

文章编号 1004-924X(2011)11-2753-06

# 基于改进遗传算法实现柔性三坐标测量机参数标定

赵磊\*, 刘书桂

(天津大学 精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072)

**摘要:**针对柔性三坐标测量机测量精度低的弊端,提出了误差修正和参数标定的方法。应用 Denavit-Hartenberg(DH)法建立了柔性三坐标测量系统的运动学模型和误差模型,考虑系统结构参数标定问题,提出了一种基于优化最小二乘法的改进遗传算法。首先,在最小二乘法中引入变化因子来衡量收敛速度;其次,当该因子趋于稳定时,将产生的次优解作为遗传算法的初始群体,并对一般遗传算法进行改进;最后,根据改进的遗传算法进行搜索、计算,得到满足要求的最优解,完成系统结构参数的标定。实验表明:该方法具有收敛速度快、鲁棒性好等优点。

**关键词:**柔性三坐标测量机;参数标定;误差修正;遗传算法;优化

中图分类号:TH721 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20111911.2753

## Implementation of parameter calibration for flexible coordinate measurement machine based on improving genetic algorithm

ZHAO Lei\*, LIU Shu-gui

(State Key Laboratory of Precision Measuring Technology & Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

\* Corresponding author, E-mail: lyzzz1111983@163.com

**Abstract:** According to the low measuring accuracy from a flexible coordinate measurement machine, the error correction and parameter calibration methods for the coording measurement machine were researched. An improving genetic algorithm based on optimization least square method was proposed to implement the parameter calibration. The kinematic model and the error model of the flexible coordinate measurement machine were established by Denavit-Hartenberg(DH) method. Firstly, a variable factor was used in least square method to evaluate the convergence speed. Then, the suboptimal parameter was regarded as the initial population of optimized genetic algorithm while the variable factor became steady. Finally, the improving genetic algorithm was used to search and calculate to obtain the optimal parameter and the parameter calibration was finished. The experiment shows that the proposed algorithm has fast convergence speeds and good robustness.

**Key words:** flexible coordinate measurement machine; parameter calibration; error correction; genetic algorithm; optimization

收稿日期:2011-05-09;修订日期:2011-06-22.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 50475116)

## 1 引言

柔性三坐标测量机是一种新型的非笛卡尔式三坐标测量机,它仿照人体关节结构,使用了多个旋转关节或传动装置。相对于传统的笛卡尔式三坐标测量机,这种测量机具有体积小、使用范围广、便携性好等优点<sup>[1]</sup>。由于连杆加工和安装时的误差,码盘中心与理论模型中的零位偏差影响了整体测量精度<sup>[2]</sup>,因此,对其进行误差模型的研究和参数标定具有重要意义。

遗传算法(Genetic Algorithms, GA)是 J. Holland 教授于 1975 年受生物进化论启发而提出的,它是一种基于进化过程中的信息遗传机制和优胜劣汰的自然选择的全局优化概率搜索算法。由于遗传算法的整体搜索不依赖于梯度信息,所以应用范围十分广泛<sup>[3]</sup>。自适应遗传算法是由 M. Sriniva 提出的,它在遗传算法的重要参数交叉率和变异率的调整上引入了自适应机制,虽然可以提高常规遗传算法的收敛速度,但对于早熟问题效果不佳,尤其是对于类似 Schaffer $F_6$  的多峰值函数,结果并不理想。遗传算法主要优点是适应度函数为依据,通过对种群中的所有

个体实施遗传操作,实现个体的重组,其搜索不依赖于梯度信息。该算法适用于处理参数多且复杂的问题,如组合优化、自适应控制和人工生命等领域<sup>[4-5]</sup>。最小二乘法常用来解决目标极值优化问题,在处理参数较多的非线性问题中,如柔性三坐标测量机的参数标定会遇到矩阵求逆等复杂计算,并伴随积累误差,但其收敛速度很快。

本文针对柔性三坐标测量机参数标定问题,提出一种基于改进遗传算法的标定方法。该方法通过奇异值分解(Singular Value Decomposition) (SVD)算法求解雅克比矩阵的广义逆,利用最小二乘法收敛速度快的优点,在算法中引入变化因子并根据该因子的变化获得次优解作为遗传算法的初始群体;然后并对一般遗传算法进行改进,经过寻优计算获得最优解;最后,完成系统结构参数的标定工作。

## 2 运动学建模及误差模型

### 2.1 运动学建模

根据 Denavit-Hartenberg (DH) 理论可得到相邻坐标系间变换矩阵  $A_{i,i+1}$

$$A_{i,i+1} = Rot(z_i, \theta_i) Trans(0, 0, d_i) Trans(l_i, 0, 0) Rot(x_i, \alpha_i) \\ = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \alpha_i & l_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & -\cos \theta_i \sin \alpha_i & l_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_i & \mathbf{n}_i \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{R}_i$  为  $3 \times 3$  旋转矩阵,

$$\mathbf{R}_i = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \alpha_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & -\cos \theta_i \sin \alpha_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i \end{bmatrix},$$

$\mathbf{n}_i$  为  $3 \times 1$  平移矢量,  $\mathbf{n}_i = (l_i \cos \theta_i \quad l_i \sin \theta_i \quad d_i)^T$ 。

系统结构和空间坐标系的建立如图 1,图 2 所示。图 1 中  $L_1$  和  $L_2$  为移动臂,其余为转动关节。

测头在坐标系  $\{o_6 x_6 y_6 z_6\}$  下的齐次坐标为  $\mathbf{P} = (0, 0, 0, 1)^T$ ,从而可推出测头 C 在基坐标系下的空间坐标为:

$$\mathbf{V} = (x_c, y_c, z_c, 1)^T = \mathbf{A}_{1,2} \mathbf{A}_{2,3,3,4} \mathbf{A}_{4,5} \mathbf{A}_{5,6} \mathbf{P}. \quad (2)$$

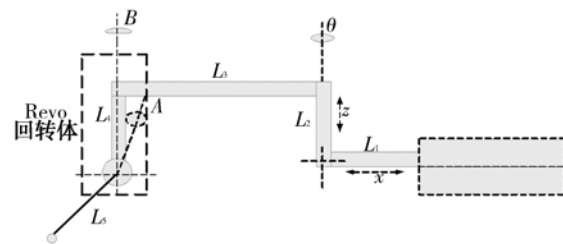


图 1 系统结构

Fig. 1 System construction

### 2.2 误差模型

影响测量臂测量精度的因素有很多,主要包括系统结构参数即转角误差和杆件的结构参数误差。用  $\Delta l_i$  来表示杆件  $i$  的长度误差,  $\Delta \theta_i$  表示由

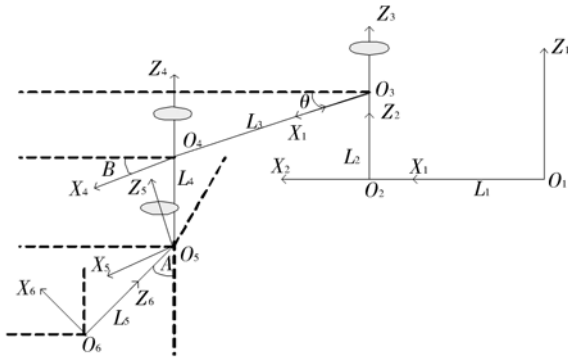


图 2 空间坐标系

Fig. 2 Space coordinates

光学编码器的零位与理论模型中关节轴心不重合而产生的转角误差;  $\Delta d_i$  表示关节偏置量误差,  $\Delta \alpha_i$  表示相邻关节轴线扭转角度偏差<sup>[8-10]</sup>, 数据点的理论坐标为  $V_i$ , 实测坐标为  $V_c$ , 则测头坐标误差  $\Delta V = \|V_i - V_c\|_2$ 。将  $\Delta V$  改写成函数形式:

$$\Delta V = F(\Delta \alpha, \Delta d, \Delta l, \Delta \theta), \quad (3)$$

其中,  $\Delta V = (\Delta V_x, \Delta V_y, \Delta V_z)^T$ ,

$$F = (\Delta F_x, \Delta F_y, \Delta F_z)^T,$$

$$\Delta \theta = (\Delta \theta_1, \Delta \theta_2, \Delta \theta_3, \Delta \theta_4, \Delta \theta_5)^T,$$

$$\Delta d = (\Delta d_1, \Delta d_2, \Delta d_3, \Delta d_4, \Delta d_5)^T,$$

$$\Delta l = (\Delta l_1, \Delta l_2, \Delta l_3, \Delta l_4, \Delta l_5)^T,$$

$$\Delta \alpha = (\Delta \alpha_1, \Delta \alpha_2, \Delta \alpha_3, \Delta \alpha_4, \Delta \alpha_5)^T.$$

用数学解析式可以表示为:

$$\Delta V = \frac{\partial V}{\partial \theta} \Delta \theta + \frac{\partial V}{\partial d} \Delta d + \frac{\partial V}{\partial l} \Delta l + \frac{\partial V}{\partial \alpha} \Delta \alpha. \quad (4)$$

其中,  $\frac{\partial V}{\partial \theta} \Delta \theta = \sum_{i=1}^5 \frac{\partial F}{\partial \theta_i} \Delta \theta_i$ ,  $\frac{\partial V}{\partial d} \Delta d = \sum_{i=1}^5 \frac{\partial F}{\partial d_i} \Delta d_i$ ,

$\frac{\partial V}{\partial l} \Delta l = \sum_{i=1}^5 \frac{\partial F}{\partial l_i} \Delta l_i$ ,  $\frac{\partial V}{\partial \alpha} \Delta \alpha = \sum_{i=1}^5 \frac{\partial F}{\partial \alpha_i} \Delta \alpha_i$ ,

简写成矩阵形式为:

$$\Delta V = J \Delta \delta, \quad (5)$$

其中:

$J$  是一个  $3 \times 20$  的偏导数矩阵, 即

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_x}{\partial \theta_1} \dots \frac{\partial F_x}{\partial \theta_5} & \frac{\partial F_x}{\partial d_1} \dots \frac{\partial F_x}{\partial d_5} & \frac{\partial F_x}{\partial l_1} \dots \frac{\partial F_x}{\partial l_5} & \frac{\partial F_x}{\partial \alpha_1} \dots \frac{\partial F_x}{\partial \alpha_5} \\ \frac{\partial F_y}{\partial \theta_1} \dots \frac{\partial F_y}{\partial \theta_5} & \frac{\partial F_y}{\partial d_1} \dots \frac{\partial F_y}{\partial d_5} & \frac{\partial F_y}{\partial l_1} \dots \frac{\partial F_y}{\partial l_5} & \frac{\partial F_y}{\partial \alpha_1} \dots \frac{\partial F_y}{\partial \alpha_5} \\ \frac{\partial F_z}{\partial \theta_1} \dots \frac{\partial F_z}{\partial \theta_5} & \frac{\partial F_z}{\partial d_1} \dots \frac{\partial F_z}{\partial d_5} & \frac{\partial F_z}{\partial l_1} \dots \frac{\partial F_z}{\partial l_5} & \frac{\partial F_z}{\partial \alpha_1} \dots \frac{\partial F_z}{\partial \alpha_5} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

$$\Delta \delta = (\Delta \theta_1 \dots \Delta \theta_5 \quad \Delta d_1 \dots \Delta d_5 \quad \Delta l_1 \dots \Delta l_5 \quad \Delta \alpha_1 \dots \Delta \alpha_5)^T.$$

由于测量系统由 3 个转动关节和 2 个移动副组成, 前 2 个关节分别为移动副, 后 3 个关节为转动关节。因此, 在整个系统误差模型中, 其误差分

量共 18 项, 即  $\Delta d_i (i=1, 2, 3, 4, 5)$ ,  $\Delta l_i (i=1, 2, 3, 4, 5)$ ,  $\Delta \theta_i (i=3, 4, 5)$ ,  $\Delta \alpha_i (i=1, 2, 3, 4, 5)$ , 少了 2 个转角误差, 即  $\Delta \theta_1$  和  $\Delta \theta_2$ , 则误差函数为:

$$\begin{aligned} \Delta V^{(i)} &= V_t^{(i)} - V_l^{(i)} \\ &= (\Delta V_x^{(i)}, \Delta V_y^{(i)}, \Delta V_z^{(i)})^T \\ &= J^{(i)} \Delta \delta \quad (i=1, 2, \dots, m). \end{aligned} \quad (7)$$

$$\text{其中 } J = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_x}{\partial \theta_3} \dots \frac{\partial F_x}{\partial \theta_5} & \frac{\partial F_x}{\partial d_1} \dots \frac{\partial F_x}{\partial d_5} & \frac{\partial F_x}{\partial l_1} \dots \frac{\partial F_x}{\partial l_5} & \frac{\partial F_x}{\partial \alpha_1} \dots \frac{\partial F_x}{\partial \alpha_5} \\ \frac{\partial F_y}{\partial \theta_3} \dots \frac{\partial F_y}{\partial \theta_5} & \frac{\partial F_y}{\partial d_1} \dots \frac{\partial F_y}{\partial d_5} & \frac{\partial F_y}{\partial l_1} \dots \frac{\partial F_y}{\partial l_5} & \frac{\partial F_y}{\partial \alpha_1} \dots \frac{\partial F_y}{\partial \alpha_5} \\ \frac{\partial F_z}{\partial \theta_3} \dots \frac{\partial F_z}{\partial \theta_5} & \frac{\partial F_z}{\partial d_1} \dots \frac{\partial F_z}{\partial d_5} & \frac{\partial F_z}{\partial l_1} \dots \frac{\partial F_z}{\partial l_5} & \frac{\partial F_z}{\partial \alpha_1} \dots \frac{\partial F_z}{\partial \alpha_5} \end{bmatrix}$$

$$\Delta \delta = (\Delta \theta_3 \dots \Delta \theta_5 \quad \Delta d_1 \dots \Delta d_5 \quad \Delta l_1 \dots \Delta l_5$$

$$\Delta \alpha_1 \dots \Delta \alpha_5)^T.$$

$V_t^{(i)}$  为实测坐标,  $V_l^{(i)}$  为理论坐标。

有:

$$\Delta \delta = (J^T J)^{-1} J^T \Delta V \quad (8)$$

其中,  $J = (J^{(1)}, \dots, J^{(m)})^T$ ,  $\Delta V = (\Delta V^{(1)}, \dots, \Delta V^{(m)})^T (i=1, 2, \dots, m)$ 。

将计算的  $\Delta \delta$  带回式(2)和式(7), 得到新的雅克比矩阵  $J$  和位置误差  $\Delta e_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (\Delta V^{(j)})$ , 直至误差小于设定值。在实际计算过程中, 当雅克比矩阵  $J$  非满秩时, 无法求  $J$  的逆, 可采用 SVD 算法求  $J$  的广义逆, 对  $J$  进行奇异值分解<sup>[11]</sup>

$$J = U \Sigma V^T \quad (9)$$

式中,  $U$  为  $m \times m$  阶正交矩阵,  $V$  为  $n \times n$  阶矩阵;  $\Sigma$  为  $m \times n$  阶对角矩阵, 对角线元素为  $J$  矩阵的奇异值  $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \dots, \sigma_r$ ;  $r$  为  $J$  矩阵的秩。则  $J$  的广义逆

$$J^+ = V \Sigma^+ U^T \quad (10)$$

其中,  $\Sigma^+ = \begin{bmatrix} \sigma^+ \\ 0 \end{bmatrix}$  为  $n \times m$  阶矩阵,  $\sigma^+ = \text{diag}$

$(\sigma_1^{-1}, \sigma_2^{-1}, \sigma_3^{-1}, \dots, \sigma_r^{-1}, 0_{r+1}, \dots, 0_m)$  为  $m \times m$  阶对角阵。

应用单纯最小二乘法虽然收敛速度快, 但是当收敛至某一程度时几乎停止不前。因此, 将最小二乘法优化如下:

### 2.2.1. 变化因子

(1) 引入变化因子  $\kappa = \frac{1}{1 + \eta}$ , 其中  $\eta = |f_a - f_p|$ ,  $f_p = \Delta e_i$ ,  $f_a = \Delta e_{i+1}$ ,  $(i=1, 2, \dots)$ ;

(2)  $\kappa \rightarrow 1$  即  $\eta \leq 0.01$  (0.01 为设定阈值), 选取  $\Delta \delta_i$  作为遗传算法的初始群体。

### 2.2.2. 一般遗传算法的改进

#### (1) 初始群体

初始种群的选择不是由随机函数产生,而是基于修正单纯最小二乘法得到的次优解作为遗传算法的初始群体,选取较优的初始群体有利于提高收敛速度,因此,初始群体的选择对全局寻优具有十分重要意义。

#### (2) 编码

选取浮点数编码,降低二进制编码带来的量化误差。将参数直接映射到基因范围内的一个浮点数,整个参数联合编码为一个染色体个体,染色体的各基因分别对应一个参数。浮点数编码适用于精度较高的遗传算法,因此,改善了计算复杂性,提高了运算效率。

#### (3) 选择算子

采用轮盘赌的策略和最优保存策略完成选择运算。个体与被选中的概率  $P_i$  与个体适应度  $\alpha_i$  关系如下:

$$P_i = \alpha_i / \sum_{i=1}^k \alpha_i \quad (11)$$

将当前适应度最高的个体不参与交叉运算和变异运算等操作,用以替换掉本代群体中经过交叉变异等操作后所产生的适应度最低的个体。

#### (4) 交叉算子

采取随机配对策略将群体中的  $M$  个个体以随机的方式组成  $[M/2]$  对配对个体组,分别在两个个体之间进行交叉运算。其交叉算子主要包括单点交叉、多点交叉、顺序交叉、启发式交叉和算术交叉等。本文选择浮点数编码形式,因此选取算术交叉算子,主要是以两个个体  $X_g^t$  和  $X_h^t$  的线性组合产生两个新的个体  $X_g^{t+1}$  和  $X_h^{t+1}$ ,交叉运算关系如下:

$$\begin{aligned} X_g^{t+1} &= \lambda X_h^t + (1-\lambda) X_g^t \\ X_h^{t+1} &= \lambda X_g^t + (1-\lambda) X_h^t \end{aligned} \quad (12)$$

其中,取  $\lambda$  为一常数进行均匀算术交叉。

#### (5) 变异算子

由于通过修正最小二乘法得到遗传算法的较优初始群体,并采用最优保留策略保证了优良个体在交叉过程中不被破坏掉,因此,选取高斯变异(Gaussian Mutation),用于改进遗传算法对重点搜索区域的局部搜索能力。

#### (6) 计算适应度

优化的目标函数  $\epsilon = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\Delta V^{(i)})^2$ ,故定义

适应度函数为  $\alpha = \frac{1}{1+\epsilon}$ ,适应度  $\alpha$  越大,则  $\epsilon$  越小。

(7) 当种群中出现低于目标函数阈值  $\mu$  的个体或达到预定的进化迭代次数  $t$  则停止,适应度最高的个体所对应的参数值为参数标定值。

## 3 仿真数据

为了验证本文提出的改进遗传算法的效果和收敛速度,基于 Matlab7.0 平台,分别与最小二乘法、一般遗传算法进行仿真测试对比。改进的 GA 算法的相关参数为:群体规模  $N=36$ ,交叉概率  $P_c=0.65$ ,变异概率  $P_m=0.01$ , $\lambda=0.6$ ,设定阈值  $\mu=0.01$ ,系统各项误差标定结果和不同迭代次数内三种算法的误差修正结果分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 系统各项误差标定结果

Tab. 1 Results of parameter calibration

| 关节 $i$ | $\Delta l_i/\text{mm}$ | $\Delta d_i/\text{mm}$ | $\Delta \theta_i/(\text{°})$ | $\Delta \alpha_i/(\text{°})$ |
|--------|------------------------|------------------------|------------------------------|------------------------------|
| 1      | 0.536 4                | 0.428 3                | ×                            | -0.465 8                     |
| 2      | -0.132 5               | -0.237 9               | ×                            | 0.537 2                      |
| 3      | -0.357 2               | -0.648 3               | 0.134 6                      | -0.362 7                     |
| 4      | 0.148 1                | 0.034 7                | -0.027 9                     | 0.248 9                      |
| 5      | 0.086 2                | 0.024 1                | 0.028 3                      | 0.024 5                      |

表 2 三种算法的误差修正结果

Tab. 2 Test results of different algorithms

| 迭代次数   | 最小二乘法    | 迭代次数   | 一般遗传算法   | 迭代次数 | 改进遗传算法  |
|--------|----------|--------|----------|------|---------|
| 1      | 15.130 5 | 1      | 10.982 4 | 1    | 0.395 6 |
| 5      | 1.278 3  | 100    | 9.564 1  | 10   | 0.342 1 |
| 14     | 0.575 1  | 500    | 7.352 4  | 100  | 0.234 3 |
| 100    | 0.575 2  | 1 000  | 5.831 9  | 150  | 0.215 7 |
| 500    | 0.575 1  | 5 000  | 2.457 8  | 200  | 0.155 4 |
| 3 000  | 0.575 3  | 10 000 | 1.643 5  | 250  | 0.092 8 |
| 5 000  | 0.575 2  | 20 000 | 0.018 6  | 300  | 0.035 7 |
| 10 000 | 0.575 1  | 25 700 | 0.008 3  | 328  | 0.007 9 |

图 3 为上述 3 种算法在迭代次数 500 次以内的收敛速度对比曲线。

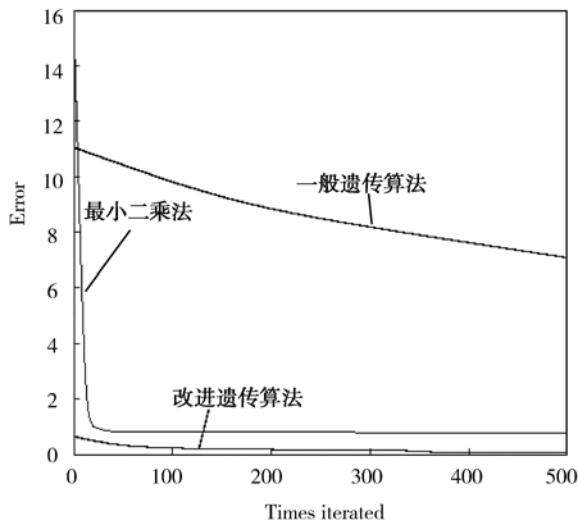


图 3 3 种算法收敛速度对比曲线

Fig. 3 Comparison of three algorithms in convergence speeds

## 4 结 论

针对柔性三坐标测量机的参数标定问题,提出了一种基于改进遗传算法的标定方法。利用最小二乘法收敛速度快的特点,通过优化改进获得了遗传算法较优的初始群体。由表 2 可知,单纯最小二乘法经过 5 次迭代将误差从 15.130 5 mm 迅速缩小至 1.278 3 mm,但误差迭代计算至 0.575 1 mm 后几乎停止不前;一般遗传算法通过全局搜索经过近 26 000 次迭代才将误差缩小至误差阈值  $\mu=0.01$  范围之内,虽达到预期目标,但收敛速度较慢;本文提出的标定方法,经过近 330 次的迭代寻优计算便获得最优解,完成了系统参数的标定工作。测试对比结果表明,本文提出的参数标定方法,结合了最小二乘法和遗传算法的优点,在搜索效率和收敛速度方面得到了明显的提高。

## 参考文献:

- [1] 张国雄. 三坐标测量机[M]. 天津:天津大学出版社, 1999.  
Zhang G X. Coordinate Measuring Machin [M]. Tianjin: Tianjin University Press, 1999. (in Chinese)
- [2] JORGE S. A crenellated-target-based calibration method for laser triangulation sensors integration in articulated measurement arms[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2011,27(2): 282-91.
- [3] 李坤,李军华,杨小芹. 遗传参数协同进化的自适应遗传算法[J]. 计算机仿真,2010(11):204-208.  
LI K,LI J H, YANG X Q. An adaptive aenetic algorithm based on parameters cooperated with evolution[J]. *Computer Simulation*,2010(11):204-208. (in Chinese)
- [4] 黄奎,莫健华,余立华,等. 柔性测量臂运动学建模及参数标定方法[J]. 西安交通大学学报,2010,44(8):122-126.  
HUANG K, MO J H, YU L H *et al.*. Kinematic model and parameter calibration for flexible articulated coordinate measuring arm[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*,2010,44(8):122-126. (in Chinese).
- [5] 李海燕,厉胜超,胡云安. 基于最优保存和进化调整遗传算法的光测布站优化[J]. 探测与控制学报, 2010,32(5):25-29.  
LI H Y, LI SH CH, HU Y A. Stations optimized distribution of optoelectronic theologies based on genetic algorithm with optimal preservation and evolution process adjusting [J]. *Journal of Detection & Control*,2010, 32(5):25-29. (in Chinese)
- [6] JORGE S, JUAN-JOS A, JOS A Y, *et al.*. Kinematic parameter estimation technique for calibration and repeatability improvement of articulated arm coordinate measuring machines [J]. *Precision Engineering*, 2008,32(4):251-68.
- [7] MAHMOUD T, MIKYUNG K. Inverse kinematics of 7-DOF robots and limbs by decomposition and approximation [J]. *IEEE Transactions on Robotics* 2007,23(3): 595-600.
- [8] WANG X Y, LIU SH G, ZHANG G X. Calibration technology of the articulated arm flexible CMM [J]. *Key Engineering Materials*, 2008,381/382: 161-164.
- [9] WEI L, WANG C J. Coordinate transformation and parametric calibration of multi-joint articulated coordinate measuring machine[J]. *Opto-electronic Engineering*, 2007,34(5): 57-61.

- [10] LIGHTCAP C, HAMNER S, SCHMITZ T, *et al.*. Improved positioning accuracy of the PA10-6CE robot with geometric and flexibility calibration [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008,24(2): 452-456.
- [11] 蔡自兴. 机器人学[M]. 北京:清华大学出版社, 2000.  
CAI Z X. *Robotics*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. (in Chinese)

#### 作者简介:



赵磊(1983—),男,吉林辽源人,博士研究生,2006年吉林建筑工程学院获得学士学位,2009年于天津理工大学获得硕士学位,主要从事三坐标测量技术和自动测量与控制技术等方面的研究。E-mail:lyzzzlll1983@163.com.

#### 导师简介:



刘书桂(1954—),男,湖南人,博士生导师,教授,主要从事智能三坐标测量技术、自动测量与控制技术和传感与信息处理技术等方面的研究。E-mail:sgliu@tju.edu.cn.

#### ● 下期预告

## 高速铣削 SiC<sub>p</sub>/Al 复合材料 PCD 刀具磨损机理

葛英飞<sup>1</sup>,徐九华<sup>2</sup>,傅玉灿<sup>2</sup>

(1. 南京工程学院 机械学院,江苏 南京 211167;2. 南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016)

对碳化硅颗粒增强铝基复合材料(SiC<sub>p</sub>/Al)高速铣削时的刀具磨损机理进行了研究。采用聚晶金刚石刀具(PCD),在 600~1 200 m/min 速度范围内对 SiC<sub>p</sub>/2009Al 复合材料进行了高速铣削试验。使用扫描电镜(SEM)对已加工表面、刀具前/后刀面磨损带进行观察,使用 X 射线衍射仪对已加工表面物相进行分析,使用能谱(EDS)和激光拉曼对后刀面磨损带进行元素分析。结果表明,晶粒脱落、磨粒磨损、崩刃、剥落是 PCD 刀具的主要磨损形式,切削高体分比增强铝基复合材料、经热处理的复合材料或使用更高的切削速度时,PCD 刀具往往产生明显的微裂纹。增强颗粒体分比是影响 PCD 刀具磨损的最显著因素,增强颗粒尺寸、工件材料热处理状态、刀具材料晶粒尺寸和冷却条件对刀具磨损有显著影响。PCD 刀具寿命在 70~240 min 之间;增强颗粒碳化硅的高频刻划和冲击是刀具磨损的主要原因,增强颗粒机械冲击、切削振动和热冲击的综合作用是刀具产生微裂纹的主要机制。在高速铣削时的高温、高压下,工件材料中的铝元素和铜元素向刀具中有一定程度的扩散,且 PCD 刀具在铜元素的催化作用下发生了轻微的石墨化磨损。