

基于信息融合的精密磨削砂轮磨损状态在线识别方法研究*

ON-LINE IDENTIFICATION OF WHEEL WEAR CONDITION IN PRECISION GRINDING BASED ON INFORMATION FUSION

毕果** 郭隐彪 韩伟

(厦门大学 物理与机电工程学院, 微纳米加工与检测联合实验室, 福建厦门 361005)

BI Guo GUO YinBiao HAN Wei

(Unite Laboratory of Micro/Nano Machining and Measuring, School of Physical and Mechanical & Electrical Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

摘要 高质量非球面光学元件批量制造是目前精密磨削技术力求实现的目标。为了提高非球面光学元件精密磨削的加工效率, 必须在加工过程中动态识别砂轮磨损状态, 在砂轮接近或达到寿命周期时对其进行修整。寻求一种经济可行的方式, 实现砂轮寿命周期在线评估, 利用声发射、砂轮振动、磨削力等多种类型加工过程信号, 提取和选择能够全面、灵敏反应砂轮磨损状态的特征, 基于 Dempster-Shafer 证据理论, 进行多源信息融合, 实现精密磨削砂轮磨损状态在线识别。

关键词 砂轮磨损 在线识别 信息融合 D-S (Dempster-Shafer) 证据理论 精密磨削

中图分类号 TG58 TG74+3

Abstract Grinding wheel should be addressed when it just reaches its expectancy in order to achieve high machining efficiency of aspheric optical lens. The realization of on-line estimating wheel life is based on the automatic identification of the wheel wear condition. Characters of dynamical process signals change accompanied with the lapse of the wheel life. Therefore, process signals can be used to monitor and estimate the wheel condition. Acoustic emission (AE), wheel vibration and grinding force are picked up to abstract three kinds of representative monitoring parameters. They are the skewness of the AE power spectrum, the complexity degree of the wheel vibration and the ratio of normal component and tangential component of the grinding force. These monitoring parameters are sensitive to different macro- and micro-wear of grinding wheel. The Dempster-Shafer evidence theory, which is one of the decision-level information fusion technologies, is employed to acquire a reliable decision about the status of the grinding wheel.

Key words Grinding wheel wear; On-line identification; Information fusion; Dempster-Shafer evidence theory; Precision grinding

Corresponding author: BI Guo, E-mail: guobi@xmu.edu.cn, Tel/Fax: +86-592-2187283;

the project was supported by the Natural Science Foundation of Fujian Province of China (No. 2012J05098)

Manuscript received 20120608, in revised form 20121203.

引言

伴随着各种规格的非球面光学元件在光学领域和国防技术中急剧增加的需求, 稳定质量地批量制造已成为光学元件精密制造面临的亟待解决的关键问题^[1]。金刚石砂轮磨削是光学元件主要的精密加工方式, 砂轮磨损状态对加工质量起决定性作用。为了确保质量, 目前加工现状是在砂轮未达到寿命周期时, 对其进行定期修整, 这种过度修整的方式加工效率低下, 且浪费极大。直接针对砂轮表面的检测技术^[2], 对现场条件要求苛刻, 实时性差, 且设备昂贵,

不适应砂轮磨损在线识别。光学元件稳定量产需要寻求一种经济便捷的方式, 在线判断砂轮磨损程度, 实现砂轮适时修整。

加工过程中, 随着砂轮寿命流逝, 振动、力、热、声音、电信号等过程量随时间变化, 表现出不同的特征。过程信号便于拾取, 对砂轮状态的变化反应灵敏, 可以实现砂轮磨损的在线监测, 从而减少停机检测和砂轮过度修整带来的经济损失^[3]。各类型过程信号对砂轮宏观与微观磨损的敏感程度不同, 受机床运动部件及外部扰动和加工参数改变等的影响程度也不同。另外, 磨削过程随机因素众多, 从单一过程量得到的

* 20120608 收到初稿, 20121203 收到修改稿。福建省自然科学基金计划资助项目 (2012J05098)。

**毕果, 女, 1978年2月生, 河南省南阳市人, 汉族。讲师, 博士, 研究方向为精密加工设备状态监测。

砂轮寿命判决的可靠性较差。利用信息融合技术,综合各类信息,在全面信息的基础上实现可靠判决,是实现砂轮适时修整的关键^[4]。本文利用声发射信号、振动信号和磨削力三种过程信号,提取和筛选全面、互补的特征参数,基于 D-S(Dempster-Shafer)证据理论,进行决策层信息融合,实现精密磨削砂轮磨损状态的在线识别。

1 磨削加工过程信号特征选择

1.1 信号类型选择

特征选择是信息融合技术的关键问题,所选择的特征需要全面反映被研究对象,且包含有代表性的互补信息,从而降低融合算法难度^[5]。砂轮磨损包括宏观磨损和微观磨损两种形式。砂轮表面圆周方向周期性非均匀磨损属于宏观磨损,容易诱发砂轮系统颤振,影响工件面形精度和表面粗糙度,严重的还将引起砂轮与工件的冲击,损伤加工机床;砂轮表面磨粒切削刃磨损属于微观磨损,容易造成工件烧伤和表面粗糙度恶化等后果。砂轮磨损状态监控需要兼顾宏观和微观两个方面。

一般情况下,从振动加剧、磨削过热以及工件粗糙度值恶化三个方面判断砂轮钝化^[6]。砂轮振动是精密磨床主要误差源。非球面光学元件磨削加工时,重力方向为误差敏感方向,重力方向砂轮振动对加工质量影响最大。因此,砂轮主振动方向是首先需要监测的过程信号。磨削温度的采集可以利用贴片式热电阻等接触式温度传感器,也可以利用红外测温仪等非接触式测量仪器,常用于干式磨削温度监测。光学元件磨削加工属于湿式磨削,磨削液的使用以及热传导使得温度直接测量不准确。砂轮表面磨粒切削刃钝化引起的磨削热增加,其实是机械能转变的结果,可以选择磨削力作为监测信号,间接判断磨削热的增长趋势。声发射信号是一种具有超声频率的弹性应力波现象,磨削加工过程具有丰富的声发射信号,其高频快变的特性有利于表现工件表面的微观特征,且不易受到源于机床及外部环境的低频干扰,可以用于监测工件表面粗糙度值的恶化^[7]。

基于上述分析,选择声发射、振动、磨削力三类过程信号,可以兼顾宏观和微观两方面砂轮缺陷,为精密磨削中金刚石砂轮磨削状态的在线识别提供全面信息。

1.2 声发射信号特征选择

磨削过程的非平稳性造成声发射信号的随机性,研究表明声发射信号在砂轮刚修整过和初始磨削阶段为宽频信号,随着砂轮状况恶化,共振频率附近的能量增加显著^[8]。声发射信号频域能量分布不均匀

的变化趋势表征砂轮磨损的全过程。考虑用偏斜度衡量声发射信号功率谱能量的不均匀性。首先对声发射信号进行高通滤波,去除源自机床运动部件的较低频率成分干扰,然后计算长度为 $2M$ 离散信号滤波后的功率谱 P ,因为得到的功率谱 P 为对称分布,因此只对其正半频率部分进行处理,根据式(1)计算声发射功率谱的均值 \bar{P} 和标准差 σ_P ,将其代入式(2),求得功率谱的偏斜度 α 。

$$\begin{cases} \bar{P} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M P(j) \\ \sigma_P = \left(\frac{1}{M-1} \sum_{j=1}^M (P(j) - \bar{P})^2 \right)^{1/2} \end{cases} \quad (1)$$

$$\alpha = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left((P(j) - \bar{P}) / \sigma_P \right)^3 \quad (2)$$

图 1a、图 1b 分别是砂轮初期修锐和严重磨损时声发射信号经过 1 kHz 高通滤波之后的功率谱,随着磨损加剧,其能量分布越来越集中在共振频率附近,两种情况的偏斜度分别为 2.11 和 16.36,差异显著。因此,功率谱偏斜度可以用来监测砂轮磨损状况的发展。

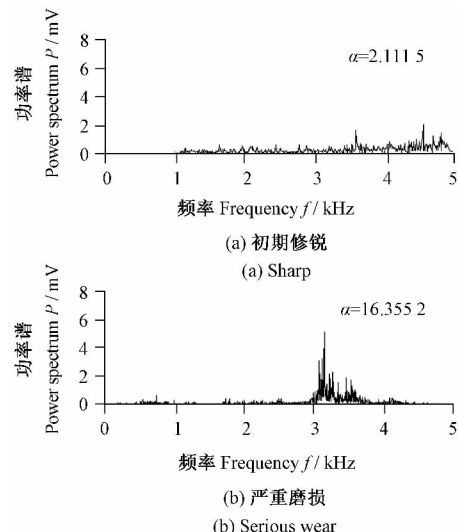


图 1 砂轮磨损声发射信号功率谱及其偏斜度

Fig. 1 power spectrum and skewness character of AE signals coming from wheels with different wear states

1.3 砂轮振动信号特征选择

伴随砂轮寿命流逝,砂轮振动特征主要表现为幅值增加和频谱结构复杂化两个方面^[9]。由于砂轮转速、磨削深度等加工参数的改变也会影响振幅的变化,为了削弱加工参数波动对监测结果的影响,考虑从频谱成分增加方面监测砂轮磨损。在线识别对算法的实时性要求较高,因此选择时域波形复杂度^[10]来衡量频谱结构的复杂化。如图 2 所示为复杂度计算流程图,首先根据式(3),将振动信号离散时间序列 $x(n)$ 与其平均值 \bar{x} ($\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)$) 对比,当大于等于 \bar{x} 时映射为 1,小于 \bar{x} 时映射为 0,从而得到新的序

列 $s(n)$

$$s(n) = \begin{cases} 1 & x(n) \geq \bar{x} \\ 0 & x(n) < \bar{x} \end{cases} \quad (3)$$

序列 $s(n)$ 各项依次排列构成一个“0,1”序列的字符串 S , 长度为 N 按照图 2 所示的计算流程, 若后续子串 Q 在前面未出现过, 则在 S 中相应位置添加间隔符号“.”构成新字符串 F 。最后统计 F 中“.”的个数, 再经过归一化处理, 得到复杂度 $Y \in [0, 1]$ 。 Y 越接近 1 表示 $x(n)$ 复杂度越大, Y 越接近 0 表示 $x(n)$ 复杂度越低。图 3a、图 3b 分别是砂轮在正常磨损和严重磨损阶段磨削光学平面的情况, 复杂度数值分别为 0.32 和 0.81。随着砂轮状态的恶化, 砂轮振动信号复杂度逐渐趋近于 1。

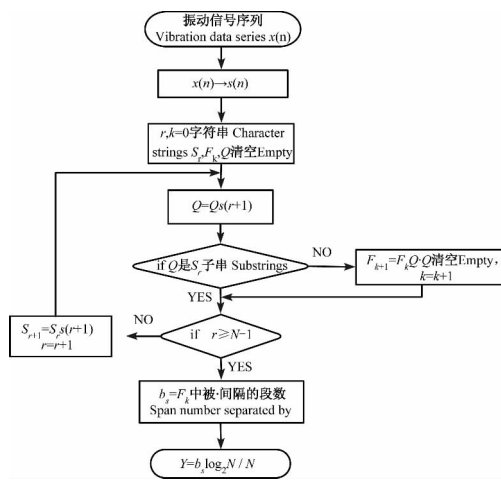


图 2 复杂度函数计算流程图

Fig. 2 flowchart of calculating complexity character

图 2 注释: $S_r = s(1) \cdots s(r)$, 表示字符串 S 的前 r 个字符; F_k 表示字符串 S 相应位置添加若干间隔符号“.”后构成的新字符串; Q 表示字符串 S 中子字符串; k 和 r 表示迭代次数; Y 表示最终计算得到的复杂度特征

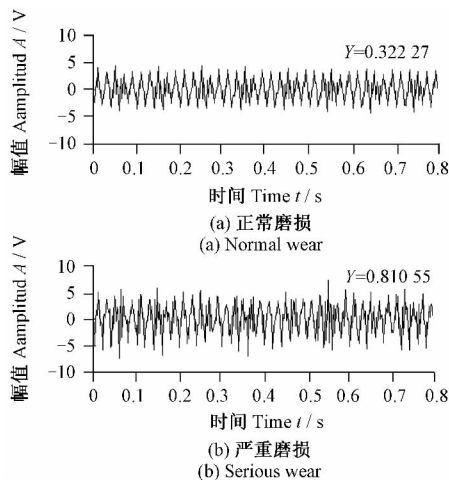


图 3 砂轮振动信号时域波形及其复杂度特征

Fig. 3 Time waveforms and complexity characters of wheel vibration signals

1.4 磨削力特征选择

研究表明, 当砂轮表面磨粒切削刃磨损时, 法向磨削力 f_n 增加显著(至少一倍以上), 切向磨削力 f_t 增长速度慢于法向力, 甚至还会出现保持不变或下降的情况^[11]。另外, 磨削深度、工件硬度变化等也都有可能引起法向和切向磨削力的增加。利用磨削力分力比值监测砂轮磨损量变化, 可以有效减少加工参数波动等随机因素的干扰。假定离散的法向磨削力 f_n 信号和切向磨削力 f_t 信号长度为 N , 如式(4)所示, 提取磨削分力均方根值之比作为特征参数, 用 R 表示

$$R = \sqrt{\sum_{i=1}^N f_n^2(i) / \sum_{j=1}^N f_t^2(j)} \quad (4)$$

2 基于信息融合的砂轮磨损状态识别

2.1 D-S (Dempster-Shafter) 证据理论基础

集合 Θ 表示辨别框架, 其中所有元素互斥, 其所有子集构成幂指数集合 2^Θ , 函数 m 映射幂集 2^Θ 中的任一元素 A 成为区间 $[0, 1]$ 上的一个实数, 函数形式描述为 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 同时满足 $m(\phi) = 0$ (ϕ 表示空集), $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$, 称 $m(A)$ 为 A 的质量函数, 又称为基本可信度分配, 表示证据对辨别框架 Θ 的子集 A 成立的一种信任的度量。对于任意 $A \subseteq \Theta$ 且 $m(A) \geq 0$, 称 A 为证据的焦点。

如式(5)所示, 定义函数 $B_{el}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 为 Θ 上对应于 m 的信度函数, 是 A 所有子集的质量函数之和, 表示证据对事件总的支持度。

$$B_{el}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \forall A \subseteq \Theta \quad (5)$$

其中, 集合 Θ 表示辨别框架, B 遍历 Θ 任意一个子集 A 的所有子集。

如式(6)所示, 定义函数 $P_1: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 为 Θ 上对应于 m 的似然函数, 是所有与 A 相交的子集质量函数之和, 表示证据不能拒绝 A 的程度。

$$P_1(A) = 1 - B_{el}(\bar{A}) = 1 - \sum_{B \subseteq \bar{A}} m(B) \quad (6)$$

其中, \bar{A} 表示子集 A 的补集, B 遍历 \bar{A} 的所有子集。

显然有 $0 \leq B_{el}(A) \leq P_1(A) \leq 1$, $[B_{el}(A), P_1(A)]$ 称为 A 的信任空间, 刻画对 A 的信任度的上限和下限, $P_1(A) - B_{el}(A)$ 表示既不信任 A 也不信任 \bar{A} 的程度, 即对不知道的度量。

设 m_1, m_2, \dots, m_n 是在辨别框架 Θ 上完全独立证据的质量函数, A_1, A_2, \dots, A_n 是焦点, 则证据合成之后的质量函数为

$$m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n(A) =$$

$$\begin{cases} (1-k)^{-1} \sum_{\cap A_i = A, i=1, \dots, n} \prod_{i=1}^n m_i(A_i) & A \subseteq \Theta, A \neq \phi \\ 0 & A = \phi \end{cases} \quad (7)$$

其中, k 是归一化因子, 满足

$$k = \sum_{\cap A_i = \phi, i=1, \dots, n} \prod_{i=1}^n m_i(A_i) \quad (8)$$

当 $k = 1$ 时, 表示证据之间完全冲突, 式(7)无定义; 当 $k = 0$ 时, 表示证据完全相容; 当 $0 < k < 1$ 时, 表示证据部分相容。为方便表示, 下文 $m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n(A)$ 简化表示为 $m_{12\dots n}(A)$ 。

2.2 基于 D-S 证据理论的砂轮磨损状态识别

2.2.1 质量函数的确定

根据加工质量合格与否, 可以将砂轮状态划分为正常磨损和钝化两种情况。因此, 砂轮状态辨别框架 Θ 的所有子集包括正常磨损 $\{W\}$ 、过渡 $\{W D\}$ 和钝化 $\{D\}$ 三种状态, 其中过渡状态 $\{W D\}$ 表示砂轮有可能处于正常磨损 $\{W\}$ 状态, 也有可能处于钝化 $\{D\}$ 状态。对于 Θ 中描述的某一信号特征, 根据实验和经验确定阈值 C_1, C_2 , 区间 $[0, C_1]$ 、 $[C_1, C_2]$ 、 $[C_2, \infty]$ 分别对应砂轮状态辨别框架的三个焦点 $\{W\}$ 、 $\{W D\}$ 、 $\{D\}$ 。

随着砂轮寿命的流逝, 特征值数值具有逐渐增加的趋势, 但是在砂轮磨削过程中随机因素众多, 特征数值存在波动, 假定其波动满足如式(9)所示的正态分布, 则阈值 C_1, C_2 处的特征数值分布分别表示为 $p_{C_1}(\nu)$ 和 $p_{C_2}(\nu)$ 。

$$p_x(\nu) = e^{-\frac{(\nu-x)^2}{2\sigma^2}} / (\sigma \sqrt{2\pi}) \quad (9)$$

如图 4 所示, 若特征值数值 $\nu \in [C_1, C_2]$, 则 $p_{C_1}(C_1) = 1/(\sigma \sqrt{2\pi})$ 表示特征数值 ν 隶属于区间 $[C_1, C_2]$ 的权重, 特征数值 ν 隶属于区间 $[0, C_1]$ 和 $[C_2, \infty]$ 的权重分别为 $p_{C_1}(\nu)$ 和 $p_{C_2}(\nu)$ 。将权重向量 $[p_{C_1}(\nu) \quad 1/(\sigma \sqrt{2\pi}) \quad p_{C_2}(\nu)]$ 进行如式(10)所示的归一化处理, 即得到特征数值 ν 对应砂轮状态辨别框架各焦点的质量函数向量 $m = [m(\{W\}) \quad m(\{W D\}) \quad m(\{D\})]$ 。

$$m = [p_{C_1}(\nu) \quad 1/(\sigma \sqrt{2\pi}) \quad p_{C_2}(\nu)] / \sum_{i=1}^3 m_i \quad (10)$$

当特征数值 $\nu \in [0, C_1]$ 或 $\nu \in [C_2, \infty]$ 时, 其权重向量分别为 $[1/(\sigma \sqrt{2\pi}) \quad p_{C_1}(\nu) \quad p_{C_2}(\nu)]$ 和 $[p_{C_1}(\nu) \quad p_{C_2}(\nu) \quad 1/(\sigma \sqrt{2\pi})]$, 仍按式(10)对其进行归一化处理。

按照上述步骤计算声发射信号功率谱偏斜度 α 、砂轮振动信号复杂度 Y 和磨削分力 RMS (Root Mean Square) 比值 R 的质量函数向量, 分别表示为 m_α, m_Y

和 m_R , 均是 1×3 的行向量, 表示砂轮状态位于砂轮状态焦点 $\{W\}$ 、 $\{W D\}$ 、 $\{D\}$ 的可信程度。

2.2.2 证据合成

根据第二部分进行证据合成部分计算 $m_{\alpha Y}$ ($m_{\alpha Y} = m_\alpha \oplus m_Y$) 如表 1 所示。 m_α 与 m_Y 的证据融合 $m_\alpha \oplus m_Y$ 简化表示为 $m_{\alpha Y}$ 。由式(8)可知, 表 1 中所有 ϕ (空集) 项相加得到归一化因子 k , 将表 1 中的相同项之和除以 $(1-k)$, 得到组合证据的质量函数行向量 $m_{\alpha Y}$

$$m_{\alpha Y} = [m_{\alpha Y}\{W\} \quad m_{\alpha Y}\{WD\} \quad m_{\alpha Y}\{D\}] \quad (11)$$

将 $m_{\alpha Y}$ 和 m_R 按上述步骤进行合成得到 $m_{\alpha Y R}$, 是声发射信号特征 α 、砂轮振动特征 Y 和磨削力特征 R 三种证据信息融合的结果。

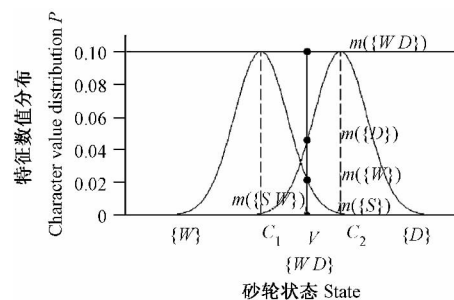


图 4 特征值质量函数示意图

Fig. 4 Sketch of mass function of characters

表 1 $m_\alpha \oplus m_Y$ 的合成结果

Tab. 1 Synthesis results of evidence α and evidence Y

$m_{\alpha Y}$	$m_\alpha\{W\}$	$m_\alpha\{WD\}$	$m_\alpha\{D\}$
$m_Y\{W\}$	$m_{\alpha Y}\{W\}$	$m_{\alpha Y}\{W\}$	ϕ
$m_Y\{WD\}$	$m_{\alpha Y}\{W\}$	$m_{\alpha Y}\{WD\}$	$m_{\alpha Y}\{D\}$
$m_Y\{D\}$	ϕ	$m_{\alpha Y}\{D\}$	$m_{\alpha Y}\{D\}$

3 实例分析

如图 5 所示为在研的立柱移动式卧轴数控矩台平面磨床 MGK7160, 利用其进行砂轮全寿命历程实验。采集声发射、振动、磨削力三种传感器信号, 确定声发射信号功率谱偏斜度 α 、砂轮振动信号复杂度 Y 和磨削分力 RMS 比值 R 各自的质量函数, 以及三种



图 5 MGK7160 平面磨床

Fig. 5 MGK7160 surface grinding machine

传感器决策层信息融合的结果 $m_{\alpha YR}$, 如表 2 所示。

表 2 各类特征的质量函数
Tab. 2 Mass function of characters α, Y, R and their synthesis, respectively

特征 Character	信度 Belief function / %	$m\{W\}$	$m\{W D\}$	$m\{D\}$
	α		13.0	59.7
Y		4.4	54.5	41.1
R		1.1	50.2	48.7
$m_{\alpha YR}$		6.5	18.6	74.9

由表 2 可知, 利用单一特征 α 判断砂轮状态时, $\{W\}$ 和 $\{D\}$ 的信度分别为 13.0% 和 27.3%, 均小于 50%, $\{W D\}$ 的信度最高, 为 59.7%, $\{W D\}$ 的意义是有可能处于 $\{W\}$ 或 $\{D\}$, 因此无法断定砂轮处于正常磨损状态 $\{W\}$ 还是钝化 $\{D\}$ 。特征 Y 、 R 与特征 α 的结论相似, 也无法断定砂轮处于正常磨损还是钝化状态。经过三类特征的信息融合, $\{W D\}$ 信度降为 18.6%, $\{D\}$ 信度为 74.9%, $\{W\}$ 信度为 6.5%, 显然砂轮很有可能处于钝化状态。

表 3 是三种证据及其合成结果的信任空间。无论哪个单一特征, $\{W\}$ 和 $\{D\}$ 的信任空间下线均小于 50%, 上线均大于 50%。信度空间长度 $P_1(A) - B_{el}(A)$ 表示既不信任 A 也不信任 \bar{A} 的程度, 是对不知道的度量, 因此无法断定砂轮状态。经过信息融合之后, 信任空间收缩显著, $\{W\}$ 的信任空间上线降为 0.251, 表示最多有 25.1% 的可能性, 砂轮处于正常磨损状态。 $\{D\}$ 的信任空间下线升为 0.749, 表示最小有 74.9% 的可能性, 砂轮处于钝化状态, 需要进行修整。因此, 经过信息融合之后, 对砂轮状态未知的程度明显减小, 可以判断砂轮极有可能处于钝化状态。

表 3 信任空间 [Bel Pl]

Tab. 3 belief interval [Bel Pl]

特征 Character	信任空间 Belief interval / %	W	D
	α		[13.0 72.7]
Y		[4.4 58.9]	[41.1 95.6]
R		[1.1 51.3]	[48.7 98.9]
合成 evidences combination		[6.5 25.1]	[74.9 93.5]

4 结论

高质量光学元件批量制造需要在加工中实时判

断砂轮磨损状态。随着砂轮寿命流逝, 各类型过程信号特征不断变化, 可以用于在线识别砂轮磨损, 实现砂轮适时修整。从兼顾砂轮宏观和微观两个方面的磨损程度出发, 提取声发射信号功率谱偏斜度、砂轮振动信号复杂度以及磨削分力 RMS 比值三种单值特征参数, 用于在线识别砂轮钝化。

一般阈值监测方法是当特征参数大于阈值时, 判断砂轮钝化。与这种硬阈值方式不同, 本文设定两个阈值将砂轮状态划分为正常磨损 $\{W\}$ 、过渡 $\{W D\}$ 和钝化 $\{D\}$ 三种状态。对不同的特征值计算处于 $\{W\}$ 、 $\{W D\}$ 、 $\{D\}$ 区间的可信度, 并利用 D-S 证据理论将三种特征参数得到的判决进行决策层信息融合。实例分析表明: 当单一过程信号特征无法确定砂轮磨损状态时, 通过信息融合, 砂轮状态处于 $\{W\}$ 和 $\{D\}$ 的信度差异显著提高, 且各自的信任空间范围也更加精确, 可以实现砂轮钝化的可靠判决。

参考文献 (References)

- [1] 郭隐彪, 王振忠, 彭云峰, 杨 炜, 等. 大口径光学元件微纳加工与检测技术研究与应用 [J]. 厦门大学学报: 自然科学版, 2011, 50(2): 286-292.
GUO YinBiao, WANG ZhenZhong, PENG YunFeng, YANG Wei, et al. Research on the key technology of micro/nano machining and measuring [J]. Journal of Xiamen University: Natural Science Edition, 2011, 50(2): 286-292 (In Chinese).
- [2] Furutani K., Ohguro N., Hieu N T., et al. In-process measurement of topography change of grinding wheel by using hydrodynamic pressure [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2002(42): 1447-1453.
- [3] Brinksmeier E., Heinzl C., Meyer L. Development and application of a wheel based process monitoring system in grinding [J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2005, 54(1): 301-304.
- [4] Aliustaoglu C., Ertunc H M., Ocak H. Tool wear condition monitoring using a sensor fusion model based on fuzzy inference system [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(2): 539-546.
- [5] Warren Liao T. Feature extraction and selection from acoustic emission signals with an application in grinding wheel condition monitoring [J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 2010, 23: 74-84.
- [6] Inasaki I. Sensor fusion for monitoring and controlling grinding [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 1999, 15: 730-736.
- [7] Amin A Mokbel, Maksoud T M A. Monitoring of the condition of diamond grinding wheels using acoustic emission technique [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2000, 101(1-3): 292-297.
- [8] Wakuda M., Inasaki I., Ogawa K., Takahara M. Monitoring of the grinding process with an AE sensor integrated CBN wheel [J]. Journal of Advanced Automation Technology, 1993, 5(4): 179-184.

- [9] 翁泽宇,丁红钢,郭明飞,贺兴书. 平面磨削颤振试验研究[J]. 机械强度,2006,28(1): 025-028.
WENG ZeYu, DING HongGang, GUOMing Fei, HE XingShu. Experimental investigation of grinding chatter in surface grinding process[J]. Journal of Mechanical Strength,2006,28(1): 025-028(In Chinese).
- [10] Lempel A, Ziv J. On the complexity of finite sequenced [J]. Transactions on Information Theory,1976,22(1): 75-81.
- [11] 王 珉. 磨削力与砂轮磨损的关系[J]. 淮南矿业学院学报,1983(3): 38-48.
Wang Min. The relationship of grinding force and wheel wear[J]. Journal of Huainan Mining Institute, 1983 (3): 38-48 (In Chinese).