

基于智能报警的刀具状态在线监测技术*

徐光华^{1,2}, 孟理华¹, 姜阔胜¹, 张四聪¹, 罗爱玲¹

(1. 西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

(2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安, 710054)

摘要 为了提高机床加工过程中刀具磨损的监测能力,选择主轴电流和进给电流为主要信息,基于小波分解及软测量模型进行电流信号的多特征提取,从加工进给和主轴驱动两方面反映刀具磨破损信息;在此基础上,基于 Parzen 视窗法进行多特征信息的数据融合,构建智能报警模型,并依据拉依达法则确定报警边界,从而实现刀具状态的智能报警。将该技术应用到机床的加工中,实验证明可以实时地监测刀具运行状态并进行磨破损报警。

关键词 刀具磨损;智能监测;电机定子电流特征分析;软测量模型

中图分类号 TP277; TG5; TN911.72

引言

刀具磨破损在线监测一直是自动化加工中非常关键的技术。它是实现生产过程自动化、无人化、保证产品质量、提高生产效率、减少设备故障的重要手段^[1-2]。

刀具磨破损监测方法有很多,包括直接监测和间接监测。直接监测包括光学测量、电阻测量、计算机图像处理等;间接监测包括切削力监测、振动监测、电流信号监测、声发射监测等。其中电流信号监测传感器安装方便,一般不影响机床加工,信噪比较高,为此电流监测方法成为本文选用的主要方法^[3-4]。

由于机床加工过程较为复杂,刀具磨破损监测难于处于稳定的加工条件下进行,监测信息容易受到多因素干扰。为了提高监测的准确性,采用多传感器信息融合来保障刀具状态监测的可靠性、利用人工智能方法来提高刀具监测的智能化水平已成为当前研究主要思路。

目前采用的信息融合算法主要有前馈神经网络、采用变尺度法和模拟退火法改进的前馈神经网络、小波神经网络、模糊神经网络等,以上信息融合算法确定的报警阈值均为静态阈值,无法建立与刀具运行状态相关的动态监测模型。

针对以上问题,本文提出以主轴电流和进给电流信号为刀具监测的主要信息,并获取多信息融合的电流特征;在此基础上,运用基于 Parzen 视窗法建模的智能报警技术实现多传感器信息融合,确定相应的动态报警阈值以跟踪刀具状态变化,实现刀具状态的自适应报警^[5]。

1 刀具状态监测及综合报警

研究表明机床主轴电流与刀具磨损之间有很好的线性关系,当刀具出现严重磨损或破损时,机床的主轴电流会明显增长。因此监测机床主轴电流可以反映刀具运行状态。主轴电流的特点是频率成分简单但是受刀具加工环境影响很大。

切削力是刀具状态的直接反映,但用传感器测量切削力的变化较困难,而切削力的变化会引起机床进给电机电流的明显变化。因此监测进给电流可以反映刀具运行状态。进给电流的特点是频率成分复杂,分析某一频段信息容易造成其他频率信息的丢失,但是其受加工条件影响较小。

因此,本文选择特征互补的主轴电流和进给电流来综合反映刀具运行状态。并针对各自特点,建立主轴电流与切削参数的软测量模型,用于主轴电流信号的特征提取;运用小波分解对进给电流进行特征提取。将上述特征值输入基于 Parzen 视窗法

* 云南省省校科技合作专项项目(2010AD011);国家重大科技专项项目(2010ZX04014-015);国家自然科学基金资助项目(51075323)

收稿日期:2012-04-28;修改稿收到日期:2012-09-20

建立的模型中,确定动态报警阈值,实现刀具状态监测的综合报警。

刀具状态监测及综合报警原理图如图1所示。

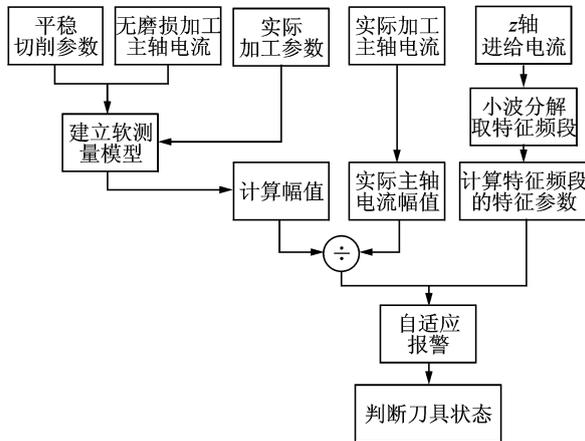


图1 刀具状态监测及综合报警原理图

1.1 主轴电流与切削参数间软测量模型的构建

软测量技术的原理是运用某一优化原则,选择一组与主导变量有关并且容易测量的辅助变量,建立主导变量与辅助变量的关系模型,实现对主导变量的最优估计。主轴电流的软测量模型实质是根据切削参数对主轴电流信号的影响,基于多元线性回归分析建立切削参数与刀具平稳切削时(此时刀具几乎无磨损)的主轴电流之间的关系,然后通过该模型的计算值与实际加工中的主轴电流值作比较估计刀具运行状态^[6]。该方法是通过辅助变量(切削参数)去估计主导变量(主轴电流)的值。研究表明,切削参数同主轴电流幅值的关系表达式^[7]如下

$$I \propto K_0 s^{b_1} f^{b_2} a_p^{b_3} D^{b_4} \quad (1)$$

其中: K_0 为与工件材料及加工环境有关的系数; s 为主轴转速; f 为进给速度; a_p 为切削深度; D 为工件直径。

为便于计算将上式两边取对数,则将式(1)进一步整理成

$$\ln(I) = \ln(K_0) + b_1 \ln(s) + b_2 \ln(f) + b_3 \ln(a_p) + b_4 \ln(D) \quad (2)$$

再进一步通过采集到的样本信号建立式(2)的矩阵形式,基于多元线性回归分析得出未知参数,建立主轴电流和切削参数的软测量模型。

由公式(2)计算出的电流与实际电流的相对误差为

$$\xi = \frac{|I_\theta - I|}{I_\theta} \times 100\% \quad (3)$$

1.2 进给电流的小波分解及特征参数的提取

1.2.1 小波分解

小波变换是突变信号和非平稳信号多分辨率分析的数学工具,优点在于:线性变换,不产生畸变;能在时域和频域同时对信号进行局部分析;适用于宽带信号处理以及局部细化分析^[8]。

小波分析是将信号与一组小波基进行内积的过程。若函数 $\phi(t) \in L^2(R)$, 其傅里叶变换为 $\varphi(\omega)$, 当 $\phi(t)$ 满足容许性条件

$$C_\phi = \int_R \frac{|\phi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty$$

其中: $\phi(t)$ 被称为小波母函数。

小波母函数是由 $\phi(t)$ 经过伸缩和平移而产生的一族函数。

对于连续小波,小波基函数被定义为

$$\phi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (a, b \in R, a > 0)$$

当 $a = 2^j, b = k2^j, k \in Z$ 时,生成二进制离散小波函数为

$$\phi_{j,k} = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi\left(\frac{t - k2^j}{2^j}\right)$$

设备状态信号为 $f(t)$, 则 $f(t)$ 与小波函数的内积 $C_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{\phi_{j,k}(t)} dt$ 被定义为 $f(t)$ 的离散小波变换,即小波系数,可认为是刀具状态信号 $f(t)$ 的时频映像。其中: $\overline{\phi_{j,k}(t)}$ 为 $\phi_{j,k}(t)$ 的复共轭; $a = 2^j$ 为尺度参数,表示小波基本函数的频率宽度,决定信号处理后的频域信息; $b = k2^j$ 为位置参数,决定信号变换后的时域信息。

1.2.2 特征参数的提取

对于离散序列信号 $x(n), n = 1 \sim N$, 峭度系数 K 的计算公式为

$$K = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{[x(n) - \bar{X}]^4}{\sigma^4} \quad (4)$$

其中: \bar{X} 为样本均值; σ 为标准差。

峭度系数反映了信号 $x(n), n = 1 \sim N$ 的差异度,对信号中的冲击成分特别敏感。

1.3 基于 Parzen 视窗法建模的智能报警

刀具加工磨损的过程中,所采集的历史数据大部分处于正常状态,较少处于过渡状态,极少处于严重磨损或破损状态。按照概率统计的观点看,历史数据以很大的概率处于正常状态,而以较小的概率处于过渡状态,而以极小的概率处于严重磨损或破

损状态。由此可看出,历史数据的概率分布与刀具运行状态具有很好的对应关系,因此可以应用概率密度函数建立刀具运行状态的概率模型。并依据此概率模型确定刀具运行状态。

在实际中,一个设备测点特征值的概率密度曲线往往是未知的,能得到的是监测数据。Parzen 提出利用单个样本点形成的高斯曲线之和来逼近原始概率密度曲线^[9]。可假设各个样本的先验分布均相等,因此条件概率的计算^[10]可简化为

$$f_A(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} \sigma^p} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp\left(-\frac{(X - X_{ai})^T * (X - X_{ai})}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

其中: p 为样本维数; m 为样本点数目; X_{ai} 表示属于类别 A 的一个样本点; σ 为平滑因子。

根据式(5)计算的结果构建出设备状态概率模型。平滑因子的估计采用 Cain 的方法,可由经验公式表达为

$$\sigma = g * \hat{d} \quad (g=1.1 \sim 1.4) \quad (6)$$

其中: \hat{d} 为样本点间的最小距离, $\hat{d} = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^N \min d_{ij}$;

$d_{ij} = \sqrt{(X_i - X_j)^T * (X_i - X_j)}$, $i, j = 1, 2, 3, \dots, N$, $i \neq j$ 。

由式(5)看出,平滑因子的大小对条件概率的影响非常大,而平滑因子是由样本点间的最小距离来估计的,历史数据中的相同数据会使估计的平滑因子偏小,因此须对历史数据去除相同值。去除相同值的算法是:计算新数据点和已有样本点间的距离,然后判断是否小于给定阈值,是则将相同点间距离置为无穷,否则将新数据点加入样本行列。

在去除相同值后,直接把 X 送入概率模型作为样本点,并由 X 估计平滑因子。

报警阈值的确定准则采用拉依达准则,即以 $\bar{x} + 3s$ 作为报警值,其中 \bar{x} 为样本均值, s 为标准差。在模型的建立中,平滑因子决定了模型的形状和分布范围,因此本文选择平滑因子作为样本的标准差。由于测点数据为二维,因此以各个样本点为圆心, 3σ 为半径的区域确定其报警边界,每个样本点都落在另一个圆之内,即另一样本点的 3σ 范围内。报警线就是这些圆的外轮廓形成的包络。

随着丰富的历史数据,当刀具处于正常磨损时,则不断更新正常类别的概率密度函数,形成正常类的边界。一旦刀具出现严重磨损或破损,数据超出正常类的边界,则立即进行报警,并提醒停车换刀。

2 实验验证

实验用广州数控机床,切削条件是:刀具为前角 $\gamma=6^\circ$,后角 $\alpha=6^\circ$,刃倾角 $\lambda=0^\circ$ 的硬质合金刀;工件选用 45 号钢;主轴转速范围为 $50 \sim 1\,600$ r/min;进给速度范围为 $0.1 \sim 0.9$ mm/r;切削深度范围为 $0.5 \sim 2.5$ mm。

实验选用两个 Fluke 的交流电流钳(型号为 i200 s),分别检测主轴电流和 z 轴进给电流。

测试仪器选用 Iotech 采集仪(型号为 618e),采样频率为 2 kHz。

实验分为两个部分,采用相同的刀具。实验一选用各种切削参数进行加工并采集电流(选用处于正常磨损阶段的硬质合金刀);实验二选用固定切削参数加工,将一把新刀加工到严重磨损或破损。

在实验过程中,采用光学显微镜(KEYENCE 光学显微镜,型号为 VHX-6000)观测刀具的磨损量。光镜的最大放大倍数为 1 000 倍,通过显微镜测出不同加工阶段的刀具磨损,如图 2 所示(经处理过的灰黑图标示刀具磨损程度)。

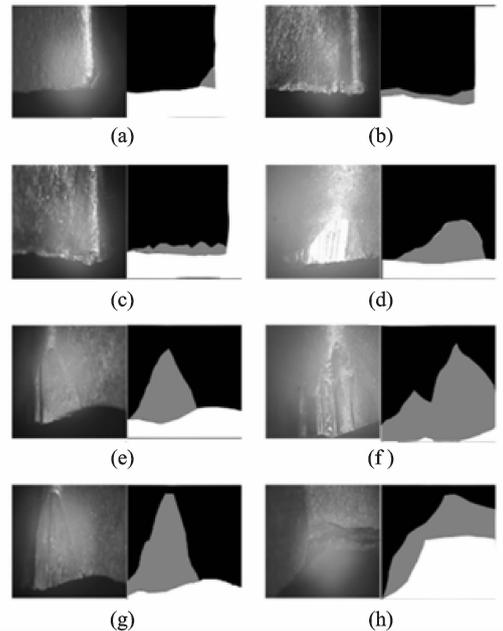


图2 刀具磨损图

2.1 软测量模型的构建

将实验一采集到的电流信号经过处理后得到其幅值,并将处理得到的幅值及相应切削参数代入式(2)中,建立切削参数与主轴电流的关系为

$$I = 3.855 \ 9s^{0.067} f^{0.6815} a_p^{0.7369} D^{2.029}$$

由公式(3)计算相对误差如图 3 所示。由图看出,相对误差在 7% 以内,因此建立的模型可以很好

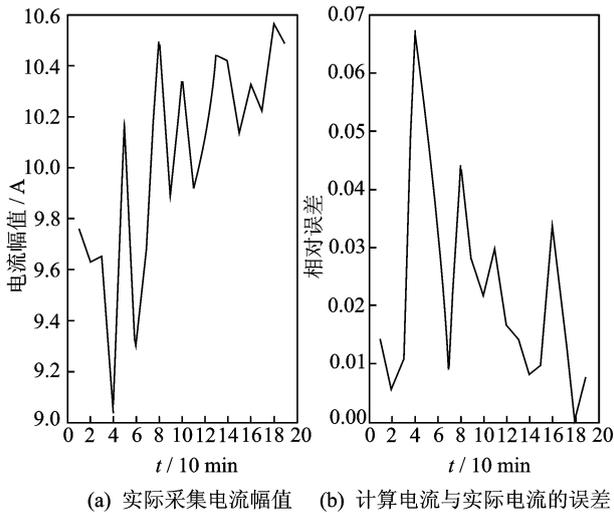


图3 实际主轴电流值及软测量模型计算误差

地反映无磨损加工中的主轴电流。

2.2 小波分解及特征参数提取

对进给电流信号进行3层小波分解并计算分解后信号的峭度系数。图4为小波分解后的各个频段从初始磨损到严重磨损的峭度系数变化曲线,可以发现低频段对刀具磨损比较敏感,故选取低频段作为反映刀具磨损状态的特征频段。

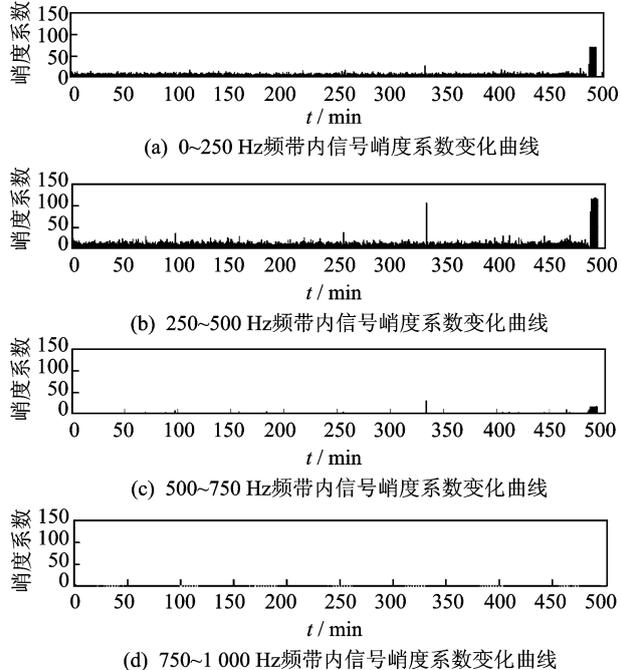


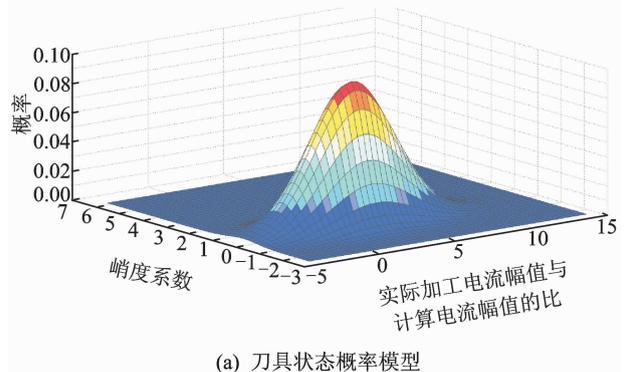
图4 不同频段刀具磨损时域特征图

2.3 智能报警

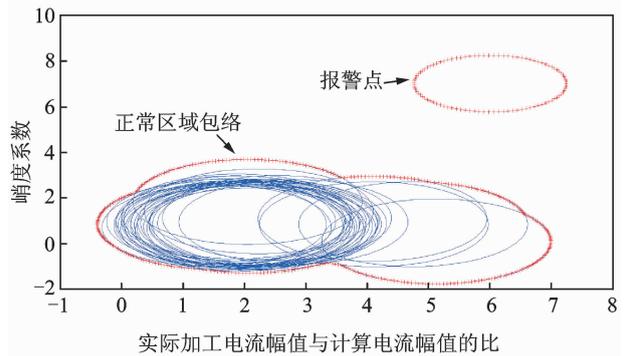
计算实际加工时的主轴电流的幅值与由软测量模型确立的幅值的商,并按照式(4)计算特征频段

的峭度系数。将这两个特征参数合并组成二维特征向量,带入式(5),并构建刀具状态概率模型,确定报警边界,随着加工进行进一步更新正常区域的包络边界。

实验获得的刀具状态监测综合报警如图5所示,当历史数据在一定范围内动态变化时,所确定的正常区域说明刀具此时处于正常磨损阶段;当历史数据突然变大,超过所确定的正常区域的包络边界,进行报警,提醒此时刀具处于严重磨损或破损状态。当实验进行到第49组时,刀具发生破损,如图2(b-h)所示。



(a) 刀具状态概率模型



(b) 正常区域包络和报警点

图5 智能报警图

实验结果表明,智能报警结果可以准确的判断刀具运行状态并对处于严重磨损或破损状态的刀具进行报警。

3 结束语

采用检测主轴电流和 z 轴进给电流来监测刀具运行状态,针对主轴电流受切削参数和刀具磨损影响较大的特点,提出构建主轴电流的软测量模型去除切削参数对主轴电流的影响;针对 z 轴进给电流受切削参数影响较小但是频率成分复杂、高频干扰较多的特点,提出采用小波分解提取反映刀具运行

状态的特征信号并计算特征参数。选用基于Parzen视窗法建模的智能报警实现数据融合进行刀具磨破损报警。该技术简单方便,不影响机械系统加工,并且排除了机床加工环境和切削参数的影响,准确地对刀具磨破损状态进行了报警。实验证明该技术可靠,在实际中有很高的应用价值。

参 考 文 献

- [1] Dimla D E Sr. , Lister P M. On-line metal cutting tool condition monitoring I: force and vibration analyses [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2000, 40(5): 739-768.
- [2] 康晶,冯长建,胡红英. 刀具磨损监测及破损模式的识别 [J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(1): 5-9.
Kang Jing, Feng Changjian, Hu Hongying. Tool wear monitoring and pattern recognition of tool failure [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(1): 5-9. (in Chinese)
- [3] 蒙斌. 数控机床刀具磨损与破损的声发射监测法 [J]. 机械工程及自动化, 2010, 163(6): 131-132.
Meng Bin. An acoustic emission monitoring method for wear and breakage of CNC machine tool cutter [J]. Mechanical Engineering & Automation, 2010, 163(6): 131-132. (in Chinese)
- [4] 艾长胜,何光伟,董全成,等. 铣削声谱 LPCC 与刀具切削时间的关系 [J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(3): 264-268.
Ai Changsheng, He Guangwei, Dong Quancheng, et al. Relationship between linear predictive cepstrum coefficient of milling sound and cutting time [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(3): 264-268. (in Chinese)
- [5] Chungchoo C, Saini D. On-line tool wear estimation in CNC turning operations using fuzzy neural network model [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2002, 42(1): 29-40.
- [6] 王超厚. 基于软测量技术的刀具磨损在线检测系统研究 [D]. 南昌:南昌大学, 2008.
- [7] 郭成操,李刚俊,罗垂敏,等. 机械加工工艺基础 [M]. 北京:冶金工业出版社, 2008: 22-40.
- [8] 陈勇,周志平,洪小丽. 基于小波分析的刀具破损智能监控系统 [J]. 工具技术, 2008, 42(7): 87-89.
Chen Yong, Zhou Zhiping, Hong Xiaoli. Intelligent monitoring system of tool breakage using wavelet analysis [J]. Tool Engineering, 2008, 42(7): 87-89. (in Chinese)
- [9] 杨凯. 石化设备群在线监测技术研究及系统开发 [D]. 西安:西安交通大学, 2009.
- [10] 高洪青. 基于概率模型的设备自适应评估与预测技术 [D]. 西安:西安交通大学, 2003.



第一作者简介:徐光华,男,1964年10月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为网络化监测诊断、智能信号处理和脑机接口及应用技术。曾发表《Steady-state motion visual evoked potentials produced by oscillating newton's rings: implications for brain-computer interfaces》(《Plos One》2012, Vol. 7, No. 6)等论文。

E-mail: xugh@mail. xjtu. edu. cn