

基于声发射信号的铣刀运行可靠性评估

李宏坤^{*1}, 汪寅虎¹, 杨树华², 赵鹏仕¹

(1. 大连理工大学 机械工程学院, 辽宁 大连 116024;

2. 沈阳鼓风机集团公司, 辽宁 沈阳 110869)

摘要: 研究了基于声发射方法的 Logistic 回归模型的铣削过程中刀具可靠性评估. 从试验数据得出铣削过程的声发射信号和切削力信号, 与刀具磨损量具有较强线性相关性, 是刀具性能退化监测的有效方法. 运用小波包分解提取声发射信号的能量, 选取与刀具磨损相关的频带能量作为特征指标. 将应用切削力和声发射两种监测方法建立的可靠性模型与仅用声发射监测的可靠性模型进行对比发现, 两个模型都较为准确地评估出了刀具在铣削过程中的可靠度指标, 而基于声发射可靠性评估模型更为方便, 在实际切削力不易获得的情况下, 运用此方法能够进行刀具的可靠性评估与寿命预测.

关键词: 铣刀; 刀具磨损; 声发射; Logistic 回归模型; 小波分析; 可靠性

中图分类号: TH212; TH213.3 **文献标识码:** A **doi:** 10.7511/dllgxb201404008

0 引言

近年来叶轮机制造行业在国民经济尤其是整个重工业体系中占有十分重要的地位. 叶轮机中叶轮是最重要的核心工作件, 由于要承载较大的工作荷载并适应较恶劣的工作环境(高温高压), 故叶轮的材料选择条件较为苛刻. 刀具是叶轮加工中一个不可缺少的零件, 虽然刀具本身在生产中成本并不是很高, 但是其在叶轮加工过程中的状态关系到加工精度、加工效率乃至整个加工系统的稳定性. 刀具磨损情况直接影响叶轮的加工质量和成品率, 所以对刀具的可靠性进行实时的评估, 保证及时合理地采取对应策略, 不失为一种降低生产成本、提高经济效率的有效方法. 国产刀具在稳定性和寿命方面相比国外有着较大的差距, 因此需要对刀具的可靠性评估方法进行研究, 并应用于生产实际中.

传统的基于大样本试验和统计方法的可靠性分析方法对实际生产中个体或小样本情况指导意义不大. 为克服传统可靠性分析方法存在的这一弊端, 基于状态信息和性能退化分析的设备运行可靠性^[1-3]评估方法的研究得到了一定的发展. 结

合历史监测数据和状态信息建立设备的可靠性模型, 并用于新设备的运行可靠性评估的方法, 能够让操作者实时、准确地把握设备状态, 对提高生产效率和保障生产安全有着重要意义.

二分类因变量的 Logistic 回归模型相当于广义线性回归模型, 多用于风险分析以及医学领域的生存分析. 近些年学者们将 Logistic 回归模型运用于机械设备退化性能评估及剩余寿命预测取得了较好的效果: Liao 等^[4]分别利用 PHM 模型和 Logistic 回归模型实现轴承的性能退化评估和失效概率分析, 预测轴承剩余寿命. Caesarendra 等^[5]将相关向量机的监督学习方法和 Logistic 回归模型结合, 预测了轴承失效分布. 陈保家等^[2]通过监测刀具切削过程中的振动信号, 结合 Logistic 回归模型评估刀具可靠性并预测刀具剩余寿命. 本文基于 Logistic 回归模型, 结合刀具状态的声发射监测方法, 研究刀具运行可靠性评估方法.

1 理论方法

1.1 声发射信号与刀具磨损

铣削过程刀具状态监测的方法多种多样, 研

究目的就是找到充分反映刀具磨损情况的监测信息,同时兼顾成本、实现难度等.直接测量刀具磨损量精度虽高,但是在实际生产中刀具磨损量测量不易实现,因此间接测量方法的研究尤为必要,即通过测量与刀具磨损状态相关的参量,分析刀具性能退化情况.常用的刀具状态监测方法有声发射监测、振动监测和铣削力监测等,显然同时使用多种状态监测方法成本较高.本文以声发射信号作为刀具运行可靠性评估的状态监测方法,下面就声发射监测刀具磨损的效果进行论证.

铣削试验数据^[6]来自加州大学伯克利分校 BEST 实验室.铣削过程中定时检测每把刀具的磨损量、电机电流、声发射(AE)信号和振动信号.电机转速为 826 r/min.进行切削深度、进给速度、切削材料 3 个变量共 8 种不同工况的铣削试验.

相关分析研究现象之间是否存在某种依存关系,并对具体有依存关系的现象探讨其相关方向以及相关程度,是研究随机变量之间相关关系的一种统计方法.两个变量 x 、 y 的相关系数计算公式为

$$\rho(x,y)=\frac{\sum (x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum (x-\bar{x})^2}\sqrt{\sum (y-\bar{y})^2}}\quad (1)$$

式中: x 、 y 为同维变量, $\bar{x}$ 、 $\bar{y}$ 分别为其均值.

表 1 列举了 4 种工况的铣削参数及切削材料,每种工况对应一把刀具的铣削试验.铣削过程中定时采集机床工作台和主轴的声发射信号,并检测对应时刻的刀具磨损量,计算不同时刻声发射信号有效值作为特征量.将整个铣削过程的工作台声发射信号均方根值序列记为 x ,刀具磨损量序列记为 y ,由式(1)计算 x 和 y 的相关系数,结果如表 2 所示,同样方法还分析了主轴声发射信号均方根值与磨损量变化的相关系数.从表 2 中可以看出声发射特征与磨损量平均相关性较高,且同为正相关,其平均相关系数为 0.860 6,其他未列举工况情况类似.基于此结果,认为声发射

表 1 不同工况铣削参数

Tab. 1 Milling parameters of different working conditions			
工况	切削深度/mm	进给速度/(mm·r ⁻¹)	切削材料
1	1.50	0.25	铸铁
2	1.50	0.50	J45 不锈钢
3	0.75	0.50	铸铁
4	0.75	0.25	J45 不锈钢

表 2 声发射特征与刀具磨损量的相关系数

Tab. 2 The correlation coefficients between AE features and tool wear		
工况	相关系数	
	工作台	主轴
1	0.938 5	0.903 0
2	0.873 9	0.891 9
3	0.710 5	0.768 8
4	0.859 1	0.939 3

信号是较好的刀具磨损监测方法,一致高相关性显示出声发射信号监测方法的稳定性,所以本文选取声发射信号作为刀具可靠性评估的一个监测方法.

1.2 小波包能量

假设有一个能量有限信号的尺度空间为 U_0^0 ,通过小波包变换, U_0^0 被二进制地分解成多个子空间.其迭代公式为

$$U_{j+1}^k=U_j^{2k}\oplus U_j^{2k+1};j\in\mathbf{Z},k\in\mathbf{Z}^+\quad (2)$$

式中: $j(j\geqslant 0)$ 为分解层次, $\oplus$ 表示正交分解, U_{j+1}^k 、 U_j^{2k} 和 U_j^{2k+1} 3 个闭包空间分别对应的小波函数为

$$\phi_{2n}(t)=\sqrt{2}\sum_{k\in\mathbf{Z}}h(k)\phi_n(2t-k)\quad (3)$$

$$\phi_{2n+1}(t)=\sqrt{2}\sum_{k\in\mathbf{Z}}g(k)\phi_n(2t-k)\quad (4)$$

当 $n=0$ 时, $\phi_0(t)$ 和 $\phi_1(t)$ 分别为尺度函数 $\varphi(t)$ 和小波基函数 $\psi(t)$; $h(k)$ 和 $g(k)$ 为离散正交镜像滤波器系数.在子空间 U_j^{n-1} 上的信号可由小波函数 $\psi_j^{k,n}(t)$ 重构得到,信号如下式所示:

$$s_j^n(t)=\sum_{k\in\mathbf{Z}}D_k^{j,n}\psi_k^{j,n}(t);k\in\mathbf{Z}\quad (5)$$

式中: $D_k^{j,n}$ 为小波包系数,因为小波函数 $\phi_k(t)$ 是 $L^2(R)$ 上的正交基函数,则 $s_j^n(t)$ 的能量可由下式计算:

$$E_n=\sum_k|D_k^{j,n}|^2\quad (6)$$

其归一化能量为

$$E=E_n/\sum E_n\quad (7)$$

1.3 Logistic 回归模型

刀具状态 $y_1,y_2,\cdots,y_n$ 为取值 0 或 1 的二分类变量,下标表示状态检测时间,将 y 作为 Logistic 回归模型^[7] 的因变量.给出 t 时刻刀具退化特征向量 $\mathbf{X}(t)=(x_1(t)\ x_2(t)\ \cdots\ x_m(t))$ 作为自变量, $\mathbf{X}(t)$ 的每一个元素代表刀具退化一种特征指标.假设刀具可靠度函数 $R(t|\mathbf{X}(t))$ 与累积失效分布函数 $F(t|\mathbf{X}(t))=1-R(t|\mathbf{X}(t))$

之比满足下式：

$$\ln \frac{R(t | \mathbf{X}(t))}{1 - R(t | \mathbf{X}(t))} = \alpha + \beta_1 x_1(t) + \cdots + \beta_m x_m(t) \tag{8}$$

模型系数 $\beta_1, \cdots, \beta_m$ 反映优势比率的变化, $\beta_i > 0$, 事件发生比率随自变量(即特征指标) x_i 增加而增大, 反之亦然; $\beta_i = 0$ 说明自变量在此模型中不具有作用. 估计出参数 $\alpha, \beta_1, \cdots, \beta_m$ 之后, 刀具可靠度函数可以表示为

$$R(t | \mathbf{X}(t)) = \frac{\exp(\alpha + \mathbf{B} \cdot \mathbf{X}(t))}{1 + \exp(\alpha + \mathbf{B} \cdot \mathbf{X}(t))} \tag{9}$$

式中: $\mathbf{B} = (\beta_1 \ \beta_2 \ \cdots \ \beta_m)$, 参数可通过极大似然估计方法获得, 其对数似然函数为

$$\begin{aligned} \ln L = \prod_{i=1}^n P(y_i) &= \prod_{i=1}^n p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1-y_i} = \\ &= \sum_{i=1}^n \{y_i(\alpha + \mathbf{B} \cdot \mathbf{X}(t)) - \ln[1 + \exp(\alpha + \mathbf{B} \cdot \mathbf{X}(t))]\} \end{aligned} \tag{10}$$

通过极大似然函数 $\ln L$ 获得参数 $\alpha, \beta_1, \cdots, \beta_m$ 的估计值, 其求解过程需要进行数值计算, 本文采用 SAS 软件提供的 Logistic 回归模型的参数求解功能进行实现.

1.4 方法实现的流程图

将声发射特征和 Logistic 回归模型运用于刀具的可靠性评估, 其方法流程如图 1 所示, 主要包括建立模型和模型检验两个部分. 首先是刀具试验, 选择铣削参数, 进行刀具全寿命试验, 采集切削过程的声发射信号和力信号, 并对刀具磨损量进行监测; 其次是特征提取和模型建立, 对声发射信号和力信号进行分析和特征提取, 选取切削力和声发射信号不同频带小波包能量作为回归模型

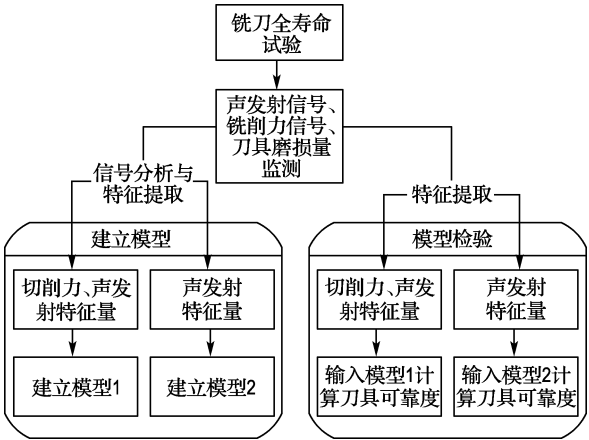


图 1 刀具可靠性评估流程图

Fig. 1 Flow chart of cutting tool reliability evaluation

的输入变量, 结合刀具状态即可估计出模型参数, 从而建立模型 1. 经相关分析得出切削力与声发射特征的相关性较大, 又选取声发射信号不同频带小波包能量作为输入变量建立模型 2. 最后是模型检验和对比, 对其他刀具数据提取与模型 1、2 相应的特征向量代入式(9), 即可计算出其可靠度.

2 刀具试验及其可靠性评估

2.1 铣削试验

铣削试验在 CMV-850A 加工中心上进行, 试验布置如图 2 所示. 工件材料为 FV520B, 选择 APOLL550 便携式工控机和 AEwin 数据采集软件进行声发射信号数据采集, 声发射传感器型号为 UT1000, 前置放大器型号为 2/4/6-AST Preamplifier. 测力仪为 YDX-Ⅲ 97 型三向铣削力测试平台. 刀具为 7792VXD 型牛鼻铣刀, 刀片型号为 ATI stellram-X500, 基质为硬质合金. 试验中共对 4 把刀具进行了全寿命试验, 对刀具磨损量进行检测, 当后刀面磨损量大于 0.6 mm 时认为刀具失效.

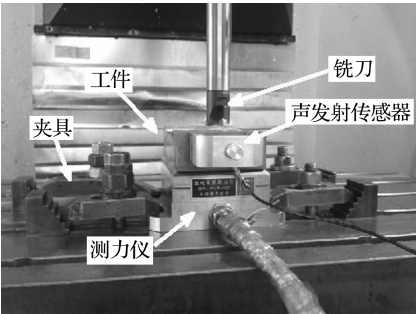


图 2 试验布置图

Fig. 2 Test installation diagram

为了减少其他因素对声发射信号的影响, 这 4 个刀具试验选取相同的切削参数. 主轴转速为 1 000 r/min, 切削深度为 0.4 mm, 进给速度为 400 mm/min. 图 3、4 分别给出了刀具铣削初期处于完好状态和刀具铣削后期发生严重磨损状态声发射信号时域和频谱图. 从频谱图中可以看出, 铣削初期声发射信号能量分布较广, 幅值较小, 而铣削后期能量集中在低频带, 且幅值较大.

2.2 特征提取

不考虑突发情况, 刀具的磨损应该是一个渐进的过程, 这一过程和大多数机械零部件的磨损过程有着相似之处, 其真实退化过程应该是一个

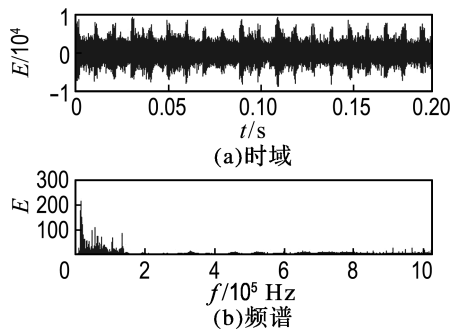


图 3 刀具在完好状态下的声发射信号时域与频谱图

Fig. 3 The time domain and frequency spectrum of the acoustic emission signal under well conditions

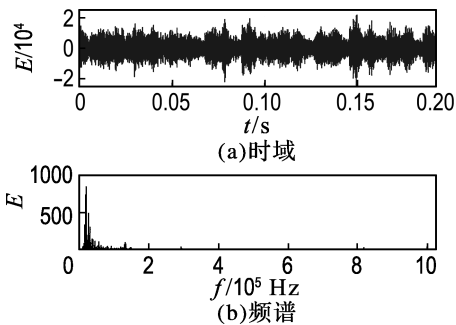


图 4 刀具在严重磨损状态下的声发射信号时域与频谱图

Fig. 4 The time domain and frequency spectrum of the acoustic emission signal under severe wear conditions

单调的难以直接观测的过程,需要通过间接的方法去描述.由于外界环境干扰和测量精度的限制,使用间接方法进行刀具状态监测时,会存在较大的噪声成分,借助小波包方法对观测信号进行特征提取,能够较大幅度降低测量噪声,提高信噪比.

按照 1.2 的方法对声发射信号进行处理,由于声发射信号的频率较高,选取的分解层数为 6 层,这样原信号被分解成 64 个频带,提取出 64 个频带的归一化小波包能量谱.图 5 为铣削试验初期和后期严重磨损时的前 20 个频带的归一化小波包能量谱对比,可以看出 13 频带之后能量非常小且变化不明显,频带 1 和频带 2 的能量较大,无论在磨损初期还是严重磨损期,第 2 频带始终是能量最大的频带.除此之外可以看到第 7 频带,在磨损初期的能量谱较其他低能量的频带的能量谱高.图 6 为刀具 1 铣削过程中声发射信号的第 2 频带和第 7 频带的小波包能量变化趋势图.

切削力检测法是铣削加工过程刀具状态监测运用最多的方法之一^[8-9].随着刀具磨损的加剧,刀刃钝化,必然引起切削力的变化,两者相关性较大.在诸多切削力分量中,刀具磨损对径向力的影响最明显^[9].图 7 为刀具径向切削力均值随时间变化的趋势图,切削力总体上随着刀具磨损的加剧而增大,并且存在着一定的波动,这与被切削材料性质、切削过程中形成的积屑瘤、测量误差等一些因素有关系.

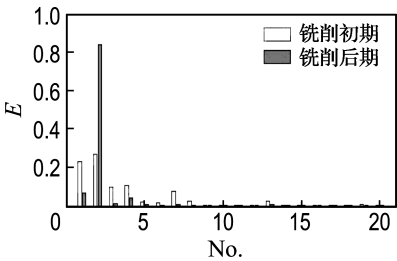


图 5 铣削试验初期和后期小波包能量谱
Fig. 5 Wavelet packet power spectrum in preliminary and wear stage of milling test

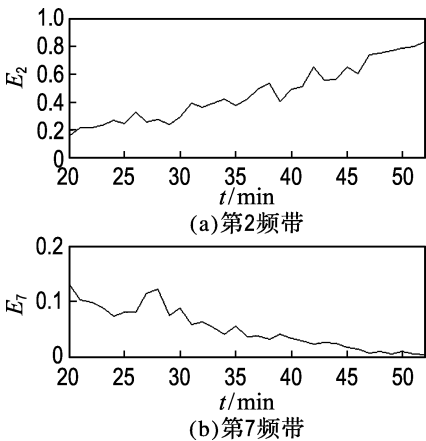


图 6 第 2 和第 7 频带归一化小波包能量变化趋势
Fig. 6 Trend of normalized wavelet packet power spectrum in the 2nd and 7th frequency band

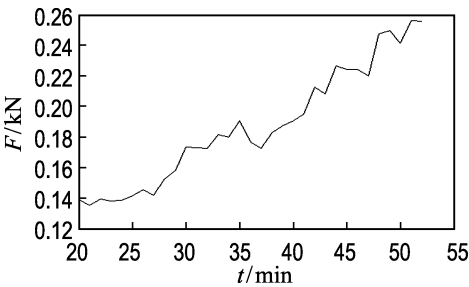


图 7 切削力变化趋势
Fig. 7 Trend of cutting force variation

分别计算切削力均值和第 2、7 频带的归一化小波包能量的相关系数, $\rho(F, E_2) = 0.900, \rho(F, E_7) = -0.895$, 第 2 频带能量与切削力为正线性相关, 第 7 频带能量与切削力为负线性相关, 且相关度较高。

2.3 可靠性评估

将从 1~3 号刀具试验数据中提取的特征指标序列用于建立模型, 4 号刀具数据用于检验模型的有效性。切削力、第 2 频带和第 7 频带的归一化小波包能量 3 个特征指标构成 Logistic 回归模型的输入变量, 即 $\mathbf{X} = (x_1 \ x_2 \ x_3) = (F \ E_2 \ E_7)$, 记为模型 1。从之前的分析知道切削力 F 与声发射特征 E_2 、 E_7 高度相关, 模型 1 的输入变量是存在信息冗余的, 因此将模型 1 中的切削力 F 从特征向量中剔除, 对应的新模型输入变量为 $\mathbf{X}' = (x_1 \ x_2) = (E_2 \ E_7)$, 记为模型 2。

将铣削过程刀具状态($y=1$ 表示刀具处于正常状态)和相应的特征指标序列输入 SAS 软件分别估计模型 1 和模型 2 的参数, 获得刀具 Logistic 回归模型系数如表 3 所示。SAS 的输出结果中, 总体检验显示两个模型均具有显著性意义, 其 p 值均小于 0.001, 模型 1 和模型 2 的 AIC 信息标准、SC 标准和 $-2\ln L$ 相等, 分别为 619.2、629.7 和 613.2, 此外, 模型 1 的 Score 统计量为 215.95, 高于模型 2 的 204.22, 所以总体上模型 1 拟合优度稍高于模型 2。

表 3 Logistic 回归模型系数估计值
Tab. 3 Coefficient estimates of Logistic regression model

模型	β_0	β_1	β_2	β_3
1	36.74	-160.0	-4.49	91.46
2	11.30	-18.2	76.70	—

获得模型系数 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$ 后, 将 4 号刀具在不同时刻的特征指标代入式(9), 计算刀具切削过程的可靠度变化。图 8 为可靠性评估结果。Logistic 回归使用 0-1 型变量作为被解释变量, 故可靠度失效阈值为 50%^[7], 模型 1 估计失效时间为 39.3 min, 模型 2 估计失效时间为 39 min。检测刀具失效(刀片后刀面磨损量超过 0.6 mm)时间为 40.5 min, 此试验为加速破坏试验。计算得到以上两种模型误差分别为 2.96% 和 3.70%。从结果来看, 两个模型估计结果都比较准确, 同时模型 1 的精度高于模型 2, 但是相差并不大, 这也表明切削力和声发射信号两种刀具磨损监测方法的

有效性。

目前切削力测量只在试验研究中有所应用, 实际生产中实用性较差, 铣削加工过程中, 受到采集硬件、安装和环境条件等限制, 准确的切削力获得往往比较困难, 并且在大规模的自动化生产中测力仪更难普及使用, 所以基于声发射信号的刀具运行可靠性评估方法较好, 也是本文的研究目的。

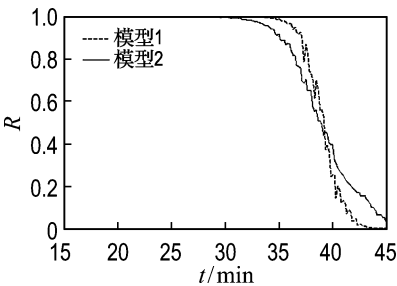


图 8 切削刀具可靠性评估曲线
Fig. 8 Evaluation curve of cutting tool reliability

3 结 语

本文研究基于铣削加工过程的状态监测与运行可靠性评估方法。声发射特征与刀具的磨损具有较大的相关性, 声发射信号在某些频带的小波包能量与切削力相关性较大。将切削力和声发射信号用于刀具可靠性评估能够获得较准确的结果。只使用声发射信号, 将其与 Logistic 回归模型相结合的方法同样能准确地评估出刀具可靠性。在实际切削力不易获得的情况下, 基于声发射的刀具可靠性评估模型更具有实用性。

参考文献:

[1] 丁 锋,何正嘉,訾艳阳,等. 基于设备状态振动特征的比例故障率模型可靠性评估[J]. 机械工程学报, 2009, 45(12):89-94.
DING Feng, HE Zheng-jia, ZI Yan-yang, et al. Reliability assessment based on equipment condition vibration feature using proportional hazard model [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(12):89-94. (in Chinese)
[2] 陈保家,陈雪峰,李 兵,等. Logistic 回归模型在机床刀具可靠性评估中的应用[J]. 机械工程学报, 2011, 47(18):158-164.
CHEN Bao-jia, CHEN Xue-feng, LI Bing, et al. Reliability estimation for cutting tool based on Logistic regression model [J]. Journal of

- Mechanical Engineering**, 2011, **47**(18): 158-164. (in Chinese)
- [3] 孙 闯,何正嘉,张周锁,等. 基于状态信息的航空发动机运行可靠性评估[J]. 机械工程学报, 2013, **49**(6):30-37.
SUN Chuang, HE Zheng-jia, ZHANG Zhou-suo, *et al.* Operating reliability assessment for aero-engine based on condition monitoring information [J]. **Journal of Mechanical Engineering**, 2013, **49**(6):30-37. (in Chinese)
- [4] LIAO Hai-tao, ZHAO Wen-biao, GUO Huai-rui. Predicting remaining useful life of an individual unit using proportional hazards model and logistic regression model [C] // **Reliability and Maintainability Symposium**, 2006. **RAMS' 06. Annual**. Piscataway:IEEE, 2006:127-132.
- [5] Caesarendra W, Widodo A, Yang B S. Application of relevance vector machine and logistic regression for machine degradation assessment [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2010, **24**(4):1161-1171.
- [6] Agogino A, Goebel K. 'Mill Data Set', BEST Lab, UC Berkeley. NASA Ames Prognostics Data Repository [DB/OL]. [2007-05-10]. <http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>.
- [7] 何晓群. 实用回归分析[M]. 北京:高等教育出版社, 2008.
HE Xiao-qun. **Practical Regression Analysis** [M]. Beijing: Higher Education Press, 2008. (in Chinese)
- [8] Huang S N, Tan K K, Wong Y S, *et al.* Tool wear detection and fault diagnosis based on cutting force monitoring [J]. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, 2007, **47**(3):444-451.
- [9] 李劲松,陈鼎昌. 基于铣削力的刀具磨损监控研究[J]. 北京航空航天大学学报, 1998, **24**(5):571-574.
LI Jin-song, CHEN Ding-chang. Study on tool wear monitoring based on milling force [J]. **Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics**, 1998, **24**(5):571-574. (in Chinese)

Estimation of operational reliability for milling cutter based on acoustic emission signal

LI Hong-kun^{*1}, WANG Yin-hu¹, YANG Shu-hua², ZHAO Peng-shi¹

(1. School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
2. Shenyang Blower Works Group Corporation, Shenyang 110869, China)

Abstract: Logistic regression model for reliability evaluation based on acoustic emission monitoring for milling cutter is investigated. According to experimental data analyses, acoustic emission and cutting force signals have linear relationship with milling cutter wear. It is an effective method for milling cutter degradation estimation. Frequency band energy related with milling cutter wear is determined to be as characteristic vector for acoustic emission signal using wavelet packet decomposition. Two reliability estimation models are constructed based on cutting force and acoustic emission signals, one uses two kinds of signals, the other just uses acoustic emission signal. The reliability can be estimated using the two models. The model just using acoustic emission signal is more convenient to estimate reliability and predict life as it is difficult to monitor cutting force in the practical working conditions.

Key words: milling cutter; tool wear; acoustic emission; Logistic regression model; wavelet analysis; reliability