

基于云理论与 LS-SVM 的刀具磨损识别方法*

关山, 康振兴, 彭昶

(东北电力大学机械工程学院 吉林, 132012)

摘要 针对刀具磨损过程中产生声发射信号的不确定性以及神经网络学习算法收敛速度慢、易陷入局部极小值、对特征要求较高等问题,提出了基于云理论和最小二乘支持向量机的刀具磨损状态识别方法。首先,对声发射信号进行小波包分解与重构,滤除干扰频段对求取特征参数的影响;其次,对重构后的信号利用逆向云算法提取云特征参数:期望、熵、超熵,分析刀具磨损声发射信号的云特性及磨损状态与云特征参数之间的关系;最后,将云特征参数组成特征向量送入最小二乘支持向量机进行识别。研究表明:所提取的特征可以很好地反映刀具的磨损状态,云-支持向量机方法可以有效地实现刀具磨损状态的识别,与传统神经网络识别方法相比具有更高的识别率,识别率达到 96.67%。

关键词 刀具磨损; 状态识别; 云理论; 支持向量机; 神经网络

中图分类号 TH165⁺.3; TP206

引言

刀具是数控系统、加工中心等高度集成化和智能化设备中最易磨损和发生故障的部件。刀具磨损状态监测对保证零件加工质量、机床加工精度和加工效率意义重大^[1-2]。金属在切削过程中会产生丰富的声发射信号(acoustic emission, 简称 AE),这些信号易受加工材料、切削条件和切削用量等综合因素的影响。多次的切削试验表明,相同的切削条件下,刀具的磨损量具有不确定性。云模型理论^[3-4]是李德毅院士提出的一种定性概念到定量数据的不确定性转换模型。对于研究不确定性问题,云理论有较强的适应性。云理论已广泛应用于故障诊断^[5-6]、预测^[7-8]和识别^[9-10]等领域,而用在刀具磨损状态监测^[11]方面还较少。最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, 简称 LS-SVM)^[12-14]是基于结构风险最小化原则的模式识别方法,用于解决非线性、高维数、小样本和局部极小值等实际问题。

笔者采用逆向云算法对滤波后的 AE 信号提取期望、熵和超熵三个特征参数,分析刀具磨损 AE 信号的云特性及磨损状态与云特征参数之间的关系,并将云特征参数作为 LS-SVM 的输入参数对刀具

磨损状态进行识别。

1 试验系统

试验使用的材料为退火态高碳钢 T10,硬度 $\leq 197\text{HBW}$ 。刀片为 YT15 硬质合金涂层刀片,机床采用 CA6140 车床。所用 R15-ALPHA 谐振式声发射传感器,频率范围为 50~200 kHz、中心频率为 150 kHz。较宽的频带有利于试验过程中宽频信号的采集,对数据的整体把握较好。较高的频率既能有效地接收到切削 AE 信号的高频成分,又可滤除低频噪声。传感器依靠强力磁铁紧紧吸附在刀柄上。选用的前置放大器为宽带 2/4/6C 声发射放大器,带宽 20 kHz~1.2 MHz,增益 40 dB。试验数据采样率为 2 MHz,利用 PXI-6366 数据采集卡完成数据采集。数据采集系统示意图如图 1 所示。

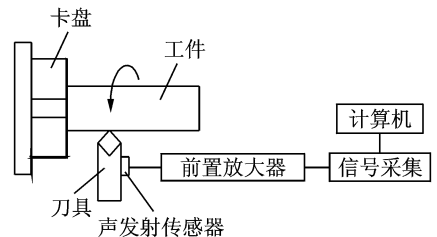


图 1 数据采集系统示意图

Fig. 1 Diagram of data acquisition system

* 吉林省科技厅科技公关计划资助项目(20140204004SF);吉林省教育厅“十二五”科学技术研究资助项目(20150249)
收稿日期:2016-05-06;修回日期:2016-06-14

试验的目的是研究不同的切削条件下 AE 信号与刀具后刀面磨损的关系。如果将多种切削条件进行组合,需要做很多次试验,这在实际试验中是不可行的。因此利用正交试验方法来安排不同切削参数和水平进行切削试验。试验数据采集的流程图如图 2 所示,图中 V_B 为后刀面磨损带的平均宽度。

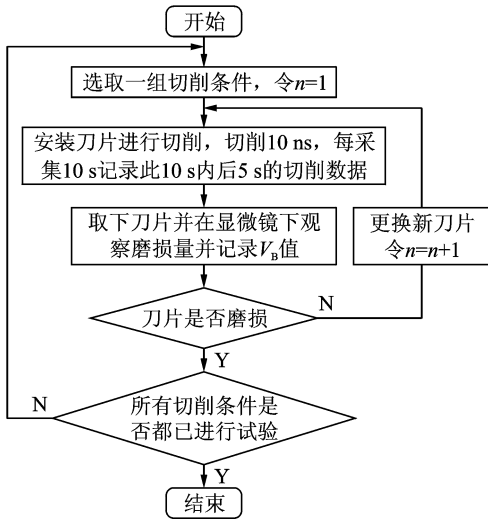


图 2 数据采集流程图
Fig. 2 Flow chart of data acquisition

为了说明研究结果,现以切削速度 520 r/min,进给速度 0.176 mm/r,切削深度 0.4 mm 时采集的 AE 信号为例进行说明。图 3 为刀具磨损量分别为 0.05, 0.10, 0.20, 0.23, 0.30, 0.32 mm 的时序图。

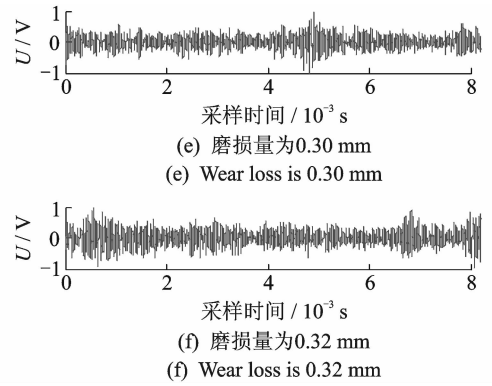
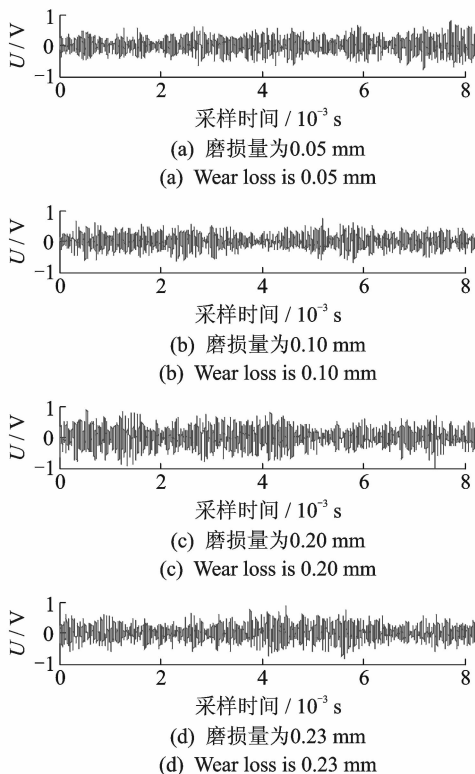


图 3 刀具不同磨损阶段采样信号时序图

Fig. 3 Different stage of tool wear sampling signal sequence diagram

2 刀具磨损信号特征的提取

2.1 基于小波包分析信号预处理

小波分析^[15-16]是近年来发展起来的一种新的时频分析方法,在时域和频域都有表征信号局部信息的能力。小波包变换在小波变换对低频成分进行分解的基础上进一步对信号分解得到的高频成分进行分解,在低频时具有较高的时间分辨率和在高频时具有较低的频率分辨率。

对采集的 AE 信号应用小波包分析进行去噪处理,小波包分析信号预处理流程如图 4 所示。

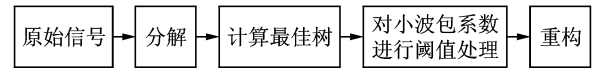


图 4 小波包分析信号预处理流程图
Fig. 4 Flow chart wavelet analysis of signal pre-processing

由小波包分解的定义知,给定分解层数 j 时,共有 2^j 个树分支,如何确定选择哪个树分支对信号进行分解是比较重要的。采用 Shannon 熵^[17-18]来表征噪声的大小,Shannon 熵越大,表示含噪量越多。因此,基于最小 Shannon 熵准则来确定小波包分解最佳树。

对不同切削条件 AE 信号采用 Shannon 熵,db3 小波 4 层分解计算最佳小波包分解树。经统计分析发现,对多种切削条件下采集的 AE 信号小波包分解,最佳小波包分解树的树分枝主要集中在第 4 层的前 4 个节点。分解结果如图 5 所示,其中图 5(a)的 A 切削条件为切削速度 105 r/min、进给速度 0.352 mm/r、背吃刀量 0.5 mm、磨损量 0.10 mm,图 5(b)的 B 切削条件为切削速度 520 r/min、进给速度 0.176 mm/r、背吃刀量 0.4 mm、磨损量 0.20 mm。

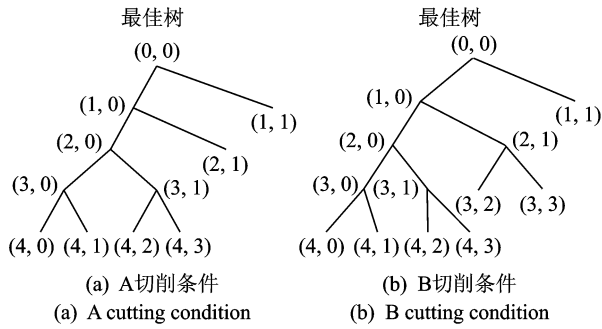


图 5 小波包分解的最佳树

Fig. 5 The best tree wavelet packet decomposition

依据最佳小波包分解树得出的结论,对信号进行 4 层分解后,只选取前 4 个频段作为研究对象,就可以包含信号中的绝大多数的目标信息。其次选择合适的阈值对每一个小波包系数进行处理。最后对小波包分解系数 $d_{4,0} \sim d_{4,3}$ 进行 4 节点重构,得到重构后的时序信号 S 。

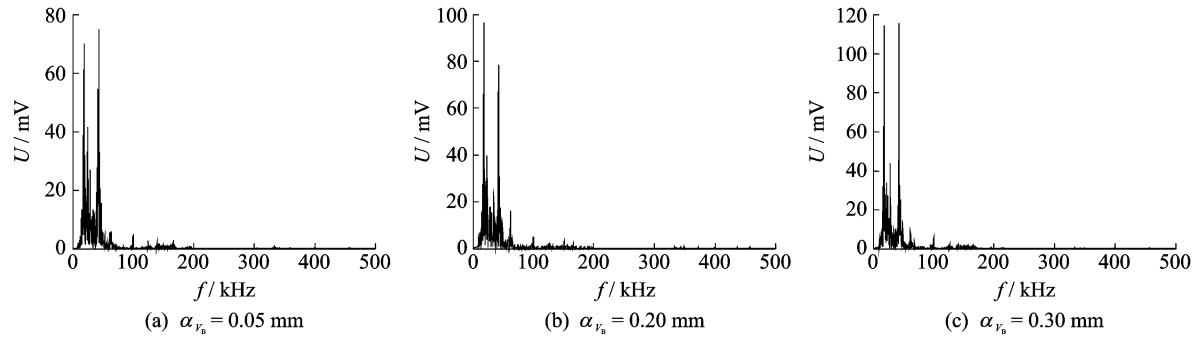


图 6 去噪信号的频谱图

Fig. 6 Denoised signal spectrum

2.2 云模型建立及特征提取

在模糊论中,用精确的隶属来定义亦此亦彼的程度,但隶属函数的确定很大程度上依赖先验知识或统计方法;隶属度获取过程中的差异性体现在隶属度的随机性上,可以通过概率论加以研究。李德毅院士^[20]兼顾两种理论处理不确定问题的优点,提出了定性定量的不确定性转换模型——云模型。

定义如下:设 U 是一个用精确数值表示的定量论域, C 是 U 上的定性概念,定量值 $x \in U$,且 x 是定性概念 C 的一次随机实现, x 对 C 的确定度 $\mu(x) \in [0,1]$ 是有稳定倾向的随机数

$$\mu:U \rightarrow [0,1] \quad x \in U \quad x \rightarrow \mu(x)$$

则 x 在论域 U 上的分布称为云(Cloud),每一个 x 称为一个云滴。

云用期望 Ex 、熵 En 和超熵 He 3 个数字特征

重构信号的去噪效果可以用信噪比改善量 ΔSNR (signal noise ratio,简称 SNR)^[19] 来表示,对 6 组数据进行去噪后,信噪比改善量 ΔSNR 分别为 35.943 5,35.089 0,36.722 6,35.553 5,35.021 7,34.866 4 dB。

本研究试验信号的采样频率为 2 MHz,依据采样定理,采集信号的最大有效频率为 1 MHz,重构后的信号包含了 0~256 kHz 频段的信号,去噪后信号的频谱图如图 6 所示。从图中可以看出,信号的主要频段集中在 100 kHz 以下,大于 200 kHz 时信号的频率幅值几乎为零,验证了去噪的效果。为了便于定量分析,结合试验条件制定如表 1 的刀具磨损类别。

表 1 刀具磨损类别

Table 1 Tool wear category

磨损类别	前期磨损	中期磨损	后期磨损
磨损量 α_{v_B}	0.1~0.2	0.2~0.3	>0.3

来表征定性概念。期望值 Ex 是云滴在论域空间分布的期望,反映概念的中心值;熵 En 是定性概念不确定性的度量,反映了论域中可被概念所接受的数值范围; He 是熵的熵,反映了每个数值代表定性概念隶属度的凝聚性,其数值反映了 AE 信号采样数据的离散程度,从而也将数据的随机性与模糊性关联起来。

2.3 基于逆向云算法的特征提取算法

云发生器分为正向云发生器和逆向云发生器。正向正态云发生器(forward normal cloud generator)是从定性到定量的映射,它根据云的数字特征(Ex, En, He)产生云滴(drop);逆向云发生器(backward cloud generator)是实现从定量值到定性概念的转换,它可以将一定数量的数据转换为以数字特征(Ex, En, He)表示的定性概念,如图 7 所示。

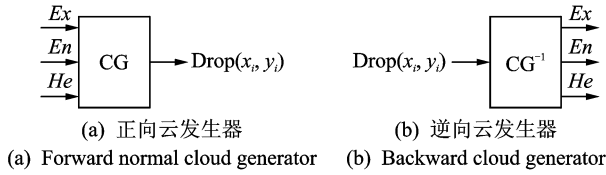


图 7 云发生器模型

Fig. 7 Cloud generator model

逆向云发生器的算法是基于统计原理的。基本算法有两种:一种是利用隶属度信息的;另一种是无需隶属度信息的。采用改进的逆向云算法^[21]实现定量数据到定性概念的转换。

输入: n 个离散云滴 x_i ;

输出: 云模型的 3 个特征参数, Ex, En, He 。

具体步骤如下:

1) 计算样本均值

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1)$$

一阶样本绝对中心矩

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \bar{X}| \quad (2)$$

样本方差

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^2 \quad (3)$$

2) $\hat{Ex} = \bar{X}$

$$\hat{En} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \hat{Ex}| \quad (4)$$

$$\hat{He} = \sqrt{S^2 - \hat{En}^2} \quad (5)$$

求得超熵 Ex, En 和 He 。

3) 改进的一维逆向云算法根据云的统计特性, 仅仅利用云滴 x_i 来还原出云的 3 个数字特征, 不需要隶属度 μ_i , 精度高, 算法简单, 易于向高维推广。

利用逆向云发生器和正向云发生器实现定量-定性-定量的转换, 图 8 为“中期磨损”定性概念云分布图。 Ex 值为 0.25 mm, 是“中期磨损”这一概念的中心值, 100% 隶属于该定性概念, 偏离该中心值时的隶属度减小, 磨损量为 0.1 mm 或 0.3 mm 隶属度接近于 0, 说明该磨损量数值几乎不属于这一概念; En 值表示“中期磨损”覆盖范围的大小, 可以用刀具在中期磨损这一过程中持续切削时间的长短来表征; He 表示属于“中期磨损”AE 信号的采样点的离散程度, 表征了信号的不确定性。

刀具处于“锋利”和“磨坏”阶段时, 定性概念可以用半云模型^[22]来表征。刀具开始切削时, 处于“锋利”阶段, 经过一段时间的磨损将进入下一磨损阶段, 可以用右半云来表征。刀具经过剧烈磨损后,

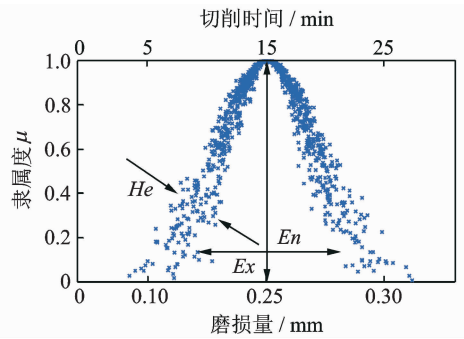


图 8 刀具磨损量的特征云

Fig. 8 Tool wear condition characteristic cloud

会逐渐进入“磨坏”阶段, 可用左半云来表征。这两个阶段都可以用半云模型图来表示。图 9 为用来表示刀具磨损“锋利”和“磨坏”两个定性概念半云模型图。

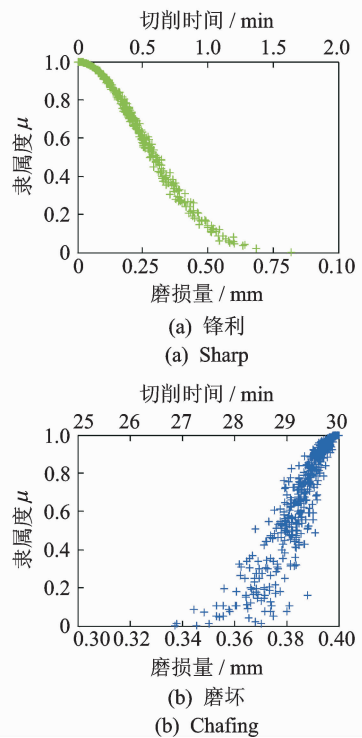


图 9 刀具磨损的半正态云模型

Fig. 9 Semi-normal cloud model for tool wear condition

将不同阶段 AE 信号按所选期望值 Ex 、熵值 En 及超熵值 He 进行云模型构建, 所得二维云图见图 10。该图由不同磨损阶段云概念图和刀具磨损曲线图叠加而成。由图可见, 随着切削过程的进行, 刀具磨损量的不断增加, 其云图呈现右半云-正态云-左半云的演化, 展现出 Ex 增大, 反映磨损量增大; En 由大到小, 反映概念覆盖的范围由大到小, 对应不同磨损阶段持续切削时间由长到短; He 逐渐

增大,反映局部内数据点逐渐离散、整体由正态分布到泛正态分布,对应 AE 信号不确定性随磨损过程逐渐增强,整个切削过程具有云特性。

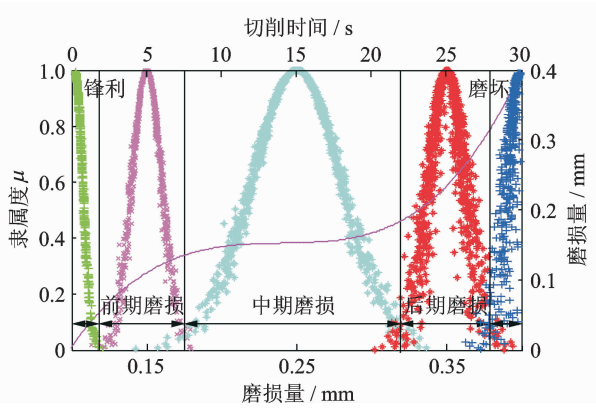
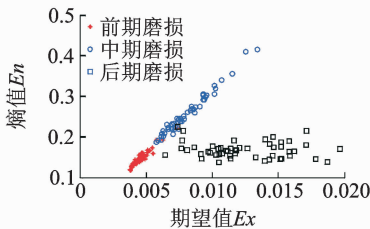


图 10 不同磨损阶段云特征图

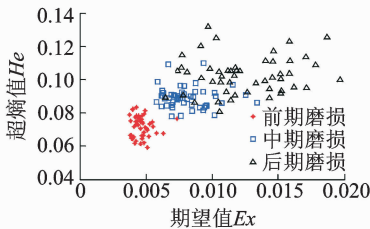
Fig. 10 Different tool wear condition cloud characteristic

为了说明逆向云算法提取特征的有效性,将期望值 E_x 、熵值 E_n 和期望值 E_x 、超熵值 H_e 的二维分布绘成散度图,如图 11 所示,从中可以看出刀具磨损信号的云特征的聚类效果是很明显的。



(a) 期望与熵的散度图

(a) Scatter diagram between expectation and entropy



(b) 期望与超熵的散度图

(b) Scatter diagram between expectation and hyper-entropy

图 11 期望与熵、超熵的散度图

Fig. 11 The divergence in figure among E_x , E_n and H_e

3 基于 LS-SVM 的刀具磨损状态识别

支持向量机是建立在统计学习理论的 VC 维理论基础和结构风险最小化原理基础上的机器学习方法,它在解决小样本、高维数、非线性和局部极小值方面表现出特有的优势,并在很大程度上克服了“维数灾难”和“过学习”等问题。当训练集规模很大

时,求解标准支持向量机受约束的二次型规划问题就会出现训练速度慢、算法复杂和效率低下等问题。因此,文献[12]改变了标准 SVM 的约束问题和风险函数,提出了一种新的 LS-SVM。支持向量机中的正则化参数和核函数参数对模型的性能有很大影响。对于参数的优化目前还没有统一的方法,常用的有粒子群法、梯度法、遗传算法等。这些方法虽然具有收敛速度快的优点,但是在优化 2 个以上参数时,参数之间相互影响,不能使结果最优。

Simplex 优化算法通过折射、反射和扩张的迭代方法达到最优点^[23-24]。同时,舍一交叉验证 (leave-one-out cross validation, 简称 LOOCV) 是一种模型选择的优良方法,可以根据这种方法构建最优模型^[25]。因此在 Simplex 算法中应用交叉验证法来对每组参数组合的性能进行综合判断。参数 $X = (\text{sig}2, \gamma)$, 分别对应正则化参数和核函数参数。选取最小输出编码方案 (minimum output coding, 简称 MOC) 将多分类问题转换为 SVM 处理的两类分类问题。

以提取的不同磨损阶段重构信号 S 的云特征参数为输入样本,采用 90 组(每种刀具磨损类别各 30 组)训练样本进行训练,60 组样本识别。利用交叉验证方法进行优化得到的 $\text{sig}2$ 为 1 371.763 8, γ 为 111.801 7,核函数类型为 RBF。测试样本的分类效果见图 12。用于识别的 60 组样本中正确识别的为 58 组,识别正确率为 96.67%。选用不同的核函数类型时,以及优化前后对比识别的正确率如表 2 所示,从表中可以得知,核函数为 RBF_kernel 时优化后的识别率是最高的。

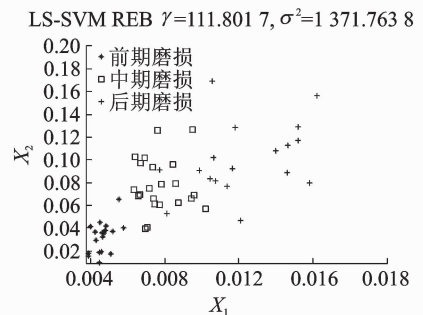


图 12 LS-SVM 测试样本的分类图

Fig. 12 LS-SVM the classification of the test sample

表 2 3 种核函数识别率对比

Tab. 2 Comparison of recognition rate among three

kernel functions		%
核函数类型	优化前识别率	优化后识别率
RBF_kernel	33, 33	96.67
poly_kernel	33, 33	95.00
lin_kernel	33, 33	91.67

为了研究在相同条件下,LS-SVM 的识别能力,分别采用 PNN(probabilistic neural network, 简称 PNN)神经网络和 BP(back propagation, 简称 BP)神经网络来进行识别对比。

采用相同的训练样本及测试样本送入 PNN 网络,PNN 神经网络正确识别出 49 组,识别率为 81.67%。通过试验验证发现,PNN 神经网络的扩散速度 Spread 的值在 0.062~0.078 之间,PNN 神经网络的识别效果最好,识别正确的组数为 56 组,识别正确率为 93.33%。Spread 值为 0.078,PNN 神经网络测试样本识别的三维效果图如图 13 所示。

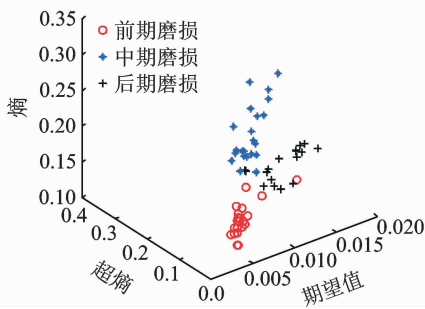


图 13 测试样本分类的三维图

Fig. 13 Three dimensional diagram of the test sample classification

另外构造 3-6-3 的 BP 神经网络,并采用附加动量方法进行学习。采用相同的训练样本及测试样本,测试样本识别正确率为 91.67%。磨损类别分类效果图如图 14 所示。

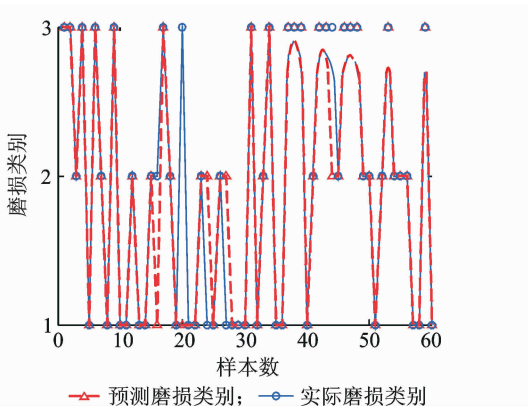


图 14 磨损类别的识别效果图

Fig. 14 The identification figure of wear category

表 3 为 3 种分类器的识别率比较,从中可以看出,LS-SVM 的识别率明显高于传统神经网络的识别率。由表 3 知,3 种分类器的识别率都达到 90% 以上,说明所提取的云特征参数能很好地表征刀具

表 3 3 种分类器识别率对比

Tab. 3 Comparison of recognition rate among three classifiers

识别方法	识别率/%
LS-SVM	96.67
PNN 神经网络	93.33
BP 神经网络	91.67

的磨损状态。进一步分析发现,3 种方法中错误识别的样本都集中在刀具磨损的过渡阶段,这是因为在多次切削试验中发现,后刀面磨损量 α_{VB} 值是不均匀的。刀具磨损边缘有时存在着后刀面磨损属于锋利阶段,但同时出现较大的边缘磨损 ($\alpha_{VB} > 0.3 \text{ mm}$) 的情况,这些磨损边缘的出现会影响 AE 信号,这些样本的归类将会影响 LS-SVM 的训练和分类。为了进一步提高识别的准确率,建立能够准确反应实际磨损状况的试验方法和磨损量分类方法在刀具磨损状态监测应用中将显得更加重要。

4 结 论

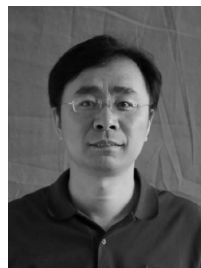
- 1) 在对刀具磨损 AE 信号采用最优小波包滤波的基础上,提取的云特征参数:期望、熵和超熵可以很好地表征刀具的磨损状态;针对刀具磨损“锋利”和“磨坏”阶段构建的半云模型更符合刀具磨损规律。
- 2) 云-支持向量机方法相结合可以较好地实现刀具磨损状态识别,进一步研究发现,LS-SVM 核函数的选取和交叉验证参数对识别结果有很大影响,参数优化选择能明显提高模型的识别准确率。
- 3) 在相同的条件下,LS-SVM 方法用于刀具磨损状态识别在实验验证中优于 BP 神经网络和 PNN 神经网络,识别率很高。

参 考 文 献

[1] 张锴锋,袁惠群,聂鹏. 基于切削声信号与优化 SVM 的刀具磨损状态监测[J]. 振动、测试与诊断,2015,35(4):727-732.
Zhang Kaifeng, Yuan Huiqun, Nie Peng. Tool wear condition monitoring based on cutting sound signal and optimized SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4):727-732. (in Chinese)

- [2] Maia L H A, Abrao A M, Vasconcelos W L, et al. A new approach for detection of wear mechanisms and determination of tool life in turning using acoustic emission[J]. *Tribology International*, 2015, 92: 519-532.
- [3] 李德毅, 杜鹁. 不确定性人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005: 137-182.
- [4] Parhoudeh S, Bazar A, Mazareie A, et al. A novel stochastic framework based on fuzzy cloud theory for modeling uncertainty in the micro-grids[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, 80: 73-80.
- [5] 周焯, 王时征, 廖瑞金, 等. 基于 AdaBoost 优化云理论的变压器故障诊断方法[J]. *高电压技术*, 2015, 41(11): 3804-3811.
Zhou Quan, Wang Shizheng, Liao Ruijin, et al. Power transformer fault diagnosis method based on cloud model of adaboost algorithm[J]. *High Voltage Engineering*, 2015, 41(11): 3804-3811. (in Chinese)
- [6] 蔡红梅, 陈剑勇, 苏浩益. 基于灰云模型的电力变压器故障诊断[J]. *电力系统保护与控制*, 2012, 40(12): 151-155.
Cai Hongmei, Chen Jianyong, Su Haoyi. Fault diagnosis of power transformer based on grey cloud model[J]. *Power System Protection and Control*, 2012, 40(12): 151-155. (in Chinese)
- [7] 胡文平, 于腾凯, 巫伟南. 一种基于云预测模型的电网综合风险评估方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(5): 35-42.
Hu Wenping, Yu Teng kai, Wu Weinan. A comprehensive power grid risk assessment method based on cloud prediction model[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(5): 35-42. (in Chinese)
- [8] 杨薛明, 苑津莎, 王剑锋, 等. 基于云理论的配电网空间负荷预测方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2006, 26(6): 30-36.
Yang Xueming, Yuan Jinsha, Wang Jianfeng, et al. A new spatial forecasting method for distribution network based on cloud theory[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2006, 26(6): 30-36. (in Chinese)
- [9] 蔡绍滨, 韩启龙, 高振国, 等. 基于云模型的无线传感器网络恶意节点识别技术的研究[J]. *电子学报*, 2012, 40(11): 2232-2238.
Cai Shaobin, Han Qilong, Gao Zhenguo, et al. Research on cloud trust model for malicious node detection in wireless sensor network[J]. *Acta Electronica Sinica Acta Electr Sin*, 2012, 40(11): 2232-2238. (in Chinese)
- [10] 郭强, 何友. 基于云模型的 DSm 证据建模及雷达辐射源识别方法[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(8): 1779-1785.
Guo Qiang, He You. DSm evidence modeling and radar emitter fusion recognition method based on cloud model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(8): 1779-1785. (in Chinese)
- [11] 王姣, 祁美玲. RBF 云神经网络在数控机床刀具磨损状态识别中的应用[J]. *机床与液压*, 2011, 39(15): 146-149.
Wang Jiao, Qi Meiling. Application of RBF cloud-neural network in identification of CNC machine tool wear[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2011, 39(15): 146-149. (in Chinese)
- [12] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293-300.
- [13] Gestel T V, Suykens J A K, Baesens B, et al. Benchmarking least squares support vector machine classifiers[J]. *Machine Learning*, 2010, 54(1): 5-32.
- [14] 熊庆, 张卫华, 陆天炜, 等. 基于 α 稳定分布参数估计的滚动轴承故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2015, 35(2): 238-244.
Xiong Qing, Zhang Weihua, Lu Tianwei, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on parameter estimate of alpha-stable distribution[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(2): 238-244. (in Chinese)
- [15] 李学军, 何能胜, 何宽芳, 等. 基于小波包近似熵和 SVM 的圆柱滚子轴承诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2015, 35(6): 1031-1036.
Li Xuejun, He Nengsheng, He Kuanfang, et al. Cylindrical roller bearing diagnosis based on entropy and support vector wavelet packet approximate machines[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(6): 1031-1036. (in Chinese)
- [16] 胥永刚, 赵国亮, 侯少飞, 等. DT-CWT 相关滤波在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2016, 36(1): 138-144.
Xu Yonggang, Zhao Guoliang, Hou Shaofei, et al. DT-CWT domain correlation filter and its application in incipient gearbox fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(1): 138-144. (in Chinese)

- [17] 高印寒,马喜来,何丽桥,等. 基于小波包分解的阈值消噪在车载CAN总线上的应用[J]. 光学精密工程, 2007,15(3):434-439.
Gao Yinhan, Ma Xilai, He Liqiao, et al. Application of threshold denoising based on wavelet packet decomposition to vehicular CAN bus[J]. Optics and Precision Engineering, 2007, 15(3):434-439. (in Chinese)
- [18] 闫晓玲,董世运,徐滨士. 基于最优小波包 Shannon 熵的再制造电机转子缺陷诊断技术[J]. 机械工程学报, 2016,52(4):7-12.
Yan Xiaoling, Dong Shiyun, Xu Binshi. Flaw diagnosis technology for remanufactured motor rotor based on optimal wavelet packet Shannon entropy[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(4):7-12. (in Chinese)
- [19] 侯平魁,龚云帆,杨毓英,等. 水下目标辐射噪声时间序列的非线性降噪处理[J]. 声学学报, 2001,26(3):207-211.
Hou Pingkui, Gong Yunfan, Yang Yuying, et al. Nonlinear noise reduction of the underwater target radiated noise time series[J]. Acta Acustica, 2001, 26(3):207-211. (in Chinese)
- [20] 李德毅. 知识表示中的不确定性[J]. 中国工程科学, 2000,2(10):73-79.
Li Deyi. Uncertainty in knowledge representation[J]. Engineering Science, 2000,2(10):73-79. (in Chinese)
- [21] 刘常昱,冯芒,戴晓军,等. 基于云X信息的逆向云新算法[J]. 系统仿真学报,2004,16(11):2417-2420.
Liu Changyu, Feng Mang, Dai Xiaojun, et al. A new algorithm of backward cloud[J]. Journal of System Simulation, 2004,16(11):2417-2420. (in Chinese)
- [22] 陈绍南,陈碧云,韦化,等. 不规则风速概率分布的混合半云建模方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6):1314-1321.
Chen Shaonan, Chen Biyun, Wei Hua, et al. Mixed half-cloud modeling method for irregular probability distribution of wind speed [J]. Proceedings of the CSEE, 2015,35(6):1314-1321. (in Chinese)
- [23] 冯明,李兴源,李妮,等. 基于 Simplex 算法的高压直流输电分段变速率 VDCOL 研究[J]. 四川大学学报:工程科学版,2015,47(4):162-167.
Feng Ming, Li Xingyuan, Li Ni, et al. Study of HVDC piecewise variable rate VDCOL based on Simplex algorithm[J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition, 2015, 47(4):162-167. (in Chinese)
- [24] Cerdà V, Cerdà J L, Idris A M. Optimization using the gradient and simplex methods[J]. Talanta, 2016, 148:641-648.
- [25] 李锋,汤宝平,章国稳. 基于舍一交叉验证优化最小二乘支持向量机的故障诊断模型[J]. 振动与冲击, 2010,29(9):170-174.
Li Feng, Tang Baoping, Zhang Guowen. Fault diagnosis model based on least square support vector machine optimized by leave-one-out cross-validation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(9):170-174. (in Chinese)



第一作者简介:关山,男,1970年6月生,博士、教授。主要研究方向为机械制造及其自动化。曾发表《基于多特征融合的刀具磨损识别方法》(《振动、测试与诊断》2014年第34卷第3期)等论文。
E-mail:guanshan1970@163.com

