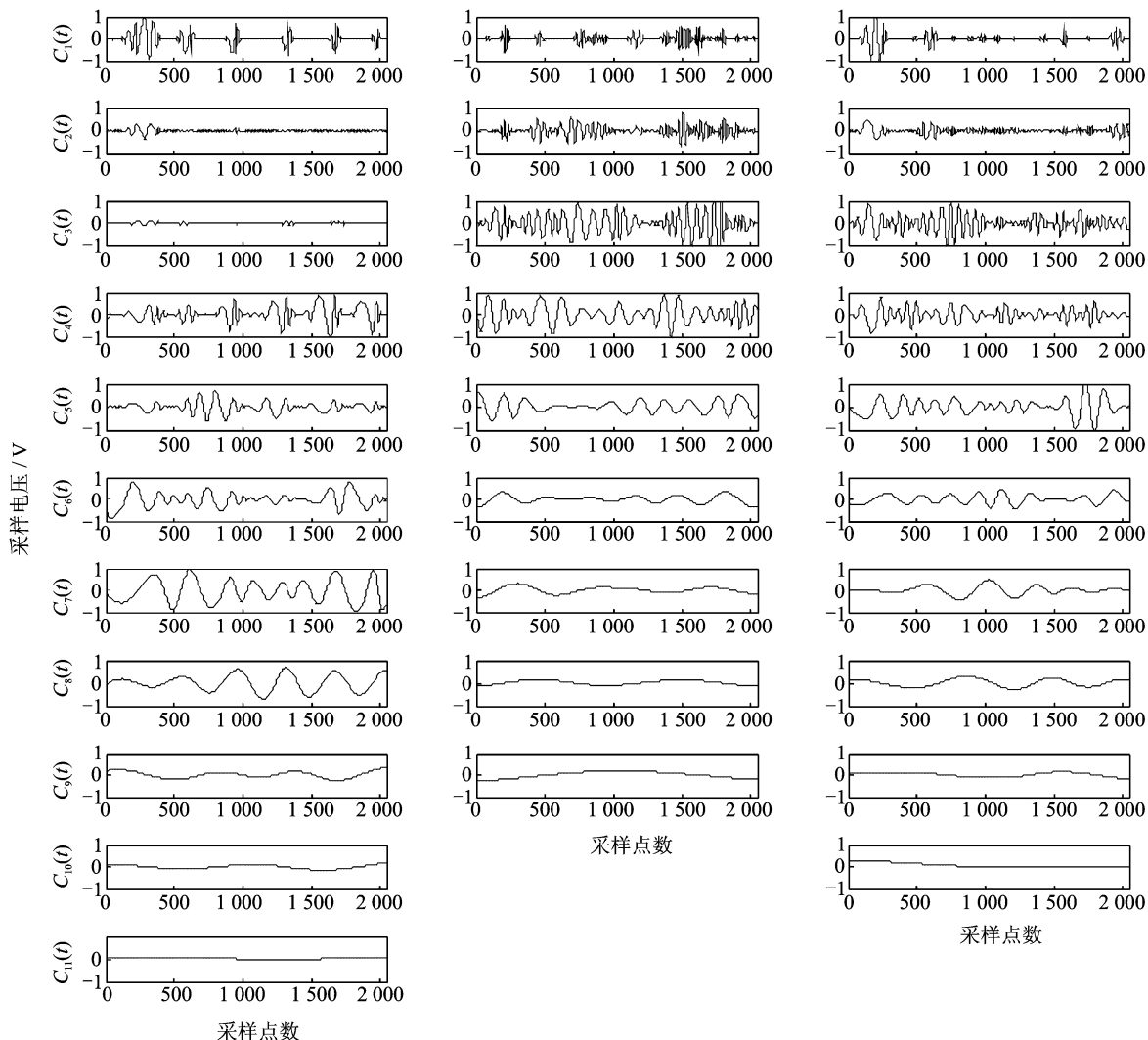


图 3 不同磨损状态信号经 EMD 分解结果

Fig. 3 The EMD decomposition results of different wear state

分析结果表明,不同切削条件、刀具不同磨损状态下采集的数据经 EMD 分解后得到 IMF 分量的个数是不同的,如图 3 所示。为使提取特征向量的维数一致,利用式(1)计算各 IMF 分量与原始信号的相关系数

$$\rho_{XY} = \text{cov}(X, Y) / (\sqrt{D(X)} \sqrt{D(Y)}) \quad (1)$$

其中: $\text{cov}(X, Y)$ 为两序列的协方差; $D(X)$, $D(Y)$ 为序列 X 和序列 Y 的方差。

计算结果表明,前 7 阶 IMF 分量与原信号的相关性较好,携带原信号的主要信息,其余的 IMF 分

量与原信号相关性较差,体现原信号中的噪声成分,如图 4 所示。笔者通过舍弃后面的 IMF 达到信号去噪、降维、归规范化的目的。

2) 建立前 7 阶 IMF 分量的 AR 模型。

采用最小信息准则函数,通过实例计算确定 4 阶为最佳模型阶次,分别建立各 IMF 分量的 4 阶 AR 模型,提取模型的自回归系数构成式(2)所示的 28 维特征向量。建模前先对各 IMF 分量进行归一化处理,以消除切削条件变化的影响。

$$\mathbf{T}_{ar} = [\varphi_{1,1}, \varphi_{1,2}, \dots, \varphi_{1,4}, \varphi_{2,1}, \dots, \varphi_{2,4}, \dots, \varphi_{7,1}, \dots, \varphi_{7,4}] \quad (2)$$

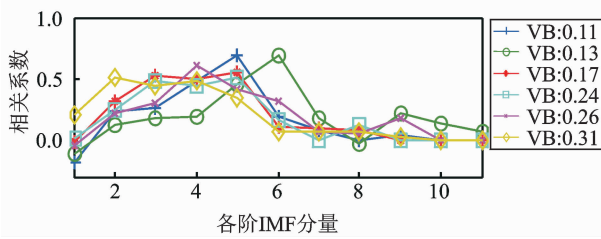


图4 各阶IMF分量与原始信号的相关性

Fig.4 The correlation of each IMF component with the original signal

其中: $\varphi_{m,n}$ ($m=1 \sim 7; n=1 \sim 4$) 表示 m 阶 IMF 分量 4 阶 AR 模型的第 n 个系数。

2.2 基于双谱分析的频域特征提取

双谱是高阶谱分析的一个特例,它涵盖了传统功率谱分析不能表征的信息,这些信息完全可以显示非高斯信号的特征,且均值为零的高斯过程,其双谱为零,因此能有效地消除高斯噪声。双谱分析作为非平稳、非高斯信号特征提取的有效手段,已应用于刀具磨损状态检测中^[12]。

设 $\{x(t)\}$ 为均值为零的 k 阶平稳随机过程,其 k 阶累积量 $c_{kx}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1})$ 是绝对可和的,即

$$\sum_{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k = -\infty}^{+\infty} |c_{kx}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1})| < \infty \quad (3)$$

则 $\{x(t)\}$ 的 k 阶谱定义为 k 阶累积量 $k-1$ 维傅里叶变换

$$S_{k,x}(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{k-1}) = \sum_{\tau_1} \sum_{\tau_2} \dots \sum_{\tau_{k-1}} c_{kx}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1}) \exp(-j\omega^T \tau) \quad (4)$$

其中: $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{k-1}]^T$; $\tau = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1}]^T$ 。

其中,三阶谱 $S_{3,x}(\omega_1, \omega_2)$ 叫做双谱,记为 $B_x(\omega_1, \omega_2)$, 定义为

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1 = -\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2 = -\infty}^{\infty} c_{3,x}(\tau_1, \tau_2) e^{-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2)} \quad (5)$$

笔者采用参数化双谱估计法^[13]计算双谱,基于双谱分析的频域特征提取步骤如下。

1) 对采样信号进行去均值及归一化处理,以消除切削条件变化的影响

$$y(i) = (x(i) - \bar{x}) / \text{std} \quad (6)$$

其中: $\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i / n$; $\text{std} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 / n}$, n 为采样点数。

2) 对归一化后信号进行双谱分析。

图5所示为进给量(0.3 mm/r)和切削深度(0.4 mm)相同、切削速度不同时(a, b, c 三列对应

的切削速度分别为 560, 630 和 800 r/min), 刀具不同磨损阶段的双谱分析图。

从双谱分析等高线图中看出:在相同磨损阶段,磨损信号的双谱差异较小;而在不同的磨损阶段,采样信号的双谱存在明显的差别,且在三种切削速度下均可以区分出来。这说明信号经去均值及归一化处理后的双谱特征可以有效地实现变切削条件下刀具磨损状态的分类。

3) 基于奇异值分解的双谱特征提取。

奇异值是矩阵的固有特征,当信号无噪声或具有较高的信噪比时,奇异值随着秩的增大而迅速减小;而当信号完全由噪声成分构成时,矩阵是列满秩的,各奇异值几乎相等。因此,矩阵的奇异值中,前面若干个比较大,反映信号中的特征成分,其余的值较小,对应信号中的噪声成分。定义奇异谱为

$$p_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^r \lambda_i \quad (i=1, 2, \dots, r) \quad (7)$$

其中: $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_r \geq 0$ 为矩阵的奇异值。

奇异谱分量 p_i 表示各状态变量在整个系统中所占能量的相对关系,通过保留前 s 个奇异谱的方法提取特征向量并降维。奇异谱数量 s 的选取一般根据式(8)确定

$$\left(\sum_{k=1}^s \lambda_k / \sum_{k=1}^r \lambda_k \right) > 85\% \quad (8)$$

采样数据经双谱分析后,得到复数矩阵。对矩阵中的元素取模,构造一个以模为元素的实矩阵 \mathbf{MR} , 对 \mathbf{MR} 进行奇异分解。计算结果表明:在不同切削条件、不同磨损状态下,能量累积贡献率大于 85% 的奇异谱数量并不相同,一般在 10~15 之间。笔者统一选取前 15 个奇异值谱构造特征向量如下

$$\mathbf{T}_{ho} = [p_1, p_2, \dots, p_{15}] \quad (9)$$

图6为 p_1-p_2, p_1-p_3 的二维分布散度图,由图6可以看出,所提取特征的聚类效果是很明显的。

2.3 基于小波包变换的能量特征提取

对不同切削条件、不同磨损阶段所采集的信号进行傅里叶分析,发现信号的频率主要集中在 200 kHz 以下,并且随着刀具磨损的加剧,信号在该频段内的幅值有较大的变化。图7所示为在切削条件为 140 r/min, 0.3 mm/r, 0.4 mm, VB 值分别为 0.146 和 0.347 mm 时,磨损信号傅里叶变换的频谱图。

同时计算信号从低频到高频能量的累积占总能量的百分比,发现绝大多数情况下信号在 0~200 kHz 内的能量占总能量的百分比超过 85%, 个别情况下在 0~230 kHz 内超过 85%。本研究中信

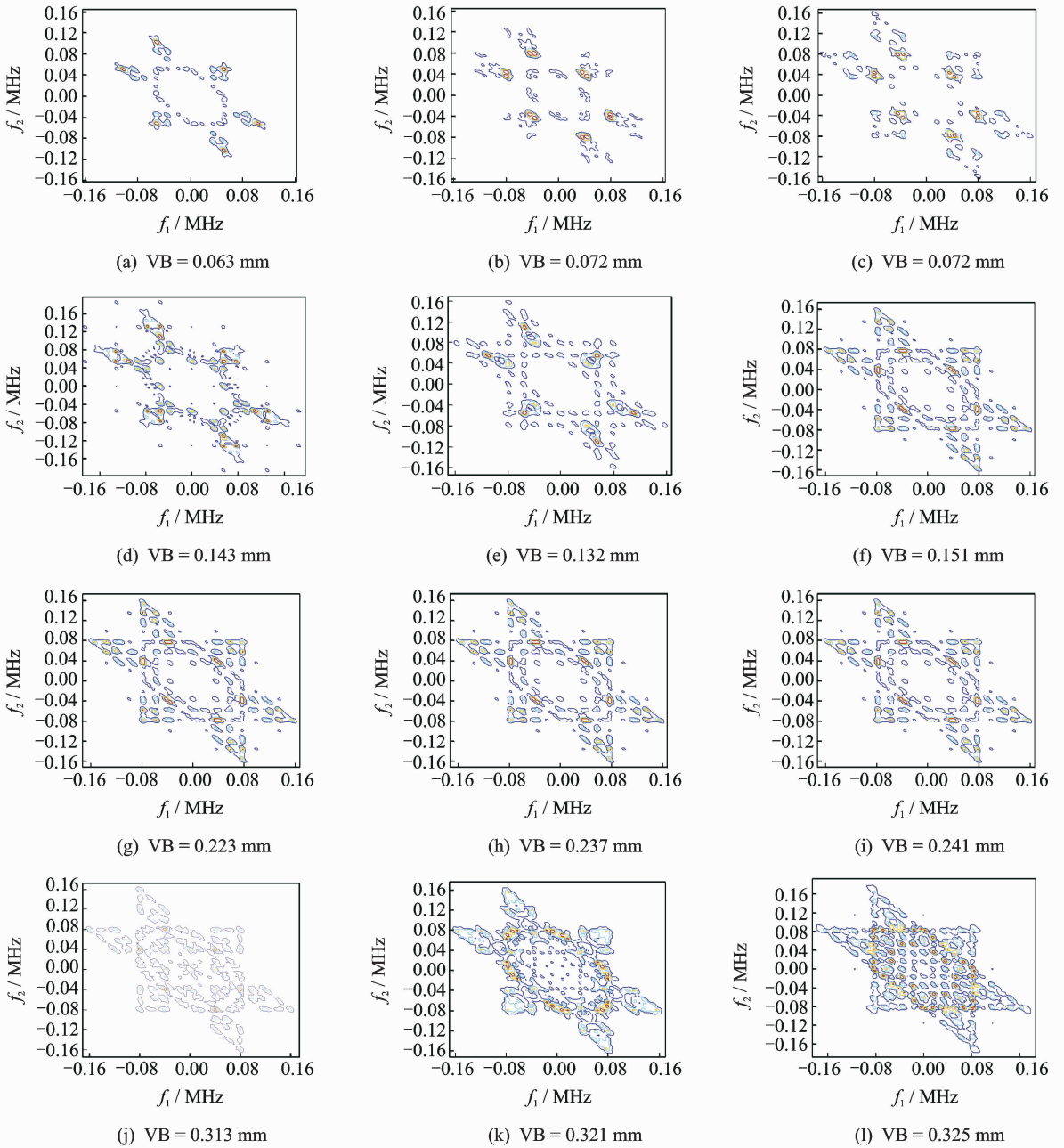


图5 双谱分析等高线图

Fig. 5 The bispectral analysis contour map

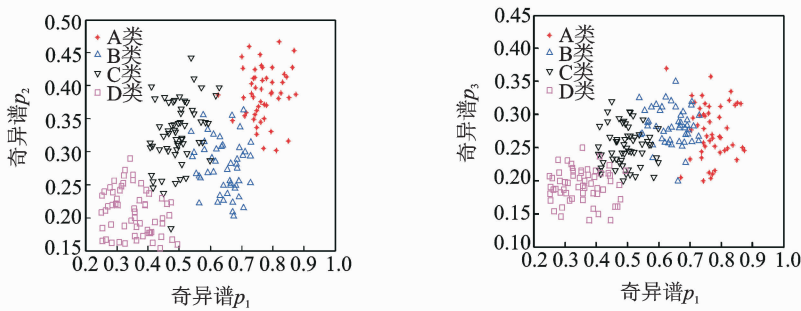


图6 p_1-p_2, p_1-p_3 的散度图

Fig. 6 The divergence chart of p_1-p_2 and p_1-p_3

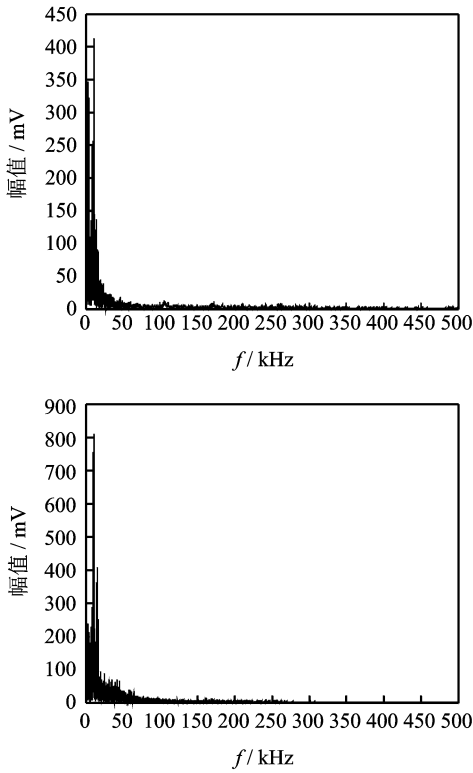


图 7 刀具 2 种磨损状态信号的频谱图
Fig. 7 Two wear states signal spectrum

号的采样频率为 1 MHz。根据采样定理,采样频率 ω_s 和连续信号最高频率 ω_{max} 之间的关系必须满足 $\omega_s \geq 2\omega_{max}$, 从而得出采集有效信号的最高频率为 500 kHz。根据小波包分解理论,对采样信号进行

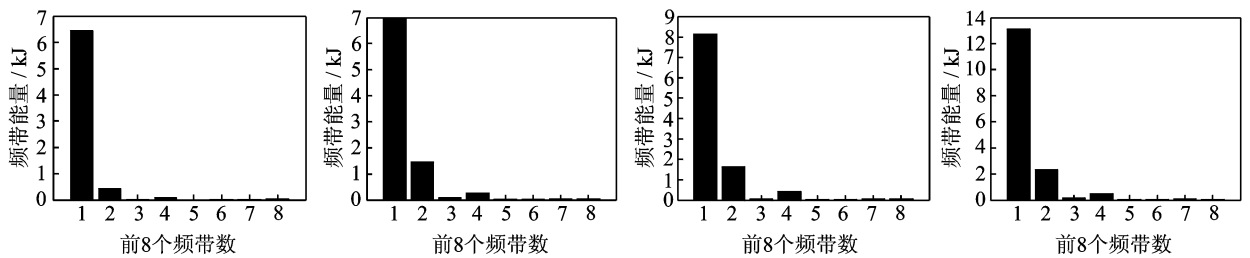


图 8 刀具不同磨损状态 AE 信号的频带-能量图
Fig. 8 The band-energy bar of different tool wear AE signal

2.4 构造联合多特征向量

1) 采集对应不同切削条件、不同磨损状态下的声发射信号,读取 VB 值,建立信号与刀具磨损状态的对应关系。

2) 构造如式(2)所示的 28 维特征行向量 T_{ar} , 如式(9)所示的 15 维特征行向量 T_{ho} 和如式(12)所示的 8 维特征向量 T_{wu} 。

3) 将 T_{ar} , T_{ho} 和 T_{wu} 依次首尾相连,构造如式(13)所示的 51 维联合多特征向量 t

4 层小波包分解,可将信号分解为 16 个频段,那么前 8 个频段将包括信号中频率为 0~256 kHz 的范围。所以只取前 8 个频段的信号作为研究对象,就可以包含原信号中的绝大多数有用信息。基于小波包变换的能量特征的提取步骤如下。

1) 对采样信号进行 4 层小波包分解,提取前 8 个频段的小波包分解系数并重构,得到各频带内的时域信号 $S_{4,0} \sim S_{4,7}$ 。

2) 求各频带信号的能量 $e_{4,j} (j=0,1,\dots,7)$

$$e_{4,j} = \int |s_{4,j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2 \quad (10)$$

其中: $x_{jk} (j=0,1,\dots,7; k=0,1,\dots,n)$ 表示重构信号 $s_{4,j}$ 的离散点的幅值。

3) 以 8 个频段内信号的能量为元素构造特征向量 T , 则 T 表示为

$$T = [e_{40}, e_{41}, e_{42}, e_{43}, e_{44}, e_{45}, e_{46}, e_{47}] \quad (11)$$

考虑到变切削条件下刀具磨损状态的监测问题,笔者对能量特征进行了归一化处理

$$T_{wu} = [E_0, E_1, \dots, E_7] \quad (12)$$

其中: $E_i = e_{4i}/E, (i=0,1,\dots,7)$ 为归一化处理后的能量特征; E 为信号总能量, $E = (\sum_{j=0}^7 |e_{4j}|^2)^{1/2}$ 。

在切削条件为 220 r/min, 0.3 mm/r, 0.51 mm, VB 值分别为 0.083, 0.143, 0.252 和 0.324 mm 时,小波包分解前 8 个频段的能量图如图 8 所示。

$$t = [T_{ar} \quad T_{ho} \quad T_{wu}] \quad (13)$$

3 基于核主元分析的融合特征构造

核主元分析^[14]是一种常用的高维数据线性降维和特征提取方法,它通过构造一组新的潜隐变量来降低原始数据空间的维数,再从新的映射空间中抽取主要变化的信息,提取统计特征。新映射空间中的变量由原始数据变量的线性组合构成,彼此正交,消除了变量间的关联性,最大限度地携带原变量

的有用信息,从而降低了投影空间的维数。

本研究以表3所列的9种切削条件及表2所示的刀具磨损等级为例说明融合特征的构造方法。

表3 实验所选切削参数

Tab.3 Experimental cutting parameters

序号	切削速度/ ($r \cdot \text{min}^{-1}$)	进给量/ ($\text{mm} \cdot r^{-1}$)	切削深度/ mm	序号	切削速度/ ($r \cdot \text{min}^{-1}$)	进给量/ ($\text{mm} \cdot r^{-1}$)	切削深度/ mm
1	140	0.30	0.4	6	220	0.51	0.6
2	140	0.15	0.2	7	280	0.15	0.6
3	140	0.51	0.6	8	280	0.30	0.2
4	220	0.30	0.6	9	280	0.51	0.6
5	220	0.51	0.2				

在同一切削条件下,采集刀具从初期磨损到剧烈磨损的样本50组,9种切削条件下共选取450组样本。分别构造联合多特征向量,组成一个 450×51 的联合特征向量矩阵 \mathbf{M} ,矩阵的每行代表一个样本的联合特征。对矩阵 \mathbf{M} 进行核主元分析,得到 51×51 的主成分系数矩阵 $\mathbf{A}_{\text{coeff}}$

$$\mathbf{A}_{\text{coeff}} = \begin{bmatrix} kp_{1,1} & kp_{2,1} & \cdots & kp_{51,1} \\ kp_{1,2} & kp_{2,2} & \cdots & kp_{51,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ kp_{1,51} & kp_{2,51} & \cdots & kp_{51,51} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$\mathbf{A}_{\text{coeff}}$ 矩阵中的第 i 列是第 i 个主成分的系数向量。同时计算样本协方差矩阵的特征值向量,它是由51个特征值构成的列向量,特征值按降序排列,对应每一主成分对整体贡献的大小。由图9可以看出,前10个主元的累积贡献率超过85%,因此,选取前10个主元,这样主成分系数矩阵 $\mathbf{A}_{\text{coeff}}$ 变为如下的 51×10 的矩阵

$$\mathbf{A}_{\text{coeff}} = \begin{bmatrix} kp_{1,1} & kp_{2,1} & \cdots & kp_{10,1} \\ kp_{1,2} & kp_{2,2} & \cdots & kp_{10,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ kp_{1,51} & kp_{2,51} & \cdots & kp_{10,51} \end{bmatrix} \quad (15)$$

对于一个新的样本,按照联合特征向量的构造方法,构造出51维联合特征向量 $\mathbf{t}_{\text{new}} = [t_1, t_2, \dots, t_{51}]$,然后向新的主元投影,就得到降维后的融合特征向量 $\mathbf{T}_{\text{new}} \in \mathbf{R}^{1 \times 10}$,这样特征向量从51维降为10维,投影算法如下

$$\mathbf{T}_{\text{new}} = [t_1, t_2, \dots, t_{51}] \times \begin{bmatrix} kp_{1,1} & kp_{2,1} & \cdots & kp_{10,1} \\ kp_{1,2} & kp_{2,2} & \cdots & kp_{10,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ kp_{1,51} & kp_{2,51} & \cdots & kp_{10,51} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{1 \times 10} \quad (16)$$

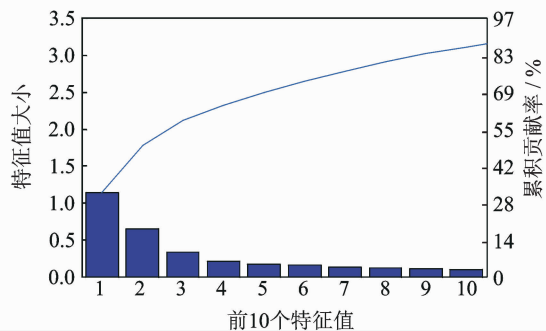


图9 主元的贡献率及累积贡献率

Fig.9 Contribution rate of the principal component and cumulative contribution rate

图10为融合特征向量 \mathbf{T}_{new} 中不同主元的二维散度图。由图10可以看出,经KPCA降维后的融合特征具有较好的聚类能力。

4 基于LS-SVM的刀具状态分类

将融合特征向量分为二组,一组用于训练,一组用于验证。两组样本数都为200个,其中A类样本20个,其余每种类别各60个。

采用LS-SVM^[6,15]进行分类,径向基核函数参数 σ 和惩罚参数 γ 的选择直接影响所建模型的识别精度。笔者采用交叉验证法优化参数,表4列出了选用不同的 σ 和 γ 值对分类准确率的影响。在选定优化参数的情况下,各类别的识别率及总体识别率如表5有浅色底纹行所示。

表4 采用不同的参数 σ 和 γ 对分类准确率的影响

Tab.4 The impact on the classification accuracy with different parameters σ and γ

σ	γ				
	2	0.2	0.1	0.08	0.04
30.0	0.545	0.600	0.910	0.910	0.610
18.8	0.545	0.610	0.920	0.910	0.615
10.0	0.525	0.620	0.915	0.905	0.605

为了验证融合特征的优劣,笔者分别采用EMD法、双谱分析法、小波分析法等提取的单一特征以及联合特征送入LS-SVM进行识别,结果如表5所示。识别结果表明:a.采用融合特征进行识别具有最高的识别准确率;b.比较融合特征与联合特征的识别率可以得出,主元分析可以有效地消除各变量间的冗余,去除次要特征,有效减少了特征的维数,减少了后续训练和识别的时间,避免了“维数灾难”,提高了识别的准确率;c. A类样本的识别率均最低,

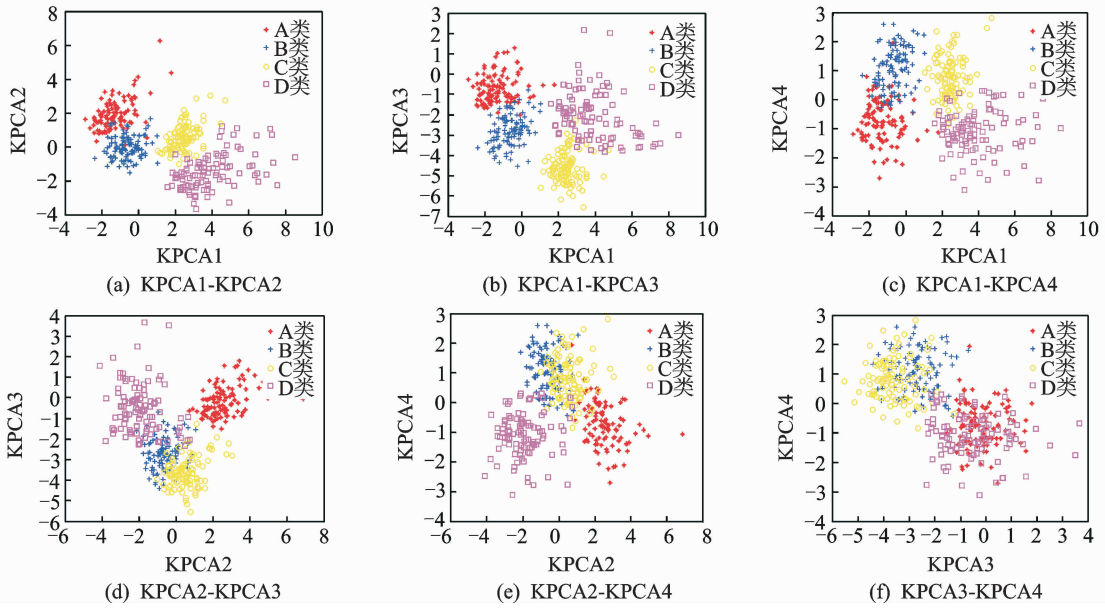


图 10 不同主元的散度图

Fig. 10 The divergence chart of different principal component

表 5 选用不同特征的识别率比较

Tab. 5 The recognition rate comparison of different characteristics

特征	A 类	B 类	C 类	D 类	总识别率
融合特征	0.800	0.933	0.917	0.950	0.920
EMD 法	0.800	0.900	0.883	0.917	0.890
双谱分析	0.850	0.900	0.900	0.917	0.900
小波分析	0.800	0.867	0.867	0.900	0.870
联合特征	0.800	0.883	0.867	0.900	0.875

这是由于在切削过程中,刀具在初始阶段磨损较快,采集到的 A 类样本较少,且磨损量多分布在 0.067~0.083 mm 之间,样本覆盖范围较窄,导致训练阶不够充分,从而影响整体识别率,但是这类样本的误识别并不影响刀具的使用性能。进一步比较 LS-SVM 与 SVM 及 BP 神经网络、RBF 神经网络在分类方面的性能,采用融合特征分别送入以上分类器,分类结果如表 6 所示。

表 6 选用不同识别方法的识别率比较

Tab. 6 The recognition rate comparison of different methods

识别方法	A 类	B 类	C 类	D 类	总识别率
LS-SVM	0.800	0.933	0.917	0.950	0.920
SVM	0.800	0.933	0.917	0.933	0.915
RBF	0.700	0.917	0.917	0.933	0.900
BP	0.650	0.917	0.917	0.933	0.895

结果表明,采用不同的识别方法,B,C 和 D 类的识别结果大至相近,但是 LS-SVM,SVM 对 A 类

的识别率明显高于 RBF 和 BP 网络。这表明 LS-SVM,SVM 在小样本的识别上要优于神经网络。通过对不能正确分类样本的进一步分析发现,这类样本多集中在磨损分类的过渡阶段,不论采用哪种特征提取方法,这类样本的特征都比较接近。

5 结 论

1) 笔者提出的融合特征与单一特征或联合特征相比,可以更有效地刻画刀具磨损过程产生的声发射信号,得到最高的识别率。在不增加监测成本及设备安装复杂性的基础上,采用融合特征实现刀具状态监测,为实用刀具磨损监测系统的开发研制提供了一条可借鉴的途径。

2) 径向基核函数参数 σ 和惩罚参数 γ 的选择直接影响所建 LS-SVM 模型的分类识别精度。在小样本的情况下,LS-SVM 方法用于刀具磨损状态识别在实例计算中要优于神经网络识别方法,得到较满意的结果。

3) 错误识别的样本大多集中在刀具磨损的过渡阶段,为了提高识别的准确率,找到更为有效的信号特征提取方法将是下一步研究的主要目标。

参 考 文 献

[1] Zhu Kunpeng, Wong Y S, Hong G S. Wavelet analysis of sensor signals for tool condition monitoring: a re-

- view and some new results[J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2009, 49(7): 537-553.
- [2] Dutta S, Datta A, Das Chakladar D, et al. Detection of tool condition from the turned surface images using an accurate grey level co-occurrence technique[J]. *Precision Engineering*, 2012, 36(3): 458-466.
- [3] Zhu Kumpeng, Wong Y S, Hong G S. Multi-category micro-milling tool wear monitoring with continuous hidden Markov models[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(2) 547-560.
- [4] 康晶,冯长建,胡红英. 刀具磨损监测及破损模式识别[J]. *振动、测试与诊断*, 2009, 29(1):5-9.
Kang Jing, Feng Changjian, Hu Hongying. Tool wear monitoring and pattern recognition of tool failure[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2009, 29(1):5-9. (in Chinese)
- [5] Cuneyt A, Metin Ertunc H, Hasan O. Tool wear condition monitoring using a sensor fusion mode based on fuzzy inference system [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(2):539-546.
- [6] Sultan B, Shihab A, Sohyung C, et al. Machine ensemble approach for simultaneous detection of transient and gradual abnormalities in end milling using multisensor fusion [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2009, 209(10): 4728-4738.
- [7] Ghosh N, Ravi Y B, Patra P, et al. Estimation of tool wear during CNC milling using neural network-based sensor fusion[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(1):466-479.
- [8] Ibrahim D, Khaled A, Firas H. On modeling of tool wear using sensor fusion and polynomial classifiers[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(5): 1719-1729.
- [9] 郑建明. 基于 HMM 的多特征融合钻头磨损监测技术的研究[D]. 西安:西安理工大学, 2004.
- [10] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454: 903-995.
- [11] 王海丽,马春翔,邵华,等. 车削过程中刀具磨损和破损状态的自动识别[J]. *上海交通大学学报*, 2006, 40(12):2057-2062.
Wang Haili, Ma Chunxiang, Shao Hua, et al. The tool wear and breakage monitoring in turning using neural network[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2006, 40(12): 2057-2062. (in Chinese)
- [12] 李锡文,杨明金,谢守勇,等. 铣削加工刀具磨损过程双谱分析[J]. *农业机械学报*, 2007, 38(9): 143-146.
Li Xiwen, Yang Mingjin, Xie Shouyong, et al. Bispectral analysis of cutter wear process in milling operation[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2007, 38(9): 143-146. (in Chinese)
- [13] 李勇,徐震. Matlab 辅助现代工程数字信号处理[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2002:219-238.
- [14] Elangovan M, Devasenapati S B, Sakthivel N R, et al. Evaluation of expert system for condition monitoring of a single point cutting tool using principle component analysis and decision tree algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(4):4450-4459.
- [15] Elangovan M, Sugumaran V, Ramachandran K I, et al. Effect of SVM kernel functions on classification of vibration signals of single point cutting tool[J]. *Expert Systems with Application*, 2011, 38(12): 15202-15207.



第一作者简介:关山,男,1970年6月生,教授。主要研究方向为机械制造及其自动化。曾发表《基于 EMD 与 LS-SVM 的刀具磨损识别方法》(《北京航空航天大学学报》2011年第37卷第2期)等论文。

E-mail:Guanshan1970@163.com

