

长度分形维数在微铣刀磨损状态识别中的应用*

王志强^{1,2}, 官虎², 房丰洲², 刘冰²

(1. 天津职业技术师范大学信息技术工程学院 天津, 300222) (2. 天津微纳制造技术工程中心 天津, 300457)

摘要 针对微铣刀磨损状态在线检测提出了一种新的方法。首先,通过采集待测刀具的铣削振动信号,并采用长度分形维数法提取其特征参量,同时设定微铣刀不同的磨损状态作为参考样本;然后,采集不同样本的多段时域信号,并提取特征参量,进而根据区间估计法确定参考样本的聚类域;最后,将待测刀具的特征参量与参考样本的聚类域进行比较来判断刀具的磨损状态。基于自行研制的微型三轴立式机床,对上述方法进行了实验验证。首先,确定了微铣刀后刀面刀尖处的最大磨损深度分别为 0, 5, 10, 15, 20 和 45 μm 以及主切削刃崩刃 7 种参考样本下的长度分形维数聚类域;然后,分别提取 10 把待测刀具的分形维数特征参量,并与 7 个参考样本的聚类域进行比较。实验结果表明,各个待测刀具的特征参量均落在其实际磨损状态所对应的聚类域内,故采用长度分形维数的方法检测刀具磨损状态切实可行。

关键词 微铣削; 刀具磨损; 振动响应; 长度分形维数; 特征参量

中图分类号 TH17

引言

微铣削技术具有加工材料的多样性和能实现三维曲面加工的独特优势,使其在制造技术领域的应用越来越广泛,但微铣刀更容易受到切削过程中切削振动的影响,从而导致刀具磨损、崩刃,甚至断刀。为了提高生产效率和降低生产成本,对刀具磨损量进行在线检测十分重要^[1]。根据检测方式的不同,刀具磨损状态检测方法分为直接法和间接法。直接法是直接测量与刀具体积有关的参量,具有可靠性高的优点;但每次测量都须离线检测,故不能及时检测出加工过程中的刀具状态,使其应用受到了限制^[2-4]。目前,国内外多采用间接法。Malekian 等^[5]使用切削力信号来监控刀具磨损状态,在 15 次实验中错误判断了 4 次刀具磨损状态,作者将其归结于低进给率以及切削力信号频率的带宽低。Zhou 等^[6]以声发射(AE)信号作为刀具磨损的检测信号,在尽可能减少外部输入的情况下,通过建立自回归滑动平均模型(ARMA),以实现刀具磨损的在线检测,建立了一种基于声发射信号能量的在线检测方法。通过监测 AE 信号提取的特征参数比较

容易受到加工过程中被加工件的变形和周围环境的影响,同时该检测系统成本昂贵。

为了能准确检测刀具的不同磨损状态,笔者提出了基于长度分形维数的微铣刀磨损状态检测方法。该方法首先对微铣刀的不同磨损状态进行分类,建立微铣刀磨损状态参考样本,并确定各参考样本振动信号的长度分形维数的聚类域。将待检微铣刀振动信号的长度分形维数特征参量与参考样本的长度分形维数聚类域进行比较,从而推断出刀具磨损状态。

1 基于长度分形维数的刀具磨损状态检测原理

1.1 微铣刀磨损状态的检测过程

基于长度分形维数的微铣刀磨损状态检测过程如图 1 所示。首先,采集待测刀具的振动信号,并对其进行时域分析,计算出该时域信号的长度分形维数特征参量;然后,与参考样本的聚类域进行比较,判断出该待测刀具处于何种磨损状态,并给出相应建议。

* 国家自然科学基金资助项目(90923038);国家重点基础研究发展计划(“九七三”计划)资助项目(2011CB706703);天津市教委科研计划资助项目(20130404)

收稿日期:2014-04-02;修回日期:2014-05-26

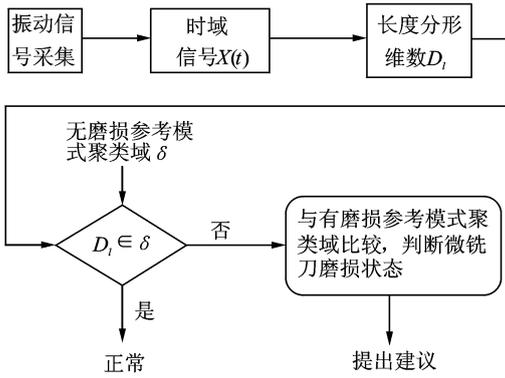


图 1 微铣刀磨损状态检测过程

Fig. 1 Detection process of wear condition of micro milling tool

1.2 长度分形维数计算

长度分形维数是针对非线性动力系统振动波形的前向性,即时间方向上的一致性提出的。根据相空间重构理论^[7-8],对一离散动力系统振动波形进行采样 $A = \{a \mid a = (X_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, N\}$, 其中: X_i 为时间采样点; Y_i 为相应的振动幅值; N 为样本点数。将集合 A 按式(1)和式(2)进行拓补重构,则 $A \rightarrow M, M = \{b \mid b = (X_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, N\}$, 为一单位平面的子集

$$X_i^* = X_i / X_N \quad (1)$$

$$Y_i^* = \frac{Y_i - \min(V_i)}{\max(V_i) - \min(V_i)} \quad (2)$$

其中: $V_i = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_i\} (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

线性变换不改变集合的拓补结构,因此 A 和 M 维数相等。

因为在包覆或量度振动波形时,单元是用具有一维长度单位的超立方体,因此所得分形维称为长度分形维,即

$$D_l = 1 + \lim_{N' \rightarrow \infty} \frac{\ln L}{\ln N'} \quad (3)$$

在 M 中,有限样本点的非线性动力学系统振动波形为

$$D_l = 1 + \lim_{N' \rightarrow \infty} \ln(L/N') = 1 + \frac{\ln L}{\ln N'} \quad (4)$$

对于集合 M ,考虑其两个极限状态,首先,在单位平面内 $N' \rightarrow \infty, \Delta y_i \rightarrow 1$,波形对平面填充能力趋近于覆盖整个平面;其次, $N' \rightarrow \infty, \Delta y_i \rightarrow 0$,波形对平面填充能力趋近于一条直线。这两种情况下长度分形维数的上下确界的极限计算如下

$$D_l = 1 + \lim_{\substack{N' \rightarrow \infty \\ \Delta y_i \rightarrow 1}} \frac{\ln L}{\ln N'} =$$

$$1 + \lim_{\substack{N' \rightarrow \infty \\ \Delta y_i \rightarrow 1}} \left(\frac{\ln \sum_{i=1}^{N'} \sqrt{(N'^{-1})^2 + (\Delta y_i)^2}}{\ln N'} \right) = 2 \quad (5)$$

$$D_l = 1 + \lim_{\substack{N' \rightarrow \infty \\ \Delta y_i \rightarrow 0}} \frac{\ln L}{\ln N'} =$$

$$1 + \lim_{\substack{N' \rightarrow \infty \\ \Delta y_i \rightarrow 0}} \left(\frac{\ln \sum_{i=1}^{N'} \sqrt{(N'^{-1})^2 + (\Delta y_i)^2}}{\ln N'} \right) = 1 \quad (6)$$

因此,非线性动力系统振动波形长度分形维数满足 $1 \leq D_l \leq 2$,具有数学上的严密性。

1.3 参考样本聚类域的确定

微型机床在同一种状态下运行时,不同时刻采集信号的功率谱基本保持一致,但由于微铣刀的微量磨损及噪声干扰的存在,功率谱也会发生小幅波动,故 D_l 值应在某中心值附近波动^[9-10]。为得到不同参考样本的聚类域,需要测试多段时域信号,笔者选取的是 50 段时域信号。由于周围环境、电源电压不稳定以及测量仪器等原因都会给测量数据带来噪声,为了使后续的聚类域分析尽量避免受到随机噪声的干扰,需要对采集到的数据做滤波处理。传统傅里叶分析的线性滤波器特性存在着去噪和保护信号突变的矛盾,而基于小波分析的时频滤波器,利用其带通滤波特性剔除或抑制噪声所在的频带中成分可以达到较好消噪的效果^[11-14]。笔者采用对非平稳信号比较灵敏的 db4 小波对上述 50 段时域信号进行消噪处理,然后分别对其按式(4)计算长度分形维数 D_l 。经计算后得 50 个 D_l 值,这 50 个 D_l 值近似服从正态分布,然后以概率 99% 对 D_l 值按式(7)进行母体平均数区间估计

$$P \left\{ \overline{DL} - u_{\alpha/2} \frac{\sigma_0}{\sqrt{m}} < \delta < \overline{DL} + u_{\alpha/2} \frac{\sigma_0}{\sqrt{m}} \right\} = 1 - \alpha \quad (7)$$

其中: m 为 D_l 值的个数; \overline{DL} 为 D_l 的均值; $u_{\alpha/2}$ 为标准正态分布关于 $\alpha/2$ 的上测分位数,查标准正态分布表得 $u_{\alpha/2} = 2.57$; σ_0 为 D_l 的标准差; $\alpha = 0.01$ 。

代入实验数据可得微铣刀该状态下的长度分形维数的聚类域 δ ,作为评判微铣刀该状态的特征区间。

2 实验验证

2.1 微铣刀磨损实验方案

实验在自行研制的多功能微型三轴立式机床上

进行,如图2所示。其 x 轴行程为100 mm, y 轴和 z 轴行程均为50 mm,机床分辨率为 $0.1\ \mu\text{m}$,定位精度小于 $3\ \mu\text{m}$,重复定位精度小于 $1\ \mu\text{m}$ 。



图2 多功能微型立式机床

Fig. 2 Multifunctional micro machine

实验过程中使用的硬质合金微铣刀如图3所示。刀具几何参数见表1,工件材料为硬铝合金。切削参数如下:主轴转速 n 为15 kr/min,每齿进给量 f_s 为 $100\ \mu\text{m}$,铣削深度 a_p 为 $20\ \mu\text{m}$,冷却方式为空气冷却,铣削方式为顺铣平面。本实验中所涉及的参考样本和待测道具1~10均按上述参数进行铣削加工。



图3 硬质合金微铣刀

Fig. 3 Carbide micro milling cutter

表1 微铣刀几何参数

Tab. 1 Geometrical parameters of micro milling tool

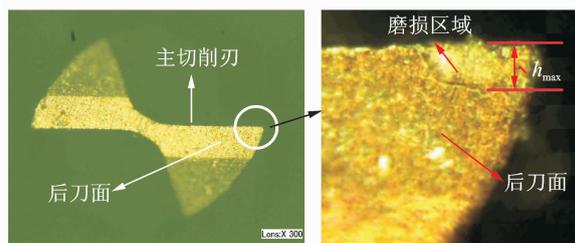
刃径 d/mm	刃数 n	前角 $\gamma_0/(\text{°})$	后角 $\alpha_0/(\text{°})$	螺旋角 $\beta/(\text{°})$	刀柄直 径 D/mm
0.6	2	0	10	35	4

2.2 微铣刀磨损状态的确立

微铣刀磨损最严重的部位发生在刀尖而不同于常规刀具的后刀面磨损,并且随着切削距离的增大,刀尖圆弧半径、切削刃钝圆半径都在增大,其变化量对工件加工质量都将产生直接影响^[15];因此,亟需一种新的测量方法来衡量微细铣削加工中微铣刀的磨损量。

笔者以微铣刀后刀面刀尖处,垂直于主切削刃

的最大磨损深度 h_{max} 为刀具的磨损量来研究微铣刀的磨损状态^[16]。为了测量最大磨损深度,首先:利用超景深显微镜VHX-500拍摄刀尖处的图像;然后,根据放大比例从图上直接量出 h_{max} 的具体数值。图4中给出的是最大磨损深度为 $25\ \mu\text{m}$ 时的刀尖磨损情况。



(a) 刀头端部放大图

(b) 最大磨损深度

(a) The end of milling cutter

(b) The maximum wear depth

图4 最大磨损深度测量示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the maximum wear depth

在切削加工过程中,刀具的磨损可分为正常磨损和非正常磨损。正常的磨损是指随着切削时间的推移,磨损逐渐扩大;非正常磨损是指在加工时,铣刀突然崩刃、卷刃或刀片碎裂^[17]。

在2.1节实验方案下采用硬质合金微铣刀铣削硬铝合金时,刀具的后刀面刀尖处磨损较为剧烈。随着铣削时间的推移,甚至出现了崩刃(主切削刃上出现崩口、小缺口)现象。

为了得到微铣刀的磨损曲线,选用9把新铣刀,其中每3把1组,分别在3种工况下进行微铣刀渐进磨损试验,3种工况如表2所示。每把铣刀从新刀开始切削,直至刀具磨钝为止,其间每隔一定时间测量一次最大磨损深度,每组实验重复3次。在3种工况下,采集到的微铣刀铣削硬铝合金的磨损数据分别如表3~表5所示。根据每种工况下铣刀磨损量的均值数据可画出微铣刀后刀面刀尖处的最大磨损深度 h_{max} 与铣削时间的关系曲线,如图5所示。

通过图5中的磨损曲线可以看出,在微铣刀渐

表2 微铣刀磨损实验切削参数

Tab. 2 The cutting parameters of micro milling tool

工况	主轴转速/ ($\text{kr} \cdot \text{min}^{-1}$)	铣削宽度/ μm	铣削深度/ μm	工件 材料
1	10	600	40	钛合金
2	15	600	30	不锈钢
3	20	600	20	硬铝合金

表 3 第 1 种工况下微铣刀的磨损实验数据

Tab. 3 The experimental data of micro milling tool wear at the first condition

铣削时间/ min	第 1 组工况磨损量/ μm			均值/ μm
	铣刀 1	铣刀 2	铣刀 3	
3	3.2	3.7	3.4	3.4
8	4.1	6.5	5.7	5.4
13	11.0	11.0	10.4	10.8
23	12.2	12.3	13.6	12.7
33	16.2	15.5	16.2	15.9
43	22.5	19.1	22.7	22.4
53	46.9	47.8	44.9	46.5
63	54.1	53.7	52.6	53.5
73	58.8	61.3	63.6	62.1

表 4 第 2 种工况下微铣刀的磨损实验数据

Tab. 4 The experimental data of micro milling tool wear at the second condition

铣削时间/ min	第 2 组工况磨损量/ μm			均值/ μm
	铣刀 4	铣刀 5	铣刀 6	
10	2.5	3.0	2.2	2.6
20	5.7	4.3	4.3	4.7
30	10.8	7.7	9.2	9.2
50	12.6	11.9	13.4	12.6
70	14.4	15.5	15.4	15.1
90	20.4	20.4	19.6	20.1
95	36.7	34.6	35.5	35.6
100	39.7	42.8	42.3	41.6
105	58.8	57.3	60.2	58.8

表 5 第 3 种工况下微铣刀的磨损实验数据

Tab. 5 The experimental data of micro milling tool wear at the third condition

铣削时间/ min	第 3 组工况磨损量/ μm			均值/ μm
	铣刀 7	铣刀 8	铣刀 9	
20	2.8	3.6	2.4	2.9
40	5.3	4.9	5.7	5.3
60	9.2	9.8	10.1	9.7
90	13.0	13.2	12.4	12.9
120	14.8	15.2	15.0	15.0
150	19.6	18.7	17.8	18.7
160	36.6	38.1	38.3	37.5
170	44.1	44.8	46.3	45.1
180	60.2	59.8	58.8	59.6

进磨损过程中,微铣刀的后刀面刀尖处最大磨损深度 h_{\max} 的变化曲线与车刀的典型磨损过程曲线相似,同样存在磨损过程的 3 个阶段,即初期磨损、正常磨损和急剧磨损。

1) 初期磨损:磨损量为 $0\sim 9.8\ \mu\text{m}$ 。由于刀磨

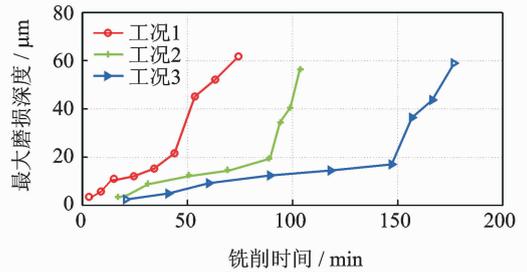


图 5 刀具磨损曲线

Fig. 5 Tool wear curve

后新刀的后刀面与加工表面间的实际接触面积小,压强大,故磨损很快,新刀磨后刀面上的微观粗糙度也加剧了磨损。

2) 正常磨损:磨损量为 $9.8\sim 20.2\ \mu\text{m}$ 。刀具经过初期磨损后,后刀面上被磨出一条狭窄的不规则磨损带,压强减小,故磨损量的增加也减缓,同时磨损也比较稳定。

3) 急剧磨损:磨损量大于 $20.2\ \mu\text{m}$ 。刀具经过正常磨损阶段后,切削刃变钝,切削力增大,切削温度升高,刀具材料消耗急速增多,此时刀具如继续工作,不仅使加工质量下降,而且加工成本迅速上升。

根据微铣刀磨损曲线设置了 7 个不同的微铣刀磨损状态作为参考样本,其中样本 1 到样本 6 的微铣刀后刀面刀尖处的最大磨损深度分别为 $0, 5, 10, 15, 20$ 和 $45\ \mu\text{m}$,样本 7 为主切削刃崩刃。

2.3 铣削振动信号采集

铣削振动信号采集系统如图 6 所示。在信号采集过程中,采用了 PCB603C01 型单向 ICP 压电加速度传感器,利用磁座将其安装在夹持工件的夹具上,如图 7 所示。

检测过程中 ICP 压电加速度传感器输出电压信号,经过东华测试分析仪 DH5922 内置低通滤波

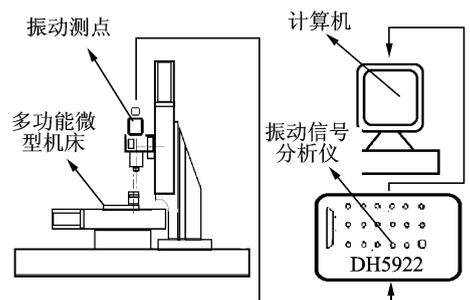


图 6 振动信号采集系统示意图

Fig. 6 Schematic diagram of vibration signal collection system

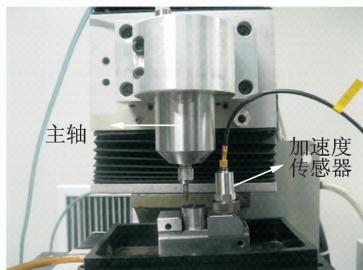


图7 传感器位置

Fig. 7 The location of the sensor

器进行低通滤波,最后由微型计算机控制 DH5922 来实现振动信号数据的采集。

2.4 实验结果分析

实验中,传感器响应频率为 25 kHz,根据采样定理,取采样频率 $f=50$ kHz,每种状态下各测取 50 段时域信号 $X(t)$,每段 10 240 个点。将每一种样本状态测试的时域信号作为原始数据,分别进行滤波处理,然后按式(4)和式(7)计算出各个样本的长度分形维数特征参量及聚类域 δ 。计算结果列于表 6,其误差小于 ± 0.01 。

计算结果发现,各个状态的长度分形维数值满足如下规律:样本 7 > 样本 6 > 样本 5 > 样本 4 > 样本 3 > 样本 2 > 样本 1。出现这种规律是因为从振动信号中提取的长度分形维数特征值表征的是信号

表 6 参考样本聚类域

Tab. 6 The clustering domain of reference exemplars

试验次数	初期磨损		正常磨损			剧烈磨损	
	样本 1	样本 2	样本 3	样本 4	样本 5	样本 6	样本 7
1	1.110 6	1.302 7	1.347 3	1.410 6	1.584 1	1.738 7	1.865 9
2	1.074 6	1.283 7	1.369 8	1.394 1	1.590 6	1.762 9	1.871 5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
49	1.095 4	1.309 5	1.372 2	1.441 9	1.605 4	1.751 2	1.857 5
50	1.118 5	1.315 6	1.352 9	1.425 3	1.559 9	1.731 1	1.847 7
聚类域 δ	(1.062 2, 1.120 2)	(1.276 2, 1.321 6)	(1.332 1, 1.375 3)	(1.379 8, 1.443 6)	(1.551 9, 1.607 1)	(1.726 8, 1.773 6)	(1.821 6, 1.873 2)

的不规则程度,与信号的能量大小无关。随着微铣刀后刀面刀尖处最大磨损深度 h_{\max} 的增加,微铣刀与工件之间的磨损越来越剧烈,振动信号波形的变化也越来越不规则,信号的长度分形维数则逐渐增大;因此,将长度分形维数作为判断微铣刀的磨损状态特征参数比较可靠。

随机抽取 10 把微铣刀,每把微铣刀均进行 3 次铣削实验,铣削实验和采集微铣削振动信号均按照 2.1 和 2.3 节方案进行,采样频率为 50 kHz。分别对采集到的 30 组时域信号按式(4)计算,得到如表 7 所示的长度分形维数特征参量。对表 6、表 7 的数据进行分析可知如下结果。

1) 待测刀具 4 的长度分形维数落在了样本 1 的聚类域区间内,待测刀具 1,5 的长度分形维数均落在了样本 2 的聚类域区间内,因此待测刀具 1,4,5 属于初期磨损。待测刀具 6 和 9,2 及 10,8 的长度分形维数分别包含于样本 3,4 和 5 的聚类域,属于正常磨损。因此,待测刀具 1,2,4,5,6,8,9,10 均可继续使用。实验结果与实际所取状态一致。

表 7 待测刀具的长度分形维数特征值

Tab. 7 The characteristic parameters of tested tools

待测刀具	试验次数			样本区间
	1	2	3	
1	1.279 8	1.313 2	1.293 7	2
2	1.396 7	1.431 1	1.412 9	4
3	1.871 5	1.827 3	1.864 6	7
4	1.107 9	1.115 3	1.119 8	1
5	1.318 8	1.294 5	1.287 1	2
6	1.366 4	1.339 8	1.342 5	3
7	1.738 2	1.756 8	1.727 9	6
8	1.582 0	1.593 6	1.557 3	5
9	1.353 3	1.369 1	1.341 8	3
10	1.410 8	1.386 2	1.428 5	4

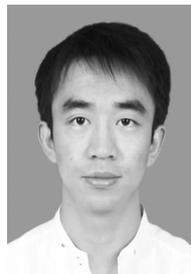
2) 待测刀具 3,7 的长度分形维数分别落在了样本 7 和样本 6 的聚类域内,可判断出这两个微铣刀的磨损状态为剧烈磨损,故待测刀具 3,7 应停止继续使用。

3 结束语

笔者基于微铣刀不同磨损状态下的分形频谱特性,提出了从铣削过程的振动信号中提取长度分形维数来反映微铣刀的磨损状态。在此基础上,利用实验室自行研制的多功能数控微型机床对该方法的有效性进行了实验验证。从实验结果和理论计算的结果比较中可以发现,采用长度分形维数来识别微铣刀的磨损状态在工程实际中具有一定的适用性。

参 考 文 献

- [1] Kious M, Ouahabi A, Boudraa M, et al. Detection process approach of tool wear in high speed milling [J]. *Measurement*, 2010, 43(10): 1439-1446.
- [2] Fang F Z, Liu K, Kurfess T. Tool-based micro machining and applications in MEMS. MEMS/NEMS handbook: techniques and applications [M]. Massachusetts, USA : Kluwer Academic Press, 2005: 63-126.
- [3] Toh C K. Static and dynamic cutting force analysis when high speed rough milling hardened steel [J]. *Materials & Design*, 2004, 25(1): 41-50.
- [4] Donovan A, Scott W. On-line monitoring of cutting tool wear through tribo emf analysis [J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 1995, 35(11): 1523-1535.
- [5] Malekian M, Park S S, Jun M B G. Tool wear monitoring of micro-milling operations [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2009, 209(10): 4903-4914.
- [6] Zhou Junhong, Chee K. Tool wear monitoring using acoustic emissions by dominant-feature identification [J]. *Instrumentation and Measurement*, 2010, 60(2): 547-559.
- [7] James T. Estimating fractal dimension [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1990, 7(6): 1055-1073.
- [8] Smith Jr T G, Lange G D, Marks W B. Fractal methods and results in cellular morphology-dimensions, lacunarity and multifractals [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 1996, 69(2): 123-136.
- [9] He Kai, Pang Pengfei. Automatic classification method for low-dimensional nano materials based on SEM image [J]. *Nanotechnology and Precision Engineering*, 2012, 10(1): 24-29.
- [10] Ye None, Li Xiangyang. A machine learning algorithm based on supervised clustering and classification [J]. *Active Media Technology*, 2001, 2252(14): 327-334.
- [11] Oppenheim A V. Signals and systems [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 67-98.
- [12] Walker J S. Fourier analysis and wavelet analysis [J]. *Notices of the American Mathematical Society*, 1997, 44(6): 658-670.
- [13] Daubechies I. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1990, 36(5): 961-1005.
- [14] 李世超,石秀华,崔海英. 基于遗传小波神经网络的双余度电极故障诊断 [J]. *振动、测试与诊断*, 2009, 29(2): 223-226.
Li Shichao, Shi Xiuhua, Cui Haiying. Fault diagnosis is based on genetic algorithms wavelet neural network in dual-redundancy brushless DC motor [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2009, 29(2): 223-226. (in Chinese)
- [15] Liang S Y, Dornfeld D A. Tool wear detection using time series analysis of acoustic emission [J]. *Journal of Engineering for Industry*, 1989, 111(3): 199-205.
- [16] Zhu Kunpeng, Yoke S W, Geok S H. Multi-category micro-milling tool wear monitoring with continuous hidden Markov models [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(2): 547-560.
- [17] Salgado D R, Alonso F J. Tool wear detection in turning operations using singular spectrum analysis [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2006, 171(3): 451-458.



第一作者简介:王志强,男,1983年6月生,博士生。主要研究方向为微细铣削及切削技术、微铣刀磨损状态的在线监测技术、多功能微细加工系统的设计。曾发表《Damage diagnosis for wind turbine blades based on the shifting distance of characteristic frequency》(《CISP'08》,2009)等论文。

E-mail: XiaoKing.ky @ hotmail.com

