基于 EMD 与 LS-SVM 的刀具磨损识别方法

关 山 王龙山 聂 鹏

（吉林大学 机械科学与工程学院，长春 130025） （沈阳航空航天大学 机电工程学院，沈阳 110136）

摘 要：针对刀具磨损声发射信号的非平稳特征和 BP 神经网络学习算法收敛速度慢、易陷入局部极小值等问题，提出了基于经验模态分解和最小二乘支持向量机的刀具磨损状态识别方法. 首先对声发射信号进行经验模态分解，将其分解为若干个固有模态函数之和，然后分别对每一个固有模态函数进行自回归建模，最后提取每一个自回归模型的系数组成特征向量，特征向量被分为两组，一组用于对最小二乘支持向量机训练，另一组用于识别刀具磨损状态. 试验结果表明：该方法能很好地识别刀具磨损状态，与 BP 神经网络相比具有更高的识别率.

关 键 词：刀具磨损状态识别；最小二乘支持向量机；经验模态分解；自回归模型

中图分类号：TH 165.3

文献标识码：A **文 章 编 号**：1001-5965(2011)02-0144-05

Identification method of tool wear based on empirical mode decomposition and least squares support vector machine

Guan Shan Wang Longshan

(College of Mechanical Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130025, China)

Nie Peng

(Shengyang Aerospace University, Mechanical and Electrical Engineering Institute, Shengyang 110136, China)

Abstract: In view of the non-stationary characteristics of acoustic emission signal of tool wear, and the slow convergence rate of learning algorithm and easily dropping into the local minimum value for back propagation neural networks, a novel method of tool wear state identification based on empirical mode decomposition and least squares support vector machine was proposed. Firstly, the empirical mode decomposition method was used to decompose the collected acoustic emission signals into a number of stationary intrinsic mode function, and then autoregressive model of each intrinsic mode function was established respectively. Finally, auto regression model coefficients were selected to constitute the feature vector. The feature was divided into two groups, one group was used to train the least squares support vector machine and the other was used to identify the tool wear state. The identification result proves that this method is superior to neural network, and it has a higher identification rate. It is proved that this method is efficient and feasible.

Key words: tool wear condition monitoring; least squares support vector machine; empirical mode decomposition; auto regressive model

在金属切削过程中会产生非常丰富的声发射信号(AE, Acoustic Emission signal)[1]，声发射信号直接来源于切削区，频率高，避开了加工过程中振动和环境噪声污染严重的低频区，受切削条件和刀具参数变化的影响小，抗环境干扰能力强，灵敏度较高，因此被越来越多的应用于刀具磨损监测[2-4]. 经验模态分解(EMD, Empirical Mode Decomposition)[5]是一种自适应的信号分解方法. 该

收稿日期：2010-08-03

基金项目：辽宁省教育厅重点实验室资助项目(LS2010117)

作者简介：关 山(1970－)，男，吉林省吉林人，副教授，guanshan1970@yahoo.cn.

方法不受不确定原理的束缚,在时域、频域同时具有很高的分辨率,在许多领域[6-7]都得到应用. 最小二乘支持向量机(LS-SVM, Least Squares Support Vector Machine)[8-9]是基于结构风险最小化原则的模式识别方法,解决了小样本、非线性、高维数和局部极小值等实际问题. 本文结合金属切削过程中声发射信号非平稳性的特点,采用经验模态分解方法将声发射信号分解为多个平稳的固有模态函数(IMF, Intrinsic Mode Function)之和,然后分别对每个 IMF 分量建立自回归(AR, Auto Regression)模型,提取模型系数组成特征向量,作为 LS-SVM 的输入参数对刀具的磨损状态进行识别.

1　刀具磨损实验系统及试验方法

试验系统如图 1 所示,传感器采用北京鹏祥公司的 PXR30 谐振式声发射传感器,谐振频率为 300 kHz,频带带宽为 80 ~ 400 kHz,较高的频率既能有效地接收到感兴趣信号的高频成份,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,对数据的整体把握较好. 传感器依靠磁力作用紧紧吸附在刀柄上. 前置放大器为鹏祥公司的 PXPA Ⅱ 宽带声发射前置放大器,其带宽 15 ~ 2 000 kHz,增益为 40 dB. 预处理实现对与刀具磨损相关的声发射信号的带通滤波,硬件电路自制,可实现通带的选择. 数据采集卡为研华公司的 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. 试验材料为高温合金 GH4169,刀片为肯纳公司的 KC9125 硬质合金涂层刀片,采用 CKA6136i 型数控车床进行车削试验.

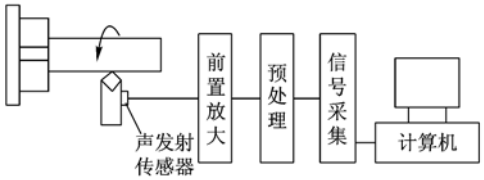


图 1　声发射数据采集系统示意图

试验的目的是研究刀具磨损量(用后刀面磨损量 VB 值表示)与切削参数(切削速度、进给量、切削深度)之间的关系. 3 种切削参数的不同取值组合形成多种不同的切削条件,这就需要做大量的切削实验,这在实际中是不可行的. 为此设计了 3 组 $L_9(33)$ 正交试验,共 27 个不同切削参数组合. 试验方法如下:对于一个确定的切削条件,取新刀片 1 进行切削试验,切削 10 s 后停车,采集 6 ~ 10 s 间的数据,取下刀片,测量 VB 值;更换新刀片 2,在同样的切削条件下切削 20 s,采集 15 ~ 20 s间的数据,取下刀片,测量 VB 值;根据刀片磨损量 VB 值大小,适当调整切削时间,每次切削都更换新刀片,只记录本次切削时间内后 5 s 的数据,测量 VB 值,这 5 s 的数据代表刀具磨损到当前状态时的特征,这个过程反复进行,直到刀片磨损. 改变切削条件,重复以上步骤,完成切削试验. 采用这种方法大大减少了采集的数据量,同时又符合实际的切削过程. 图 2 为在切削速度为 560 r/min、进给量为 0. 3 mm/r、切削深度为 0.4 mm时,刀具在 4 种磨损状态(各子图从上至下分别对应 VB 值为 0. 11,0. 17,0. 24,0. 33 mm)下 16384 个采样点的时序图.

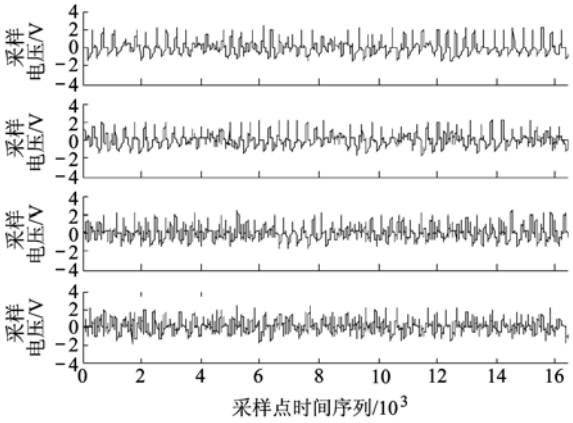


图 2　刀具不同磨损阶段的声发射信号

2　刀具磨损信号特征的提取

2.1　经验模态分解原理

EMD 方法可把一个复杂的非平稳信号分解为有限个 IMF 之和. 任何一个 IMF 必须满足以下 2 个条件:①在整个数据长度中,极值点和过 0 点的数目必须相等或至多相差一个;②在任意数据点,局部极大值的包络和局部极小值的包络的均值为 0. EMD 的具体分解步骤如下:

1) 确定信号所有的局部极值点,然后用三次样条线分别将局部极大值、局部极小值连接起来形成上、下包络线. 求出上、下包络线的均值 $m_1(t)$.

2) 用原始数据序列 $x(t)$ 减去 $m_1(t)$,得到一个去掉低频的新数据序列:

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \tag{1}$$

根据 IMF 必须满足的 2 个条件,判断 $h_1(t)$ 是否为 IMF,若 $h_1(t)$ 不是 IMF,将 $h_1(t)$ 作为新的 $x(t)$,重复执行步骤 1) 和步骤 2),直到 $h_1(t)$ 满足 IMF 条件,记 $c_1(t) = h_1(t)$,$c_1(t)$ 为原信号中频率最高的 IMF 分量.

3) 计算 $x(t)$ 与 $c_1(t)$ 的残差 $r(t)$:

$$r(t) = x(t) - c_1(t) \tag{2}$$

将 $r(t)$ 作为新的 $x(t)$,重复步骤 1)和步骤 2)计算过程,依次得到 $c_2(t)$,$c_3(t)$,…. 直到 $c_n(t)$ 或 $r(t)$ 满足给定的终止条件时,筛选结束. 最终,原始数据序列 $x(t)$ 可由这些 IMF 分量及一个趋势项 $r(t)$ 表示:

$$x(t) = \sum_{i=1}^{k} c_i(t) + r(t) \tag{3}$$

式中,各 IMF 分量 $c_1(t)$,$c_2(t)$,…,$c_k(t)$ 分别包含了信号从高到低不同频率段的成分.

试验数据表明:对不同磨损阶段的声发射信号进行 EMD 分解,得到 8 ~ 11 个数目不等的 IMF 分量(本文将趋势项作为最后一个 IMF 分量). 为了使特征向量的维数一致,利用式(4) 计算各 IMF 分量与原始信号的相关系数.

$$\rho_{XY} = \mathrm{cov}(X,Y)/(\sqrt{D(X)}\ \sqrt{D(Y)}) \tag{4}$$

式中,$\mathrm{cov}(X,Y)$ 为两序列的协方差;$D(X)$,$D(Y)$ 为序列 X 和序列 Y 的方差. 从得到的相关系数发现:不同磨损阶段的信号经 EMD 分解后,$c_2(t)$ ~ $c_6(t)$ 分量与原信号的相关性较好,而 $c_1(t)$ 及 $c_7(t)$ 以后的各 IMF 分量与原信号相关性较差,如图 3 所示. 同时对原信号及各 IMF 分量作傅氏变换,发现原信号的主要频率成份主要分解到 $c_3(t)$ ~ $c_6(t)$ 分量上. 因此将 $c_1(t)$ ~ $c_6(t)$ 作为独立的 IMF 分量,而将 $c_7(t)$ 及以后各分量合并,重新构造一个新的 IMF 分量 $c_7(t)$.

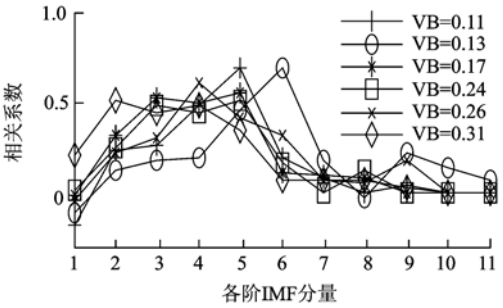
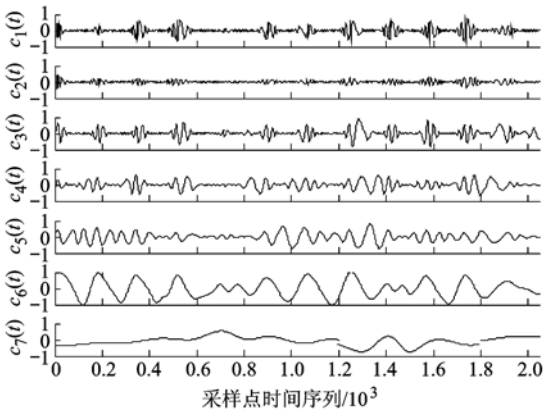


图 3 各阶 IMF 分量与原始信号的相关性

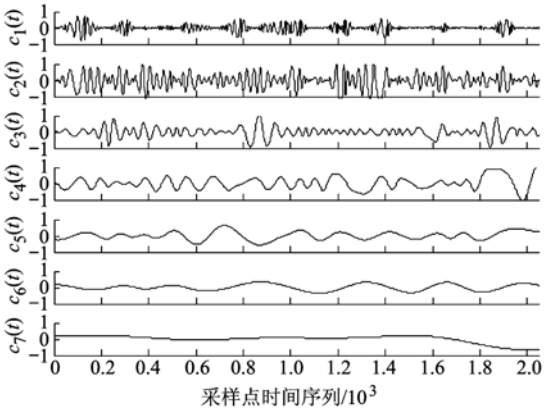
图 4a、图 4b 分别对刀具磨损量 VB 值为 0.11 mm和 0.31 mm 时所采集的信号进行 EMD 分解,然后合并 $c_7(t)$ 及以后各分量的结果. 各子图从上至下依次对应分解后的 IMF 分量:$c_1(t)$ ~ $c_7(t)$,表示原信号分解到各频率成份的大小.

2.2 固有模态函数 AR 模型的建立及特征提取

AR 模型的模型参数[3,10-11]凝聚了系统状态的重要信息,对系统状态的变化反映最为敏感. 准确的 AR 模型能够很好地表达动态系统的客观规律. n 阶自回归模型 AR(n)可描述如下:



a VB 值为 0.11 mm



b VB 值为 0.31 mm

图 4 不同 VB 值时采样信号 EMD 分解结果
(采样 2048 点)

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \cdots + \phi_n x_{t-n} + \varepsilon_t \tag{5}$$

式中,ϕ_k($k = 1,2,\cdots,n$)为 AR(n)模型参数;ε_t 为模型残差,是均值为 0、方差为 σ^2 的白噪声序列. 从式(5)中看出,建立 AR 模型的关键就是模型的定阶和参数的估计. 本文采用 AIC(An Inforation Criterion)准则确定模型的阶次. AIC 准则如式(6):

$$A_n = N\ln(\sigma^2) + 2n \tag{6}$$

式中,N 为数据长度,在建模过程中先初定模型阶次,估计出模型参数,计算 A_n 值,然后取不同的 n 值,反复计算,当 A_n 取最小值时,对应的 n 就是最佳的模型阶次. 模型参数的估计采用最小二乘法,AR(n)模型用矩阵表示为

$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{X\Phi} + \boldsymbol{\varepsilon} \tag{7}$$

式中

$$\boldsymbol{Y} = [x_{n+1}, x_{n+2}, \cdots, x_N]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{\Phi} = [\phi_1, \phi_2, \cdots, \phi_n]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_{n+1}, \varepsilon_{n+2}, \cdots, \varepsilon_N]$$

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} x_n & x_{n-1} & \cdots & x_1 \\ x_{n+1} & x_n & \cdots & x_2 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_{N-1} & x_{N-2} & \cdots & x_{N-n} \end{bmatrix}$$

根据多元回归理论,则 $\boldsymbol{\Phi}$ 的最小二乘估计为

$$\boldsymbol{\Phi} = (\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y} \tag{8}$$

AR 模型只适用于平稳信号的分析,而刀具磨损声发射信号表现为非平稳特征,经 EMD 分解后得到的固有模态函数即可满足要求. 特征提取步骤如下:

1) 利用式(6)计算各阶 IMF 分量的最佳模型阶次 $n_i(i=1,2,\cdots,7)$. 为了消除切削条件对 AR 模型的影响,建模前采用式(9)对各阶 IMF 分量进行能量归一化处理.

$$\hat{c}_i(t) = c_i(t) \Big/ \sqrt{\sum_{t=1}^{N} c_i^2(t)} \tag{9}$$

2) 根据所确定的最佳模型阶次,建立各阶 IMF 分量的 AR(n_i)模型.

3) 提取 AR(n_i)的参数,将各参数按行排列,构造对应刀具不同磨损阶段的特征向量.

对大量的实验数据经步骤 1)计算发现:不论刀具磨损量的大小,对各阶 IMF 分量,绝大多数情况下当 $n>5$ 后,其 A_n 值变化很小,并且明显小于 n 为 1 ~ 5 时 A_n 值. 因此对各 IMF 分量,建立 AR(5)模型,取其系数组成 35 维特征向量. 将不同磨损阶段的数据重复上述处理过程,建立特征向量与 VB 值的对应关系,这些特征向量将作为后续 LS-SVM 的训练及测试样本.

3　基于 LS-SVM 的磨损状态分类器

支持向量机(SVM, Support Vector Machine)具有良好的泛化能力,较好地解决了小样本、非线性、高维数、局部极小等实际问题. 但是标准 SVM 训练样本时需要求解二次规划问题,训练速度较慢. 为此文献[8]改变了标准 SVM 的约束条件和风险函数,导出了一种新的 SVM——LS-SVM.

3.1　LS-SVM 分类原理

设给定样本集为 (x_i,y_i), $x_i \in \mathbf{R}^n$, $y_i \in \{-1,+1\}$, $i=1,2,\cdots,l$. 将 SVM 优化问题的约束条件由不等式改为等式,并将经验风险函数改为二次函数. 则优化问题变为

$$\left.\begin{aligned} &\min J(\boldsymbol{w},\boldsymbol{b},\boldsymbol{e}) = \frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|^2 + \frac{\gamma}{2}\sum_{i=1}^{l} e_i^2 \\ &\text{s.t. } y_i[\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\phi(x_i) + \boldsymbol{b}] = 1 - e_i \quad i = 1,2,\cdots,l \end{aligned}\right\} \tag{10}$$

式中,$\phi(x_i)$ 为输入空间到特征空间的映射; $\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\phi(x_i)+b$ 为高维特征空间中分类超平面; $\gamma>0$ 为惩罚系数; e_i 为松弛因子. 根据优化约束理论,引入如下拉格朗日函数:

$$L(\boldsymbol{w},\boldsymbol{b},\boldsymbol{e},\boldsymbol{\alpha}) = J(\boldsymbol{w},\boldsymbol{b},\boldsymbol{e}) - \sum_{i=1}^{l}\alpha_i\{y_i[\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\phi(x_i)+\boldsymbol{b}] - 1 + e_i\} \tag{11}$$

式中,$\alpha_i(i=1,2,\cdots,l)$ 为 Lagrange 乘子,根据 KKT(Karush-Kuhn-Tucker)优化条件有

$$\left.\begin{aligned} &\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{w}} = 0 \Rightarrow \boldsymbol{w} = \sum_{i=1}^{l}\alpha_i y_i \phi(x_i) \\ &\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{b}} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^{l} y_i\alpha_i = 0 \\ &\frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \Rightarrow \alpha_i = \gamma e_i \\ &\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \Rightarrow y_i[\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\phi(x_i)+\boldsymbol{b}] = 1 - e_i \end{aligned}\right\} \tag{12}$$

上述条件可写成一个线性系统,即

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{I} & 0 & 0 & -\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}} \\ 0 & 0 & 0 & -\boldsymbol{Y}^{\mathrm{T}} \\ 0 & 0 & \gamma\boldsymbol{I} & -\boldsymbol{I} \\ \boldsymbol{Z} & \boldsymbol{Y} & \boldsymbol{I} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{w} \\ \boldsymbol{b} \\ \boldsymbol{e} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \boldsymbol{1} \end{bmatrix} \tag{13}$$

式中,$\boldsymbol{Z} = [\phi(x_1)^{\mathrm{T}}y_1, \cdots, \phi(x_n)^{\mathrm{T}}y_n]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{Y} = [y_1, \cdots, y_n]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{1} = [1,\cdots,1]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{e} = [e_1,\cdots,e_n]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1,\cdots,\alpha_n]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{I} \in \mathbf{R}^{n\times n}$ 为单位矩阵. 消除 $\boldsymbol{w}$ 和 $\boldsymbol{e}$,并结合 Mercer 条件式(13)可写成:

$$\begin{bmatrix} 0 & -\boldsymbol{Y}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{Y} & \boldsymbol{\Omega} + \gamma^{-1}\boldsymbol{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{b} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{1} \end{bmatrix} \tag{14}$$

式中,$\boldsymbol{\Omega} = y_i y_j K(x_i,x_j)$, $K(x_i x_j)$ 为核函数. 求解式(14)得到 $\boldsymbol{b},\boldsymbol{\alpha}$,则可以得到 LS-SVM 分类函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{l}\alpha_i y_i K(x,x_i) + \boldsymbol{b} \tag{15}$$

模式向量 $\boldsymbol{x}$ 的类别由判别函数式(16)决定.

$$y(\boldsymbol{x}) = \mathrm{sign}(f(\boldsymbol{x})) \tag{16}$$

SVM 通常只考虑两类分类问题,在多类分类问题时,需要将多类分类问题转换为两类分类问题,本文选取最小输出编码方案(MOC, Minimum Output Coding).

3.2　分类结果及误差分析

根据后刀面磨损量 VB 值,将刀具磨损分成 3 类,见表 1.

表 1　刀具磨损分类

VB 值	名称	代号
VB < 0.1	锋利刀具	1
0.1 < VB < 0.2	正常磨损	2
VB > 0.3	磨损刀具	3

将特征向量依据磨损量大小分为两组:一组用于训练,另一组用于验证. 两组样本数都为 36 个,每种磨损类别各 12 个. 用于验证的 36 组数据正确分类 33 组,准确率达 91.7%. 进一步分析发

现,不能正确分类的数据都集中在磨损分类的过渡阶段. 图 5 为部分测试数据的分类结果,从中可见,在各类的分界处往往会交叉,使得分类发生错误. 因为在多次的切削实验中发现后刀面的磨损并不是均匀出现的,有时会在局部出现较大的磨损,而其它的位置磨损量很小,有时整个后刀面的磨损量 VB 值可以归为锋利刀具时,却出现较大的(VB > 0.3)边缘磨损. 这些现象的发生都会影响声发射信号,而对这类磨损的归类则直接影响 SVM 的训练及分类.

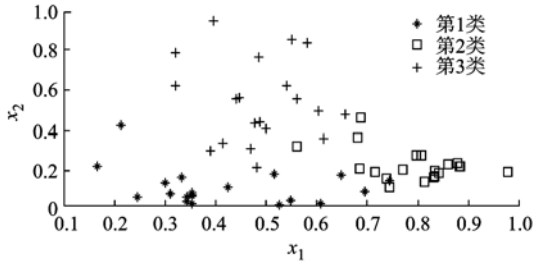


图 5 部分测试数据的分类结果

刀具磨损切削试验是既耗时又耗材的,因此取得一个完整的样本数据相对较困难. 为了比较验证在小样本下 SVM 的识别能力,构造 35-10-3BP 网络进行对比识别实验. 二种分类器采用同样的 15 组(每种刀具磨损类别各 5 组)训练样本进行训练,然后采用 30 组样本识别,BP 网络正确识别出 25 组,识别率为 83.3%,而 LS-SVM 识别出 27 组,识别率为 90%,明显高于 BP 网络的识别率. 由此可见,LS-SVM 在小样本下表现出更好的推广能力,同时也说明所选的特征向量能很好地描述刀具的磨损状态.

4 结 论

1) 在对刀具磨损声发射信号 EMD 分解的基础上,建立各 IMF 分量的 AR 模型,提取模型系数,构造特征向量,实验结果表明:可以有效地刻画刀具的磨损特征.

2) 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优于 BP 神经网络方法,得到较满意的结果.

3) 错误识别的样本都集中在磨损的过渡阶段,为了进一步提高识别率,建立准确的反映实际切削状况的试验方法和磨损量测量方法在刀具磨损在线监测的实际应用中将显得尤为重要.

参考文献 (References)

[1] Li Xiaoli. A brief review: acoustic emission method for tool wear monitoring during turning [J]. International Journal of Machine Tool & Manufacture, 2002, 42: 157 – 165

[2] Jemielniak K, Bombinski S. Tool condition monitoring in micromilling base on hierarchical integration of signal measures [J]. CIPP Annals Manufacturing Technology 2008, 57: 121 – 124

[3] 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)

[4] 高宏力. 切削加工过程中刀具磨损的智能监测技术研究[D]. 成都:西南交通大学机械工程学院,2005
Gao Hongli. The investigation of intelligent tool wear monitoring techniques for metal cutting process [D]. ChengDu: School of Mechanical Engineering Southwest Jiaotong University, 2005 (in Chinese)

[5] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical modedecomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London series A: Mathematical and Physical Sciences, 1998, 454: 903 – 995

[6] 孙斌,黄胜全,周云龙,等. 一种基于经验模式分解的气液两相流流型识别方法[J]. 仪器仪表学报,2008,29(5):1011 – 1015
Sun Bin, Huang Shengquan, Zhou Yunlong, et al. Identification method of gas-liquid two-phase flow regime based on empirical mode decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(5): 1011 – 1015 (in Chinese)

[7] 行鸿彦,许瑞庆,王长松. 基于经验模态分解的脉搏信号特征研究[J]. 仪器仪表学报,2009,30(3):596 – 602
Xing Hongyan, Xu Ruiqing, Wang Changsong. Pulse signal feature research based on empirical mode decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(3): 596 – 602 (in Chinese)

[8] Suyken J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293 – 300

[9] 郭新辰. 最小二乘支持向量机算法及应用研究[D]. 吉林:吉林大学计算机科学与技术学院,2008
Guo Xinchen. Study on least square support vector machine algorithms and their application [D]. Jilin: College of Computer Science and Technology, Jilin University, 2008 (in Chinese)

[10] Scheffer C, Heyns P S. Wear monitoring in turning operations using vibration and strain measurements [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(6): 1185 – 1202

[11] 贾嵘,王小宇,张丽,等. 基于 EMD 和 AR 模型的水轮机尾水管动态特征信息提取[J]. 电力系统自动化,2006,30(22):77 – 80
Jia Rong, Wang Xiaoyu, Zhang Li, et al. EMD and AR model based dynamic characteristic extraction of the draft tube of hydraulic turbines [J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(22): 77 – 80 (in Chinese)

(编 辑:赵海容)