

基于最小二乘支持向量机对刀具切削状态的识别

聂 鹏^{1,2}, 谌 鑫¹

(1. 沈阳航空航天大学 机电工程学院, 沈阳 110136; 2. 中航工业沈阳飞机工业(集团)有限公司, 沈阳 110034)

摘要: 基于小波包优良的时频特性和最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LS-SVM)对于小样本出色的学习泛化能力,提出了一种研究刀具切削状态的方法. 采用最小熵准则对声发射信号进行最佳小波包分解,以各频段的信号能量占总能量的百分比来构造特征向量,输入 LS-SVM 多类分类器,实现对刀具切削状态的分类识别. 实验结果表明,在采用高斯核函数的 LS-SVM 多分类算法中,选取惩罚因子 $\gamma = 10$,径向基核参数 $\sigma^2 = 1$ 时,该分类器能对测试样本进行准确的刀具切削状态识别.

关键词: 刀具状态; 声发射; 小波包分析; 最小二乘支持向量机; 模式识别

中图分类号: TP 206.3

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2012)08-1148-05

Recognition of Tool Cutting State Under Least Squares Support Vector Machine

NIE Peng, CHEN Xin

(School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Aeronautics and Aviation, Shenyang 110136, China)

Abstract: A method of cutting tool condition based on wavelet packet excellent time-frequency characteristics and least squares support vector machine (LS-SVM) high-quality learning and generalization ability with small samples is presented for a cutting tool state recognition system. Minimum entropy criterion was adopted to decompose best wavelet packet for extracting feature of acoustic emission signals, the feature vectors were constructed by the AE signals energy relative percentage of each band accounted for the total energy, which were brought in multi-class LS-SVM classifier, and the classification recognition of different cutting tool states was achieved. Results show that the multi-class LS-SVM classifier is an efficient method for accurately recognizing the cutting tool states of the test samples that contain feature vectors, when $\gamma = 10$ (penalty factor) and $\sigma^2 = 1$ (RBF kernel parameter) in the LS-SVM multi-classification algorithm with Gaussian kernel function.

Key words: tool condition; acoustic emission; wavelet packet analysis; least squares support vector machine; pattern recognition

刀具切削状态直接影响零件加工的质量和精度,特别是在工件表面质量要求高的加工中,对刀具切削状态的识别更是保证加工质量的重要手段之一^[1]. 刀具切削状态研究的核心问题在于怎样获取刀具状态的特征和如何进行模式识别^[2],小波包分析技术和最小二乘支持向量机(least squares support

vector machine, LS-SVM)正是解决这一问题的有效途径之一. LS-SVM 是基于正则化理论对标准支持向量机(support vector machine, SVM)的改进^[3],在目标函数中采用二次损失函数代替 SVM 中的不敏感损失函数,将 SVM 中的二次规划问题转化为线性方程组求解^[4]. 本文在对声发射信号进行最佳

收稿日期: 2010-04-27.

基金项目: 辽宁省教育厅重点实验室项目(LS2010117).

作者简介: 聂 鹏(1972—),男,教授,主要从事机械电子及航空机电一体化设备的研究, E-mail: niehit@163.com.

小波包分解、提取各频段相对能量作为特征向量的基础上,提出了一种基于 LS-SVM 多分类算法对刀具切削状态识别的方法.

1 声发射信号的最优小波包变换及提取特征

1.1 小波包分解快速算法^[5]

设 $f(t)$ 为一时间信号, $p_j^i(t)$ 表示第 j 层上的第 i 个小波包,称为小波包系数, G, H 为小波分解滤波器, H 与尺度函数 $\varphi_j(t)$ 有关, G 与小波函数 $\psi_j(t)$ 有关. 二进小波包分解快速算法为

$$\begin{cases} p_0^1(t) = f(t) \\ p_j^{2i-1} = \sum_k H(k-2t)p_{j-1}^i(t) \\ p_j^{2i} = \sum_k G(k-2t)p_{j-1}^i(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $t = 1, 2, \dots, 2^{J-j}$; $i = 1, 2, \dots, 2^j$; $J = \text{lb}N$. 式 (1) 的小波包分解过程可用图 1 所示的树形结构表示,称其为小波包分解二叉树.

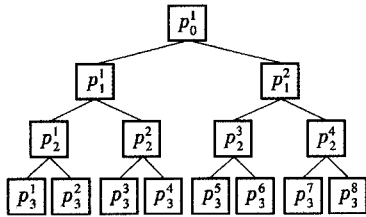


图 1 二进小波包分解树形原理

Fig. 1 Binary wavelet packet decomposition tree schematic

1.2 信号的小波包最佳分解

信号经过小波包分解后,得到完整的二叉树,但

并非所有的二叉子树都有价值,这就需要寻求最优分解,减少分解次数. 一个行之有效的方法是利用最小熵准则进行最佳小波包分解^[6]. 本文采用 Shannon 熵确定信号的最优小波包分解. 在 CA6140 的普通车床上使用 YBC 硬质合金刀片车削高温合金 GH4169,在主轴转速 280 r/min、进给量 0.3 mm/r、切削深度 0.2 mm 的切削参数下采集正常切削状态的声发射原始信号. 图 2 为使用 Shannon 熵确定原始信号的最优小波树.

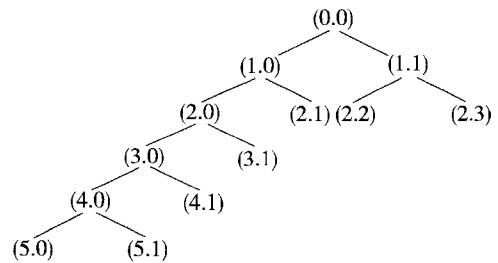


图 2 声发射信号的最优小波树

Fig. 2 Optimal wavelet tree of acoustic emission signal

1.3 特征提取

对 AE 信号进行分析处理,可提取到与刀具状态密切相关的特征^[7]. 对 AE 信号进行如图 2 所示的最佳小波包分解,得到刀具不同状态下的 AE 信号各频带能量,如图 3 所示. 求出各频带的能量以及信号的总能量,以各频带的信号能量占总能量的百分比来构造特征向量.

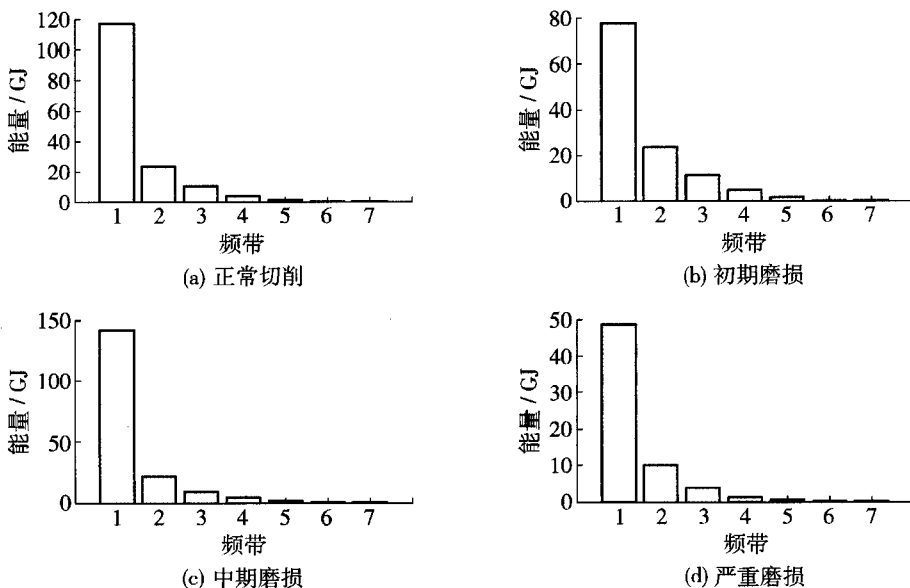


图 3 刀具不同状态下的 AE 信号经小波包最佳分解后的能量

Fig. 3 Energy of AE after wavelet packet optimal decomposition under different tool states

2 多类 LS-SVM 分类算法

给定 L 类分类问题的训练样本, 设有训练样本 $S_1: \{x_i, y_i\}, i=1, 2, \dots, n, x_i \in \mathbb{R}^n$ 是第 i 个样本的输入模式, $y_i \in \mathbb{R}$ 是对应于第 i 个样本的期望输出. 当 x_i 为第 j 类时, y_i 的第 j 个元素为 -1 , 其余皆为 $+1$. 将训练样本 S_1 存储为 2 个数据矩阵 x 和 y , 它们的第 i 行分别为 x_i 和 y_i . 根据结构风险最小化原则可得式(2)所示的约束优化问题^[8-9]:

$$\min J(w_i, b_i, e_{k,i}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l w_i^T w_i + \frac{\gamma}{2} \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n e_{k,i}^2$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_{k,1} [w_1^T \varphi(x_k) + b_1] = 1 - e_{k,1}; k=1, 2, \dots, n \\ y_{k,2} [w_2^T \varphi(x_k) + b_2] = 1 - e_{k,2}; k=1, 2, \dots, n \\ \vdots \\ y_{k,l} [w_l^T \varphi(x_k) + b_l] = 1 - e_{k,l}; k=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

式中: b_i 为对应 $y_{k,i}$ 的偏差量; $e_{k,i}$ 为第 i 个样本的误差变量; $\gamma > 0$ 为惩罚因子, 可起到调整误差的作用; $\varphi(\cdot)$ 为核空间映射函数; $w_i^T \varphi(x_k) + b_i$ 为高维特征空间的超平面. 核空间映射函数的作用是从原始空间中抽取特征, 将原始空间中的样本映射为高维特征空间中的一个向量, 以解决原始空间中线性不可分问题. 根据约束优化理论, 引入 Lagrange 函数

$$L = \frac{1}{2} \|w_i\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n e_{k,i}^2 - \sum_{i=1}^n \alpha^{(i)} \{w_i^T \varphi(x_i) + b_i + e_{k,i} - y_i\} \quad (3)$$

令 L 对变量 $w_i, b, e_{k,i}, \alpha^{(i)}$ 的偏导数为零, 并将得到的等式带入式(3)得到

$$\begin{bmatrix} 0 & y_{gi}^T \\ y_{gi} & \Omega^{(i)} + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_i \\ \alpha^{(i)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix}; \quad i=1, 2, \dots, l \quad (4)$$

式中: I 为 n 维的单位矩阵; y_{gi} 为 y 的第 i 列; $\Omega^{(i)}$ 由元素 $\Omega_{j,k}^{(i)} = k(x_j, x_k) y_{i,j} y_{i,k}$ 组成; $\alpha^{(i)}$ 为对应 y_{gi} 的 Lagrange 乘子. 求解出 $\alpha^{(i)}$ 和 b_i 之后, 就可建立 LS-SVM 决策函数为

$$\hat{y}_j(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_{ij} y_{ij} k(x, x_i) + b_j; j=1, 2, \dots, l \quad (5)$$

而模式向量 x 的类别由判别函数

$$c_j(x) = \text{sgn}(\hat{y}_j(x)); j=1, 2, \dots, n$$

输出组成的向量 c 决定.

3 基于 LS-SVM 对刀具状态的识别

3.1 LS-SVM 的分类

LS-SVM 用于状态的识别^[10] 主要包括 2 个阶

段: 第 1 阶段是使用训练样本对 LS-SVM 进行训练, 确定最优分类超平面; 第 2 阶段是将测试样本输入到训练好的 LS-SVM 中, 根据最优分类超平面作出分类决策. 具体识别过程如图 4 所示.

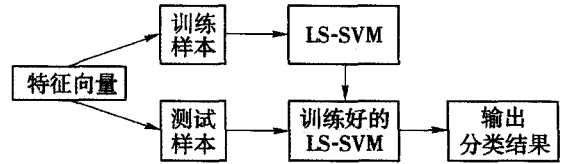


图 4 LS-SVM 的分类识别过程

Fig. 4 LS-SVM classification recognition process

3.2 刀具状态的识别实例

本实验中将刀具切削状态分为正常切削 (VB 值小于 0.15 mm)、初期磨损 (VB 值 0.15 ~ 0.25 mm)、一般磨损 (VB 值 0.25 ~ 0.35 mm) 和严重磨损 (VB 值大于 0.35 mm) 4 种状态. 在表 1 所示的 7 种不同的切削条件下, 分别采集刀具在 4 种状态下的 AE 信号共 28 组, 并提取出特征向量.

表 1 实验切削参数

Table 1 Experimental cutting parameters

工况	切削速度/ ($r \cdot \text{min}^{-1}$)	切削深度/ mm	进给量/ ($\text{mm} \cdot r^{-1}$)
1	140	0.4	0.3
2	140	0.6	0.51
3	220	0.4	0.15
4	220	0.2	0.51
5	280	0.2	0.3
6	280	0.4	0.51
7	280	0.6	0.51

前 16 组作为训练样本, 后 12 组作为测试样本, 如表 2 所示. 将表 2 中训练样本输入到 LS-SVM 的模型中进行训练. 输入空间通过非线性映射到高维特征空间进行分类, 其分布结构由核函数决定. 该算法中, 采用径向基核函数. LS-SVM 模型中, 还需要确定径向基核参数和惩罚因子, 这 2 个参数对模型的识别性能影响很大. 通过测试样本对径向基核参数和惩罚因子取不同数值进行的性能研究, 如表 3 所示. 选取惩罚因子 $\gamma = 10$ 、径向基核参数 $\sigma^2 = 1$, LS-SVM 可准确地识别出测试样本的状态, 如表 4 所示. 其中, 输出 1 代表正常切削, 输出 2 代表初期磨损, 输出 3 代表一般磨损, 输出 4 代表严重磨损. 测试样本的分类曲线如图 5 所示. 为了进行对比, 使用标准 BP 神经网络对表 2 的样本进行训练和测

试. BP 网络的输入层神经元个数为 7 个, 输出层神经元个数为 4 个, 当把隐含层神经元个数设为 5、6、7、8、9 时, 其对应的测试结果均方误差分别为 0.139 9、0.089 2、0.006、0.200 1、0.154 11.

表 2 训练样本和测试样本
Table 2 Trained and tested samples

工况	序号	特征向量 T								状态
1	1	0.975 8	0.197 9	0.085 5	0.034 3	0.010 3	0.002 3	0.000 5	0.000 5	正常切削
	2	0.945 2	0.289 3	0.139 3	0.056 6	0.019 7	0.004 1	0.000 6	0.000 6	初期磨损
	3	0.986 2	0.149 6	0.063 9	0.029 8	0.011 3	0.002 3	0.000 6	0.000 6	一般磨损
	4	0.956 1	0.200 5	0.079 6	0.026 5	0.009 3	0.002 3	0.002 3	0.016 2	严重磨损
2	5	0.978 8	0.185 9	0.080 6	0.027 8	0.009 0	0.002 2	0.000 6	0.000 6	正常切削
	6	0.944 8	0.261 6	0.060 6	0.018 9	0.006 5	0.001 7	0.000 4	0.000 4	初期磨损
	7	0.987 6	0.142 8	0.061 9	0.022 7	0.006 6	0.001 5	0.000 5	0.000 5	一般磨损
	8	0.958 1	0.253 1	0.126 5	0.042 6	0.012 9	0.003 4	0.003 4	0.014 6	严重磨损
3	9	0.974 8	0.269 3	0.118 4	0.040 7	0.014 4	0.003 5	0.000 8	0.000 8	正常切削
	10	0.946 9	0.300 9	0.106 5	0.038 8	0.011 9	0.002 9	0.000 8	0.000 8	初期磨损
	11	0.987 5	0.364 4	0.143 6	0.066 4	0.019 3	0.004 4	0.000 4	0.000 4	一般磨损
	12	0.957 7	0.333 2	0.089 2	0.037 4	0.016 7	0.003 5	0.003 5	0.013 0	严重磨损
4	13	0.977 3	0.201 5	0.059 5	0.025 6	0.012 2	0.002 4	0.000 8	0.000 8	正常切削
	14	0.944 2	0.237 7	0.098 3	0.058 4	0.025 9	0.005 6	0.000 9	0.000 9	初期磨损
	15	0.986 1	0.166 1	0.062 8	0.029 6	0.025 3	0.005 1	0.000 7	0.000 7	一般磨损
	16	0.955 1	0.272 4	0.092 3	0.053 4	0.045 0	0.007 9	0.007 9	0.014 6	严重磨损
5	17	0.970 3	0.189 4	0.053 9	0.015 0	0.004 0	0.001 1	0.000 3	0.000 3	正常切削
	18	0.942 5	0.213 1	0.064 4	0.019 1	0.005 5	0.001 3	0.000 2	0.000 2	初期磨损
	19	0.989 8	0.201 3	0.087 9	0.038 9	0.019 4	0.002 8	0.000 5	0.000 5	一般磨损
	20	0.955 9	0.286 2	0.085 4	0.029 1	0.010 3	0.002 4	0.002 4	0.012 1	严重磨损
6	21	0.971 9	0.224 7	0.063 3	0.028 2	0.008 5	0.002 4	0.000 8	0.000 8	正常切削
	22	0.931 1	0.216 3	0.062 5	0.017 1	0.005 0	0.001 5	0.000 3	0.000 3	初期磨损
	23	0.987 2	0.238 3	0.094 6	0.040 1	0.012 4	0.002 9	0.004 5	0.004 5	一般磨损
	24	0.957 9	0.293 4	0.075 7	0.022 9	0.006 8	0.001 6	0.001 6	0.015 3	严重磨损
7	25	0.977 9	0.193 4	0.075 7	0.022 9	0.006 8	0.001 6	0.000 3	0.000 3	正常切削
	26	0.931 5	0.219 4	0.063 1	0.022 0	0.006 8	0.001 7	0.000 4	0.000 4	初期磨损
	27	0.979 7	0.240 8	0.089 8	0.029 6	0.007 3	0.002 0	0.000 4	0.000 4	一般磨损
	28	0.956 2	0.297 3	0.086 2	0.029 6	0.008 1	0.002 1	0.002 1	0.013 5	严重磨损

表 3 LS-SVM 不同参数的性能对比
Table 3 Comparison of LS-SVM different parametric performances

γ	0.1	0.1	0.1	0.5	0.5	0.5	1	1	1	10	10	10
σ^2	1	5	10	1	5	10	1	5	10	1	5	10
分类精度	0.75	0.75	0.75	0.75	0.67	0.67	0.75	0.75	0.5	1	0.5	0.42

表4 $\gamma=10, \sigma^2=1$ 时测试样本分类结果Table 4 Classification results of tested samples at $\gamma=10, \sigma^2=1$

样本序号	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28
分类输出	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4

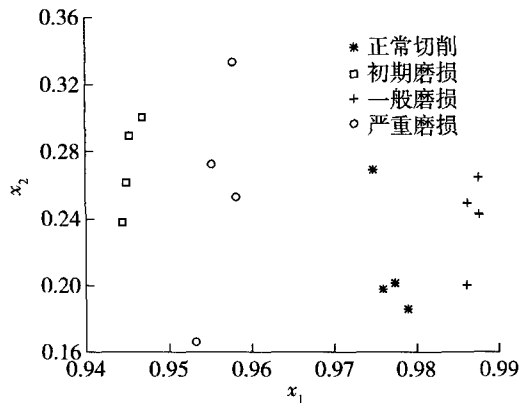


图5 LS-SVM 的分类的分布图

Fig. 5 Distribution of LS-SVM classification

对比测试结果表明,LS-SVM 优于标准 BP 神经网络,具有更高的识别率和分类精度,其学习泛化推广能力更出色。

4 结论

1)通过小波包最佳分解技术提取刀具声发射信号的相对能量值,能较好地反映刀具切削状态,可作为刀具状态的特征向量。

2)在采用高斯核函数的 LS-SVM 多分类算法中,核函数参数的选取对 LS-SVM 识别性能有影响,在惩罚因子 $\gamma=10$ 、径向基核参数 $\sigma^2=1$ 的情况下,LS-SVM 对测试样本所包含的刀具状态信息具有较强的分辨能力,能更加准确地对刀具切削状态进行分辨。

参考文献:

- [1] JANTUNEN E. A summary of methods applied to tool condition monitoring in drilling[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2002, 42: 997-1010.
- [2] SUN J, HONG G S, RAHMAN M, et al. Effective training data selection in tool condition monitoring system [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2006, 46: 218-224.
- [3] 王奉涛, 马孝江, 邹岩崑, 等. 基于小波包分解的频带局部能量特征提取方法[J]. 农业机械学报, 2004, 35(5): 177-180.
- [4] 王旭辉, 黄圣国, 舒平. 基于最小二乘支持向量机的航空发动机故障远程诊断[J]. 机械科学与技术, 2007, 26(5): 595-599.
- [5] 杨建国. 小波分析及其工程应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 63-67.
- [6] SRINIVASA P, RAMAKRISHNA R P K. Acoustic emission analysis for tool wear monitoring in face milling [J]. International Journal of Production Research, 2002, 40(5): 1081-1093.
- [7] LI Xiao-li. A brief review: acoustic emission method for tool wear monitoring during turning [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2002, 42: 157-165.
- [8] 范玉刚, 李平, 宋执环. 动态加权最小二乘支持向量机 [J]. 控制与决策, 2006, 21(10): 1129-1133.
- [9] 陈爱军. 最小二乘支持向量机及其在工业过程建模中的应用[D]. 杭州: 浙江大学信息科学与工程学院, 2006.
- [10] POYHONEN S, NEGREA M, ARKKIO A, et al. Fault diagnostics of an electrical machine with multiple support vector classifiers [C] // Proceedings of 2002 IEEE International Symposium on intelligent control, Vancouver, Canada, October 27-30, 2002.

(责任编辑 杨开英)