

## 刀具状态监测的模糊集方法\*

吴学忠 李圣怡 范大鹏

(国防科技大学机电工程与仪器系 长沙 410073)

**摘要** 刀具状态监测技术一直是制约加工系统自动化和智能化水平提高的主要因素, 本文采用模糊线性方程描述刀具状态与监测指标之间的关系, 根据学习样本的可能分布和概率分布确定方程的参数, 选用不同传感器信号特征组合进行对比实验, 结果表明该方法可获得较高的识别率。

**关键词** 模糊集, 刀具状态, 监测

**分类号** TP202

### A method of Fuzzy Set for Tool Condition Monitoring

Wu Xuezhong Li Shengyi Fan Dapeng

(Department of Electromechanics and Instrumentation, NUDT, Changsha, 410073)

**Abstract** In this paper, a new method of tool condition monitoring in milling by fuzzy set theory has been studied, the relationship between the tool conditions and monitoring indices (features) is described by a linear fuzzy equation, the parameters of this equation are determined in accordance with the possibility and the probability distributions of the learning samples. In order to verify its effectiveness, the controlled experiments of tool condition monitoring in milling has been made, the results show that it is effective to tool condition monitoring.

**Key words** fuzzy set, tool condition, monitoring

要提高加工系统的自动化和智能化水平, 必须开发有效的刀具状态监测系统, 以避免机床、刀具和工件的损坏。为此人们开展了大量研究工作, 但所提出的方法对于复杂的加工条件缺乏适用性。近几年人们将研究重点转向加工过程智能、多传感器监测系统的研究。已采用的方法有模式识别方法、统计方法、人工智能方法和神经网络方法。线性分辨函数分类器的模式识别方法只能在一定的切削条件下适用。人工智能技术能够处理不确定性问题, 但规则基专家系统的响应时间慢, 难以满足实时性要求。

## 1 监测方法

采用的监测方法以模糊集理论为基础。模糊集理论应用隶属度(也称关系函数)描述不确定事件。即, 如果 $U$ 为论域、模糊集 $A$ 为 $U$ 的子集, 则 $A$ 可描述为:

$$A = \{x | \mu_A(x)\} \quad (1)$$

式中 $x \in U$ 为 $A$ 的值,  $\mu_A(x)$ 为隶属度,  $0 \leq \mu_A(x) \leq 1$ , 随着 $A$ 的不确定度降低 $\mu_A(x)$ 的值增加。如果 $B$ 也为 $U$ 的子集, 且不确定度比 $A$ 大, 则:

$$\mu_A(x) > \mu_B(x) \quad (2)$$

\* 国家自然科学基金、国防预研基金资助项目  
1997年8月3日收稿  
第一作者: 吴学忠, 男, 1965年生, 博士生

在刀具状态监测中应用模糊集理论的原因在于：切削过程是一个复杂的动态过程，具有许多非线性和随机干扰，同时，刀具状态本身就是一种模糊事件。因此应用模糊方法监测刀具状态将更加合理。

设过程状态  $S$  为输入，监测指标  $x$  为输出，输入输出之间的关系可用下面的线性模糊方程表示：

$$r = Q \circ p \tag{3}$$

式中  $r$  代表监测指标 ( $x$ ) 的隶属度， $p$  代表刀具状态 ( $S$ ) 的隶属度， $Q$  为模糊关系函数，“ $\circ$ ”为模糊算子。

与其它决策方法一样，该方法也分学习和分类两个阶段。学习是根据学习样本建立模糊关系（根据  $p$  和  $r$  确定  $Q$ ），而分类是解线性模糊方程（已知  $Q$  和  $r$  确定  $p$ ）。

### 1.1 学习

设过程具有  $n$  个状态（即  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ ）、 $m$  个监测指标（即  $x = \{x(1), x(2), \dots, x(m)\}$ ）， $S(x) \in \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ ，则  $r$  为  $m$  维向量， $p$  为  $n$  维向量， $Q$  为描述状态与指标间模糊关系的  $m \times n$  维矩阵。

通过实验获得学习样本后，就可以根据这些样本的可能性分布（出现频率）和概率分布（支持强度）确定模糊关系函数  $Q$ 。假设由实验获得  $N$  个学习样本  $x_1, x_2, \dots, x_n$ ，其中  $x_k = \{x(k, i), i = 1, 2, \dots, m\}$ ， $k = 1, 2, \dots, N$  为第  $k$  个学习样本， $x(k, i)$  为第  $k$  个学习样本中的第  $i$  个监测指标的值， $S(x_k) \in \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ ，表示第  $k$  个学习样本是在  $S_1, S_2, \dots, S_n$  中的某种刀具状态下获得的。

则方程 (3) 可表示为：

$$r_i = q_{i1} \otimes p_1 \oplus q_{i2} \otimes p_2 \oplus \dots \oplus q_{in} \otimes p_n, i = 1, 2, \dots, m \tag{4}$$

式中  $\otimes$  为模糊乘算子， $\oplus$  为模糊加算子。

由于模糊算子为线性算子，故第  $i$  个监测指标只受  $q_{ij}$ ， $j = 1, 2, \dots, n$  影响。也就是说，第  $j$  个刀具状态只影响  $q_{ij}$ ， $i = 1, 2, \dots, m$ 。元素  $q_{ij}$  为第  $i$  个监测指标与第  $j$  个刀具状态间的模糊关系函数，可以用集合来描述。例如， $h_i = \{x(1, i), x(2, i), \dots, x(N, i)\}$  为学习样本中第  $i$  个监测指标组成的集合。令

$$x_{i,\max} = \max\{x(1, i), x(2, i), \dots, x(N, i)\} \tag{5}$$

$$x_{i,\min} = \min\{x(1, i), x(2, i), \dots, x(N, i)\} \tag{6}$$

将  $x_{i,\max}$  和  $x_{i,\min}$  之间的区间分为  $L$  个均匀分布的子区间（一般要求  $L = N/10 \sim N/15$ ，以保证每个区间上有足够多的样本）。每个区间  $v(i, k)$ ， $k = 1, 2, \dots, L$ ，定义为：

$$v(i, k) = [x_{i,\min} + (k-1) \cdot \Delta x, x_{i,\min} + k \cdot \Delta x] \tag{7}$$

式中

$$\Delta x = \frac{x_{i,\max} - x_{i,\min}}{L}$$

则  $q_{ij}$  可由  $L$  个元素组成的模糊集合表示：

$$q_{ij} = \{v(i, k) : q(i, j, k), k = 1, 2, \dots, L\} \tag{8}$$

其中隶属度  $q(i, j, k)$  由学习样本的可能分布和概率分布确定。可能分布  $f(i, j, k)$  表示在第  $j$  个刀具状态下，第  $i$  个监测指标是如何在第  $k$  个区间上分布的。其定义为：

$$f(i, j, k) = \frac{C_{ijk}}{C_{ik}} \tag{9}$$

式中  $C_{ijk}$  为  $h_i$  的第  $k$  个子区间上属于刀具状态  $j$  的样本个数， $C_{ik}$  为  $h_i$  的第  $k$  个子区间上的样本个数。而支持强度  $\sigma(i, j, k)$  表示在第  $j$  个刀具状态下，第  $i$  个监测指标是如何在第  $k$  个区间上分布的。其定义为：

$$\sigma(i, j, k) = \frac{C_{ijk}}{C_{ij}} \tag{10}$$

式中  $C_{ij}$  为  $h_i$  中属于刀具状态  $j$  的样本个数。

由  $f(i, j, k)$  和  $\sigma(i, j, k)$  就可以求得模糊关系函数:

$$q(i, j, k) = \frac{f(i, j, k) + \sigma(i, j, k)}{2} \quad (11)$$

## 1.2 分类

由前面可知, 模糊关系函数  $Q$  的每个元素  $q_{ij}$  为一个集合。因此, 分类决策的第一步是确定应该使用集合中的哪个元素, 即特定的模糊关系。特定的模糊关系  $Q^v$  根据样本  $x$  确定。假设样本  $x$  的第  $i$  个元素  $x(i)$  位于第  $k$  个子区间上, 也就是说, 如果  $x(i) \in v(i, k)$ , 则:

$$q_{ij}^v = q(i, j, k), i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n \quad (12)$$

经过以上操作, 就由模糊关系函数  $Q$  得到  $m \times n$  矩阵  $Q^v$ 。根据  $Q^v$  就可以唯一确定刀具状态与监测指标间的模糊关系函数。

当模糊关系函数的值确定后, 就可以通过解线性模糊方程 (3) 进行分类决策。一般来说方程 (3) 的解不唯一, 通常采用如下解的形式:

$$p_j = \sum_{i=1}^m \min\{q_{ij}^v, r_i\} \quad (13)$$

假设对于已知样本  $x = \{x(1), x(2), \dots, x(m)\}$ , 所有监测指标的隶属度均为 1, 即  $r_1 = r_2 = \dots = r_m = 1$ 。则由于对所有的  $i$  和  $j$ ,  $q_{ij}^v \leq 1$ , 方程 (13) 可简化为:

$$p_j = \sum_{i=1}^m q_{ij}^v \quad (14)$$

由方程 (14) 可知, 所估计样本的刀具状态  $j^*$  具有最大隶属度, 即:

$$j^* = \operatorname{argmax}\{q_j, \forall j = 1, \dots, n\} \quad (15)$$

隶属度  $p_{j^*}$  表示决策的不确定性测量, 其取值在  $0 \sim 1$  之间。

## 2 实验与结果

实验采用 TGX4132B 精密座标镗铣床。三向测力仪安装在工作台与工件之间, 测得三向动态切削力 ( $F_x, F_y, F_z$ ), 加速度和声发射传感器安装在工件上, 测量加工过程的加速度 ( $A_c$ ) 和声发射 ( $A_E$ ) 信号。实验在 27 种不同切削条件下进行, 切削用量:  $a_p$  (0.1-0.3mm),  $f$  (8-32mm/min),  $n$  (400-800r/min), 工件材料为 45# 钢, 刀具为 HSS 直柄三刃立铣刀。AE 采样频率 5MHz, 采样长度 2048 点;  $F_x, F_y, F_z$  和  $A_c$  的采样频率 1kHz, 采样长度 1024 点。

实验分 5 种刀具状态, 分别为正常切削 ( $VB < 0.1\text{mm}$ )、轻度磨损 ( $VB = 0.1 \sim 0.3\text{mm}$ )、中度磨损 ( $VB = 0.3 \sim 0.6\text{mm}$ )、严重磨损 ( $VB = 0.6 \sim 0.8\text{mm}$ ) 和刀具破损。

实验分析发现, 切削力信号的频谱能量主要集中在几个倍数于基频的频段, 主轴转速发生变化, 基频也发生变化, 从而导致整个频谱的变动; 刀具磨损程度的不断变化, 频段能量也会发生变化。声发射信号有用频率成份主要集中在 100kHz—1MHz 之间, 从时域上分析, 信号表现出较强的随机性, 从频域上分析, AE 信号是一种无明显主频的宽频带信号。加速度信号也有类似的特点。

为此, 选择 14 个特征 (监测指标) 来描述不同的刀具状态, 分别为  $X, Y$  方向切削力信号的四个功率谱局部频段能量; AE 信号和加速度信号二阶 AR 模型系数和残差。

根据上述方案进行实验, 共获得 180 个样本。随机抽取 120 个样本作为学习样本, 其余 60 个样本作为检验样本, 检验结果如表 1 所示。

实验结果表明, 该方法用于监测刀具破损和中度刀具磨损十分有效, 但却很难识别不同状态的刀具磨损。

表 1

刀具状态	AE	Ac	$F_x+F_y$	AE+Ac	$F_x+F_y+AE+Ac$
新刀	92.3%	89.4%	93.4%	95.1%	100%
破损刀	78.6%	81.2%	80.5%	84.2%	95.4%
轻度磨损	67.5%	53.0%	65.3%	62.5%	70.2%
中度磨损	64.2%	48.3%	60.0%	79.6%	100%
严重磨损	56.8%	37.2%	50.8%	57.5%	65.9%

### 3 结论

本文介绍了应用模糊集理论监测铣削加工中刀具状态的新方法。该方法采用模糊线性方程描述刀具状态与监测指标（特征向量）之间的关系，根据学习样本的可能分布和概率分布确定方程的参数，选用不同传感器信号特征组合进行对比实验，结果表明该方法可获得较高的识别率。

### 参考文献

- 1 Elbestawi M A. Process monitoring in milling by pattern recognition. J. of Mechanical System and Signal Processing, 1989, 3 (3): 305
- 2 Chryssolouris G. Sensor integration for tool wear estimation in machining. Sensors and Control for Manuf. ASME Winter Annual Meeting, 1988, 33: 115
- 3 Kannatey-Asibu E. Quantitative relationships for acoustic emission from orthogonal metal cutting. Journal of Engineering for Industry, 1981, 103 (4): 330