

# 具备高适应性的高速铣削刀具磨损状态监测系统

申志刚<sup>1</sup> 何宁<sup>2</sup>

(1. 南京电子技术研究所, 南京, 210039; 2. 南京航空航天大学机电学院, 南京, 210016)

**摘要:**为提高加工监测系统的适应性和智能化程度,提出基于刀具磨损曲线的实时刀具状态监测系统。自学习能力的引入使该系统可自动进行不同刀具状态的识别和磨损程度的估计,较大程度上摆脱对系统事先“教学”的依赖。同时为有效抑制切削参数变化带来的干扰,提出一种特征提取方法来自动提取敏感特征,减少监测系统开发时间和成本。针对高速铣削过程的刀具磨损监测,采用切削力和声发射传感器来采集信号,并运用时域、频域和小波分析技术来对信号进行处理,试验结果证明了所提出的自动特征提取方法的有效性和智能刀具状态监测系统的高适应性。

**关键词:**状态监测;传感器;小波分解;马氏距离;刀具磨损

中图分类号: TG506.1; TN911

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2013)01-0049-06

## Intelligent Tool Wear Condition Monitoring System with High Adaptability in High Speed Milling Process

Shen Zhigang<sup>1</sup>, He Ning<sup>2</sup>

(1. Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing, 210039, China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

**Abstract:** To enhance the adaptability of tool condition monitoring(TCM) system, an novel and intelligent method is proposed for automatic identifying the different tool wear states and estimating the wear value with no need of the pre-designed "teaching" or "training" phase. Automatic sensory feature selection method is used to aid the systematic design of TCM, and to suppress interference introduced by changes of cutting parameter. Force and acoustic emission sensors are used in high speed milling operations. The time domain, frequency domain and wavelet analysis techniques are applied to processing the signals. The real-time intelligent monitoring system is built on the cycle process of linear fitting and Mahalanobis distance (MD) calculating. A series of experiment application on a CNC vertical milling machine tool show that the proposed method is accurate for feature extraction and efficient for condition monitoring of cutting tools.

**Key words:** condition monitoring; sensor; wavelet decomposition; Mahalanobis distance; tool wear

加工状态监测主要涉及 3 个环节:(1)传感器;(2)信号处理,特征提取;(3)监测系统模型。其中各个环节均存在多种选择。就传感器而言,切削力作为目前刀具状况监测(Tool condition monitoring, TCM)研究中最为有效的指示信号而获得广泛运用,声发射、振动、电机电流、声音以及切削温度等信号也均为研究者采用,且多传感器融合运用

的趋势明显<sup>[1-2]</sup>。TCM 运用的信号处理技术既包括传统的时域分析、频域分析,同时由于小波分析技术对于切削过程产生的非线性和非平稳的信号(包含有瞬态信号)的处理有其优势,因此也得到较多的应用<sup>[3-4]</sup>。监测系统构建涉及多种类型传感器和信号处理技术的选择,所采用的传感器数量、种类以及信号处理手段直接影响系统整体的成本和

监测效果,从中进行合理选择通常需要大量的试验尝试,造成时间和物力的浪费。针对此问题,本文提出一种传感器和信号处理技术自动选择、自动生成敏感特征量的方法。其优势在于只需一次切削过程(可增加切削过程以消除随机因素),即可自动进行敏感特征优选,自动提取出与监测目标相关性强的特征量,并使其更加适应于刀具磨损监测的需要。

现阶段的智能监测系统设计一般采用神经网络、模糊逻辑推理等人工智能领域的技术或算法来对大量加工过程信息进行处理<sup>[2]</sup>,但系统不同程度上均需要基于实际切削试验数据的事先“教学”<sup>[5]</sup>,且系统本身对切削过程中各种参数变化的自适应能力也有待增强。智能刀具磨损监测系统应尽量减少或者避免事先的“教学”或称“训练”,而直接在实时加工过程中依据从传感器信号中所提取的特征量来自动做出磨损程度的判断,或者监测阈值的自行设定,进而给出磨损程度的数值性估计。典型的刀具磨损曲线具有明显的规律性。铣刀磨损过程中,后刀面磨损曲线存在3个阶段,即初期磨损阶段、正常磨损阶段和急剧磨损阶段<sup>[6]</sup>。本文在对高速铣削中刀具磨损过程基本特征分析基础上,提出基于典型刀具磨损曲线的具备智能性的刀具磨损监测系统。抛弃刀具磨损监测策略中采用的“以试切教学为必要前提条件”的传统思想,提出基于典型刀具磨损曲线和马氏距离识别的具备人工智

能特性的实时监测系统框架,并利用一系列高速铣削试验来进行监测系统的试验研究。

## 1 敏感特征自动提取方法

对于切削加工过程,传感器获得以时间为轴的复杂信号。若系统起始于健康状态,由于系统故障的发生,会出现一个逐渐的或者突然的状态变化。对于刀具磨损来讲,其信号呈现渐进的变化过程。传感器直接采集到的以时间为参数的复杂的原始信号数据量巨大,不适合直接用来评估系统状态。对传感器信号进行间隔采样,并施以各种信号处理手段,提取出若干以实数形式存在的特征量(Sensory characteristic features, SCFs),从而可以将原始信号转化为 SCFs,来使问题得到简化。利用这些实数特征建立特征矩阵(Sensory feature matrix, SFM),敏感特征自动提取方法的具体实现过程如图1所示,包含两个主要的计算阶段:三维特征矩阵 3D SFM 的计算和相关矩阵(Association matrix, ASM)的计算。

铣削过程中多次间隔采样,每次采样产生一个 SFM 矩阵,从而产生出一系列的特征矩阵,形成如图1中所示的 3D SFM 矩阵。对应间隔采样产生的样本 1~k(k 为采样数目),可以基于 SFM 矩阵运用某种方法来计算此过程中各个特征量  $f_{ij}$  对于某种故障的相关程度或称敏感程度。所产生的敏感系数也以矩阵的形式加以存放,称为 ASM,从

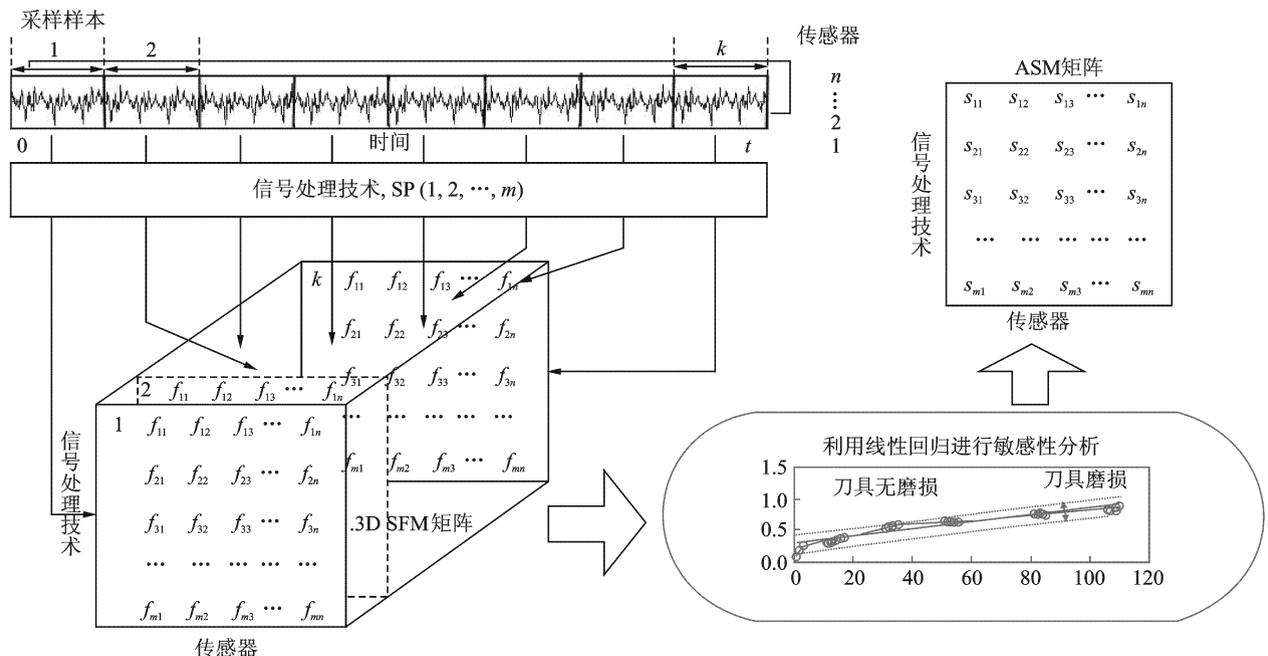


图1 敏感特征自动提取方法

而建立敏感系数与各个特征量之间的对应关系。

提的一提的是,尽管此特征提取方法从原理上源于 Al-Habaibeh 和 Gindy 提出的 ASPs 法<sup>[7]</sup>,但作者在实际铣削试验基础上,提出更加完善的敏感系数计算方法。将特征量随切削时间的变化程度作为其敏感度的一个度量指标。以线性回归分析产生的直线的斜率来表征特征量的敏感程度,同时考虑离散性,增加敏感系数的指标,同时将倾斜度和离散度纳入评估计算。这一改进使得该方法的计算结果更加适用于实际应用。

## 2 试验设置

高速铣削试验在 Micron UCP 710 五轴立式加工中心上进行,铣刀采用 K30 硬质合金平头铣刀,每把刀具从新刀至磨损失效为一次试验。工件材料均为淬硬钢, AISI 4340(硬度 45~49 HRC)和 AISI D2(硬度 55~57 HRC)。试验采用两种类型的传感器, (1)测力仪; (2)声发射传感器。切削力测量采用 Kistler 9265B 三向动态测力仪, 搭配 9443B 测力台, 试验中测力仪采样频率  $f_s$  设定为 20 kHz。声发射采集使用 FUJI AE1045S 宽带声发射传感器, 频率带宽 100 kHz~1 300 kHz, 搭配 PXPA II 前置放大器,  $f_s=1$  MHz。数据采集卡为 ADLink PCI-9812 数采卡和 NI 9233 数采卡两种。

试验使用铣刀刀具的具体几何参数和涂层情况见表 1。试验 1~4 采用固定的切削用量参数, 切削速度 ( $V_c$ ) = 301.6 m/min 对应主轴转速 12 000 r/min, 每齿进给速度 ( $f_z$ ) = 0.1 mm/tooth, 径向切深 ( $a_e$ ) = 0.3 mm; 轴向切深 ( $a_p$ ) = 5 mm。试验 5, 6, 7 除了分别对切削速度、进给速度和径向切深进行了改变以外, 其余设置与试验 1~4 相同。铣削方向均为顺铣。铣削路径为直线走刀。采用 10× 光学显微镜测量刀具磨损。图 2 所示为所用的 K30 平头铣刀的整体图和其中一把刀具的渐进磨损过程图示, 图中从 (1)~(5) 磨损程度逐渐增加。

表 1 各次试验中使用的刀具参数和试验设置

试验编号	涂层	螺旋角/(°)	前角/(°)	工件材料	冷却
1	无	45	-5	AISI 4340	干冷
2	无	12	0	AISI 4340	干冷
3	TiAlN	12	0	AISI 4340	干冷
4	TiAlN	55	-10	AISI D2	干冷
5	TiAlN	55	-10	AISI D2	MQL
6	TiAlN	45	-5	AISI 4340	干冷
7	无	45	-5	AISI D2	干冷

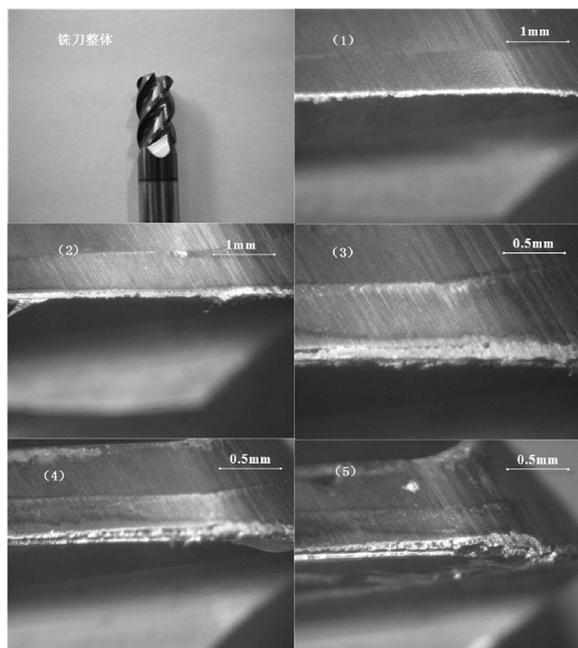


图 2 铣刀及其渐进磨损状态

## 3 智能监测系统

马氏距离(Mahalanobis distance, MD)可相对于参考基准进行度量计算来分析识别出不同的模式, 常用来测算状态之间相对于常态的反常态程度<sup>[8]</sup>。对于刀具磨损监测应用, 正常磨损阶段即对应正常态, 而剧烈磨损阶段对应非正常态。马氏距离其区别于传统距离计算之处在于, 把变量或者特征之间可能存在的相关性考虑在内, 在多维空间进行距离计算。理论上讲, 马氏距离具有以下两个特性: (1)当特征向量属于正常状态样本组时,  $MD^2$  值约为 1, 并且  $MD^2 \sim F(m, \infty)$ ; (2)当特征矩阵不属于正常态样本组时,  $MD^2$  的值随其非常态程度而变化。对于刀具磨损程度的识别, 问题转化为适当阈值  $T_{MD}$  的设定。当  $MD^2 < T_{MD}$  时, 可认为刀具正常, 而当  $MD^2 > T_{MD}$  时, 即认为过度磨损已经出现。

基于马氏距离的实时智能监测系统的体系结构如图 3 所示。以大、小两个时间循环为基本框架。基本思想在于利用刀具磨损曲线的规律——刀具在初始磨损、正常磨损和剧烈磨损 3 个阶段的曲线变化率不同——来自动判断刀具所处的磨损阶段, 并在此判断基础上建立 MD 基准矩阵(正常磨损阶段)以及进行  $MD^2$  阈值的设定(剧烈磨损阶段)。这一阶段可称为“自学习阶段”。此阶段监测系统自动进行刀具磨损阶段的判断, 做出“刀具进入剧烈磨损”的预警判断, 并利用过程中存储的特征数据自动建立可为“正常运行阶段”所用的 MD

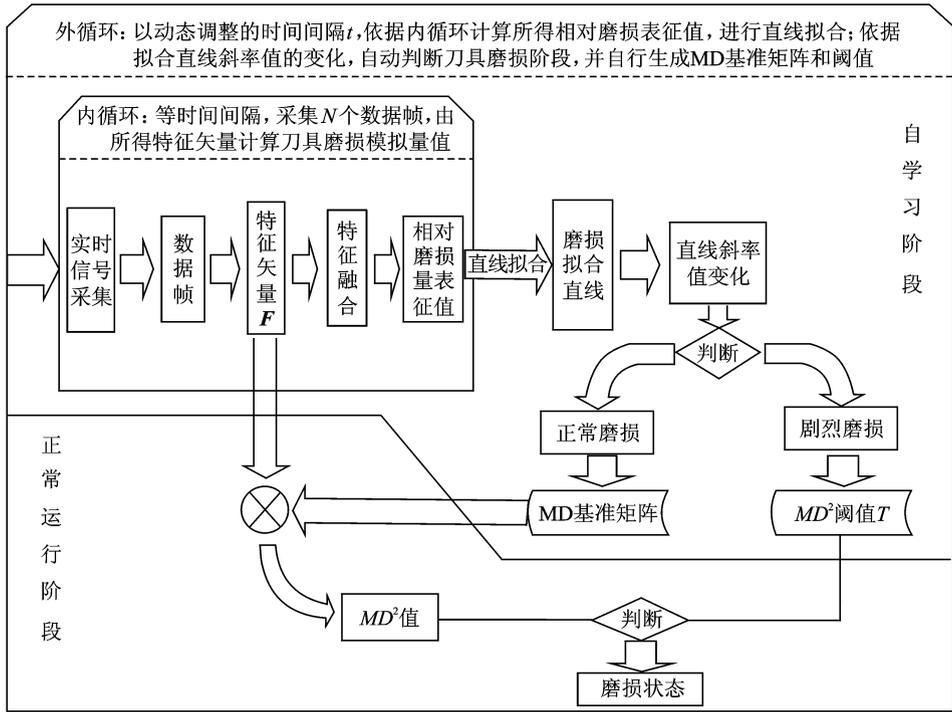


图3 智能刀具监测系统框架

基准阵和  $MD^2$  阈值。在后一阶段“正常运行阶段”中,可利用已经建立的 MD 基准矩阵基于马氏距离方法进行刀具磨损程度的数值估计。系统在做出“刀具进入剧烈磨损阶段”定性判断之后,利用判断点之前间隔存储的特征矢量(对应刀具正常磨损阶段)建立 MD 基准矩阵,将之后实时采集信号产生的特征矢量  $F$  与 MD 基准矩阵相乘,计算得出  $MD^2$  值。后续试验表明,此时  $MD^2$  值与刀具实际磨损存在相关性。合理设置阈值,可适应不同的刀具失效标准,在最适当时刻做出换刀动作。

## 4 分析与结论

### 4.1 特征提取结果分析

试验采用测力仪和声发射两种类型的传感器,其中测力仪采集 X,Y,Z 3 个方向的信号。对采集的 4 种信号,进行时域、频域和小波分析,每种信号可提取出 22 个特征量,形成  $4 \times 22$  的 SFM 矩阵,见表 2。

对新刀到刀具磨损失效这一过程,进行间隔采样。采样样本长度综合考虑最高主轴转速和各传感器信号采样频率来决定,应包含 3 个以上主轴转动周期,取平均量值。采用第 1 节所述特征提取方法,对 22 个特征量做线性拟合,拟合直线的斜率和离散程度均有较大的差别。从实际分析结果来看,AE 信号的标准差值,以  $SF(AE, std)$  表示,其斜率较大,而离散度较小,敏感性最好。而 Y 向切削

力信号的均值  $SF(F_y, mean)$ ,其值随着磨损加大而出现减小的趋势,如图 4 所示。

表 2 传感器和信号处理技术

传感器	X 向切削力 $F_x(1)$	Y 向切削力 $F_y(2)$	Z 向切削力 $F_z(3)$	声发射 AE(4)
信号处理	时域分析 均值,标准差,峭度,偏度;4 个特征量(No. 1~4)	频域分析 FFT 变换,频段 10 等份划分,求各频率分段的均值;10 个特征量(No. 5~14)	小波分析 四层离散小波分解(db1 小波基),对细节信号 d2, d3, d4 和逼近信号 a4 分别计算能量值和方差值;8 个特征量(No. 15~22)	

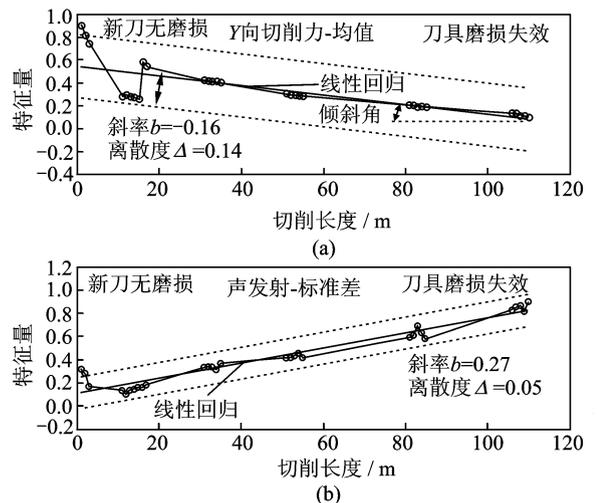


图4 敏感特征分析

### 4.2 监测结果分析

7 组试验分成两个部分,分别用来检验所设计的监测系统不同阶段的功能运行情况。1~4 号试验用于监测系统的自学习阶段功能检验,以动态调整的时间间隔循环进行磨损阶段的识别。在系统循环时间间隔的设定上考虑切削速度和进给的影响,用“切削长度”替代了时间刻度,如图 5,6 中横坐标所示,这在一定程度上可以抑制切削速度  $V_c$  和进给率  $f_z$  的变化导致的对曲线变化率的影响。对于 1~4 号试验,其实际磨损曲线和由特征矢量模拟的相对磨损量值如图 5 所示。实际测量的磨损量值(VB)对应左侧坐标轴,特征量模拟的量值,进行了归一化处理,对应右侧坐标轴。从图中可见两者曲线在变化率的趋势上一致性很明显,且在正

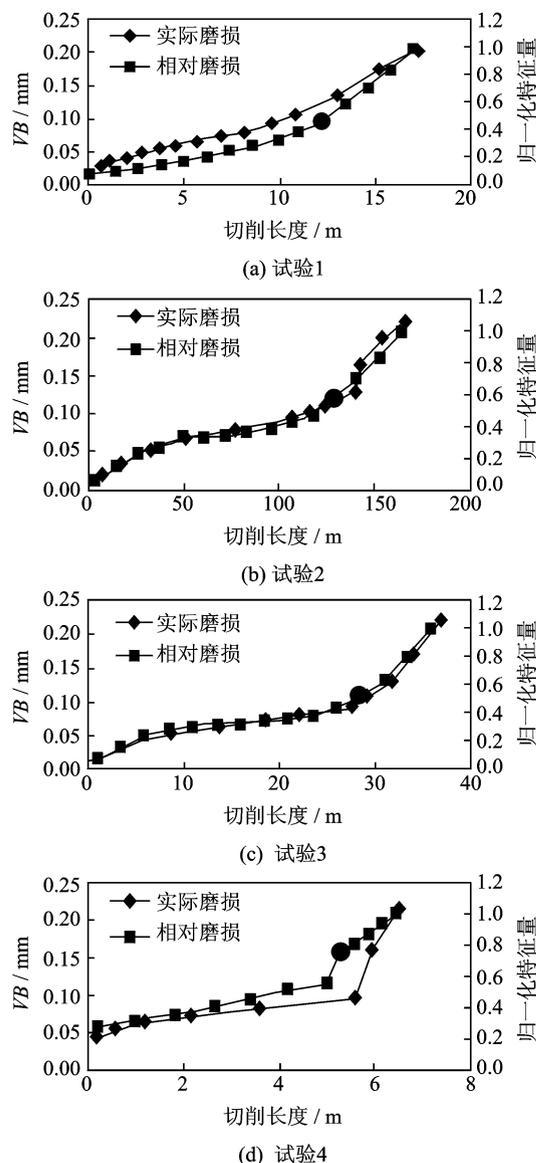


图 5 试验 No. 1~4 特征量模拟的相对磨损量(经过归一化处理)与实际测量磨损量的变化趋势对比图

常磨损阶段与剧烈磨损阶段之间存在着一个较为明显的曲线变化程度(可理解为曲线切线斜率)上的变化,与典型刀具磨损曲线吻合。此为本监测系统基本思想提出的事实基础和依据。系统在对应时间点做出了“刀具进入剧烈磨损阶段”的判断,如图中圆点处所示。

利用 5~7 号试验进行了监测系统的验证运行,其中 5,6 号试验分别阶段性改变切削速度  $V_c$  和每齿进给率  $f_z$ ,而试验 7 分阶段采用了不同的径向切深  $a_e$ ,目的在于验证监测系统在变切削用量条件下的适应性。如图 6 中为试验 5,6 的刀具实际磨损与做出判断之后的各个  $MD^2$  值的对比图示。可以看出  $MD^2$  与实际刀具磨损值存在较为明显的相关性,可将其作为磨损量的度量指标,从而扩展此监测系统正常运行阶段的功能——从阈值性报警判断到可对实际磨损程度做出数值型估计,从而适应不同的刀具磨钝标准的情况。例如,当刀具磨损标准为  $VB > 0.2$  mm,对应于试验 5 和 6,MD 阈值可分别设定为 3 和 3.5。如刀具磨损标准为  $VB > 0.3$  mm,阈值设定分别为 4.5 和 5。

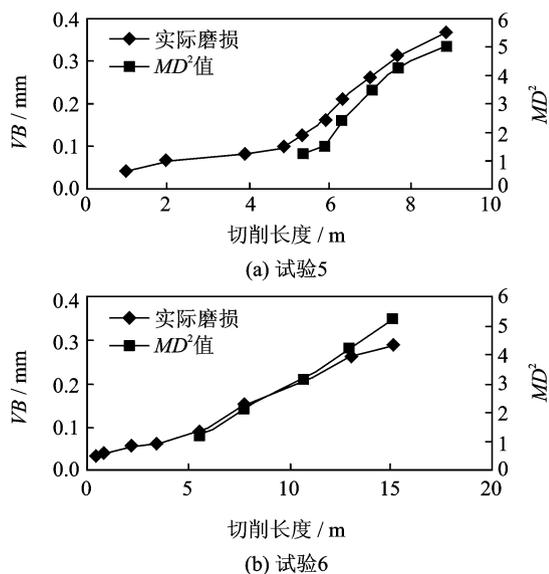


图 6 试验 No. 5 和 6 中刀具实际磨损量与监测系统计算所得  $MD^2$  值(仅刀具剧烈磨损阶段)

对 7 号试验的研究发现,基于马氏距离的监测系统从原理架构上缺乏对加工参数变化的适应能力,特别是径向切深  $a_e$  的变化对该监测系统的适应性形成较为严重的挑战——对应其每一次变化,磨损曲线斜率均有对应的较为明显的变化,这会对由磨损阶段变化而导致的磨损曲线变化形成很大的干扰。

针对此情况,采用本文提出的自动敏感特征生成方法进行特征筛选。在变切削参数情况下,选择对变化的切削参数敏感与否的特征量来进行监测的效果差异也很明显。如图7(a)所示,特征量对切削参数改变敏感,在改变前后呈现较大落差,与实际磨损所呈现的连续稳定的变化趋势出现较大背离。而图7(b)中所选用的特征量对该切削参数的变化不敏感,故在加工条件改变时保持对真实磨损情况的跟随。这也是引入敏感特征自动提取方法的意义所在,可在特征量自动生成阶段即优先选择对该加工参数变化不敏感的特征量,使得监测系统的适应性大大增强。

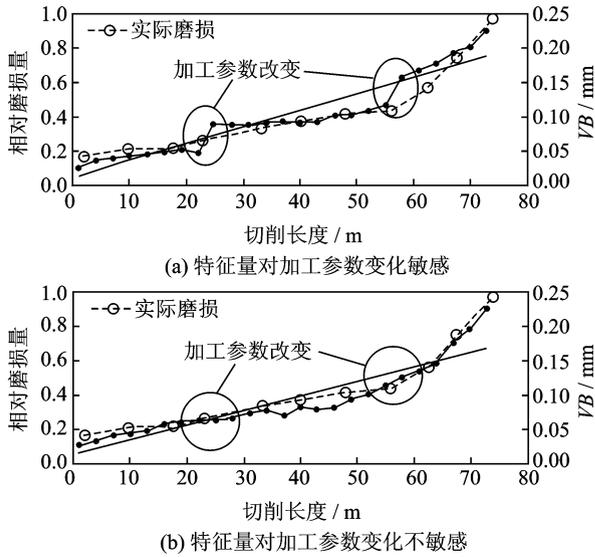


图7 试验 No.7 监测效果对比:对加工参数变化敏感特征量 vs 对参数变化不敏感的特征量

## 5 结束语

本文研究的主要成果在于将自学习机制引入监测系统,使其对变切削参数加工过程的适应性大大提高。在对刀具磨损典型过程深入分析的基础上,提出了系统自行划分磨损阶段的构想,并在此基础上运用马氏距离进行磨损量的评估计算。系统对于“教学”或称“训练”过程的依赖大大减低,智能程度有较大的提升。试验结果表明其在变化的切削参数下能够对刀具的磨损做出有效监测。

本文提出的敏感特征自动选择方案作为监测系统设计重要前端,其优势在于只需一次切削过程

(可增加切削过程以消除随机因素),即可自动进行敏感特征优选。提出更加完善的敏感系数计算指标,兼顾灵敏性与稳定性。采用该方案,可在特征量自动生成阶段即优先选择对加工参数变化不敏感的特征量,增强监测系统抗加工参数变化干扰的能力,在很大程度上提高了监测系统的适应性。

## 参考文献:

- [1] Amer W, Grosvenor R I, Prickett P W. Sweeping filters and tooth rotation energy estimation (TREE) techniques for machine tool condition monitoring[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2006,46(9):1045-1052.
- [2] Balazinski M, Czogala E, Jamielnaik K, et al. Tool condition monitoring using artificial intelligence[J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 2002,15(1):73-80.
- [3] Liao W T, Ting Chifen, Qu J, et al. A wavelet-based methodology for grinding wheel condition monitoring[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2007,47(3/4):580-592.
- [4] Choi Y, Narayanaswami R, Chandra A. Tool wear monitoring in ramp cuts in end milling using the wavelet transform[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2004,23(5/6):419-428.
- [5] Ghosh N, Ravi Y B, Patra A, et al. Estimation of tool wear during CNC milling using neural network-based sensor fusion[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007,21(1):466-479.
- [6] Su Y, He N, Li L, et al. Refrigerated cooling air cutting of difficult-to-cut materials[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2007,47(6):927-933.
- [7] Al-habaibeh A, Gindy N. Self-Learning algorithm for automated design of condition monitoring systems for milling operations[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2001,18(6):448-459.
- [8] Cao H R, Chen X F, Zi Y Y. End milling tool breakage detection using lifting scheme and Mahalanobis distance[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2008,48(2):141-151.

