

文章编号 1004-924X(2012)02-0422-09

## 改进蜂群算法在平面度误差评定中的应用

罗 钧\*, 王 强, 付 丽

(重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400030)

**摘要:** 为了准确快速评定平面度误差, 提出将改进人工蜂群(MABC)算法用于平面度误差最小区域的评定。介绍了评定平面度误差的最小包容区域法及判别准则, 并给出符合最小区域条件的平面度误差评定数学模型。叙述了 MABC 算法, 该算法在基本人工蜂群算法(ABC)模型的基础上引入两个牵引蜂和禁忌搜索策略。阐述了算法的实现步骤, 通过分析选用两个经典测试函数验证了 MABC 算法的有效性。最后, 应用 MABC 算法对平面度误差进行评定, 其计算结果符合最小条件。对一组测量数据的评定显示, MABC 算法经过 0.436 s 可找到最优平面, 比 ABC 算法节省 0.411 s, 其计算结果比最小二乘法和遗传算法的评定结果分别小 18.03  $\mu\text{m}$  和 6.13  $\mu\text{m}$ 。对由三坐标机测得的 5 组实例同样显示, MABC 算法的计算精度比遗传算法和粒子群算法更有优势, 最大相差 0.9  $\mu\text{m}$ 。实验结果表明, MABC 算法在优化效率、求解质量和稳定性上优于 ABC 算法, 计算精度优于最小二乘法、遗传算法和粒子群算法, 适用于形位误差测量仪器及三坐标测量机。

**关键词:** 平面度误差; 人工蜂群算法; 最小区域评定; 误差评定

**中图分类号:** TB921; TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20122002.0422

## Application of modified artificial bee colony algorithm to flatness error evaluation

LUO Jun\*, WANG Qiang, FU Li

(Key Laboratory of Optoelectronic Technology & Systems of the Ministry of Education,  
Chongqing University, Chongqing 400030, China)

\* Corresponding author, E-mail: luojun@cqu.edu.cn

**Abstract:** To realize fast and accurate evaluation for flatness errors, a Modified Artificial Bee Colony (MABC) algorithm was proposed to implement the minimum zone evaluation of flatness errors. The minimum zone method and the criteria for flatness errors were introduced. According to the minimum zone condition, the mathematic model of flatness error evaluation was presented. By introducing two traction bees and a Tabu Strategy(TS), this modified method could enhance the rate of convergence and the quality of optimum solution. The implementation steps of the method were expounded. Then, two test functions were selected in the simulation experiments through analysis, and the results verified the feasibility of MABC algorithm. Finally, proposed approach was used to evaluate flatness errors. The results calculated meet the criterion of minimal condition. On the basis of a group of metrical

收稿日期: 2011-04-06; 修订日期: 2011-05-06.

基金项目: 国防科工委国防军工计量“十一五”计划重点项目(No. B20301118)

data, this approach can find the optimal plane by 0.436 second, which saves 0.411 second as compared with that of ABC algorithm. In addition, the flatness value from the MABC algorithm is 18.03  $\mu\text{m}$  lower than that of the Least-Square Method (LSM), and 6.13  $\mu\text{m}$  than the Genetic Algorithm (GA). According to other five measurement data sets available from the Coordinate Measuring Machines (CMMs), the results obtained by the MABC algorithm are more accurate than those by the GA and Particle Swarm Optimization (PSO), and the maximum gap of flatness values is 0.9  $\mu\text{m}$ . Experimental results show that the MABC-based approach outperforms ABC-base method in optimization efficiency, solution quality and stability, and its calculating precision is superior to that given by LSM, GA or PSO. It is suited for the evaluation of position measuring instruments and CMMs.

**Key words:** flatness error; Artificial Bee Colony (ABC) algorithm; minimum zone evaluation; error evaluation

## 1 引言

平面是构成实体零件的重要几何元素之一,常作为设计、加工、装配和检测的基准,平面度误差的大小对产品的质量及其使用寿命至关重要,因而对平面度误差进行高效准确的评定具有重要的实际意义。评定平面度误差的方法主要有最大直线度法、最小二乘法、对角线法和三点法、最小区域法等,其中最小区域法评定平面度误差可以得到理想误差值,且符合国家标准。常用的最小区域评定法有<sup>[1]</sup>:变换作图法、旋转变换法、变换计算法、极点计算法、计算几何法等。这些算法在其结构上非常相似,均先随机选取一个测量点,然后对其它测量点进行轮流处理,尽管最终能找到一个较小的区域,但因算法在计算机上不易实现或运算时间较长,不能满足三坐标测量机等新型测量设备对计算机软件的需要,因而目前三坐标测量机评定平面度误差时常常还是采用最小二乘法。然而最小二乘法又不满足最小区域条件,其评定结果很难符合实际测量的要求。

近年来,由于仿生算法研究的逐渐深入,许多学者将遗传算法<sup>[2-3]</sup>、蚁群算法<sup>[4]</sup>、粒子群算法<sup>[5-6]</sup>、人工免疫算法<sup>[7]</sup>及蜂群算法<sup>[8]</sup>等仿生智能算法成功运用于形位误差评定领域中,取得了较好的效果。Karaboga在2005年提出了基于蜂群采蜜过程的人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法<sup>[9]</sup>。关于ABC算法的研究与应用尚处于初级阶段,但由于其收敛速度较快、控制参数少、易于实现等优点,已被越来越多的学者所关

注。在相关研究<sup>[10-11]</sup>中已经证明,相比于遗传算法、差分算法、粒子群算法等其他优化算法,ABC算法在收敛速度、全局寻优等方面的性能更好。不过当遇到复杂优化问题时,基本ABC算法容易出现搜索速度变慢、过早收敛、个体多样性减少和陷入局部最优解等缺陷,其实验结果往往不太理想。针对此,本文提出一种改进人工蜂群(Modified Artificial Bee Colony, MABC)算法,并将其应用到平面度误差最小区域评定中。

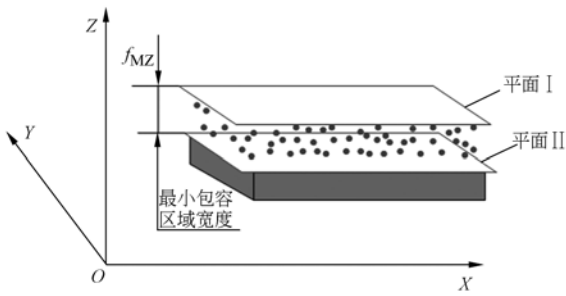
## 2 平面度评定的最小区域法数学模型

### 2.1 平面度误差最小包容区域法评定

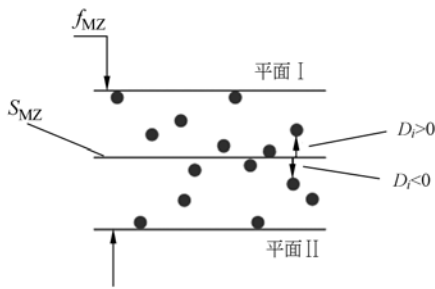
国家颁布的《平面度误差检测》(GB/T 11337-2004)标准对平面度误差定义为:实际平面对理想平面的变动量,理想平面的位置应符合最小条件。

平面度误差的评定方法中的最小包容区域法符合最小条件,其评定结果最准确且唯一。平面度误差的最小包容区域法评定如图1所示。采用最小包容区域法评定平面度误差实际上就是寻求一个基准平面 $S_{Mz}$ ,使得在该平面方向上包容所有测量点的两平行平面(平面、平面)之间距离最小,且当两平行平面与被测实际要素的接触状态符合平面度最小包容区域判别法中的某个准则时,则这两个平行平面之间的区域为最小包容区域,最小包容区域的宽度为符合定义的平面度误差。

GB/T 11337-2004标准对平面度最小包容区域判别准则规定如下:由两平行平面包容实际表



(a) 定义  
(a) Definition



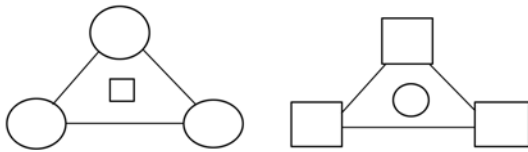
(b) 侧视图  
(b) Side elevation

图 1 平面度误差最小包容区域

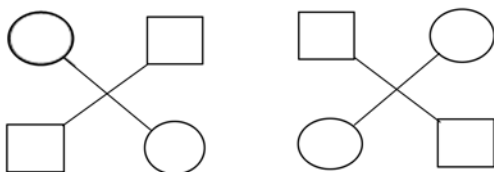
Fig. 1 Minimum zone method of flatness error

面时,至少有三点或四点与之接触,有下列三种准则:

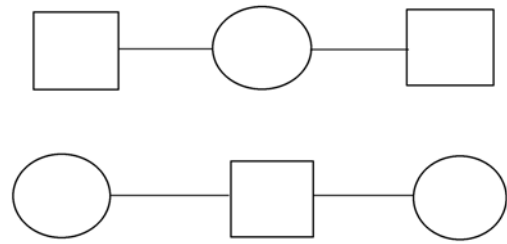
(a) 三角形准则:三个高点与一个低点(或相反),其中一个低点(或高点)位于三个高点构成的三角形之内或位于三角形的一条边上,见图 2(a)。



(a) 三角形准则  
(a) Triangular criteria



(b) 交叉准则  
(b) Cross criteria



(c) 直线准则  
(c) Linear criteria

(○——高点;□——低点)

图 2 平面度误差最小包容区域判别准则

Fig. 2 Minimum zone criteria of flatness error

(b) 交叉准则:成相互交叉形式的两个高点与两个低点,见图 2(b)。

(c) 直线准则:成直线排列的两个高点与一个低点(或相反),见图 2(c)。

### 2.2 平面度误差评定数学模型

如图 1(a)所示,建立仪器坐标系 O-XYZ,假设用三坐标机测得实际被测量面上若干测量点为  $p_i(x_i, y_i, z_i) (i=1, 2, \dots, n)$ ;假设按最小包容区域确定的基准平面  $S_{MZ}$  方程为  $z = Ax + By + C$ ,则各测量点相对于该平面的偏离量为

$$D_i = (z_i - Ax_i - By_i - C) / \sqrt{1 + A^2 + B^2}, \quad (1)$$

由式(1)可知,测量点在平面  $S_{MZ}$  的上方  $D_i$  取正值,下方  $D_i$  取负值,见图 1(b)。则各测量点相对基准  $S_{MZ}$  的最大与最小偏差之差为

$$f = \max(D_i) - \min(D_i). \quad (2)$$

由式(2)可知,  $f$  的大小只与基准平面的方位参数  $A, B$  有关,与基准平面的位置参数  $C$  无关,故是  $A, B$  的函数,记作  $f(A, B)$ 。根据文献 [12],可知参数  $A, B \ll 1$ 。根据平面度误差最小区域法,基准  $S_{MZ}$  的位置应使  $f$  达到最小值。因而最小区域法的平面度误差评定问题即可转化为目标函数  $f$  的最优化问题:

$$f_{MZ} = \min f(A, B). \quad (3)$$

根据目标函数  $f$  可设计出 ABC 算法适应度函数  $fit$  如下:

$$fit(A, B) = 1 / (1 + f(A, B)), \quad (4)$$

目标函数最优值  $f_{MZ}$  是否为符合最小条件的平面度误差值,需对计算结果进行校验,若其符合最小包容区域某一判别准则,则  $f_{MZ}$  为所求的平面度误差值。

### 3 改进人工蜂群算法

ABC 模型中含有 3 种角色的蜜蜂:雇佣蜂、观察蜂和侦察蜂,它们通过交流、转换和协作来实现采蜜。蜜蜂采蜜(食物源)的过程也是搜寻最优解的过程。在求解优化问题时,食物源的位置被抽象成解空间中的点,其个数等于雇佣蜂或跟随蜂的个数,其优劣程度取决于待优化问题所确定的适应度值。适应度值越高,说明解的质量越好。符合最小条件的平面度误差目标函数  $f$  是二维欧氏空间  $\mathbf{R}^2$  上的凸函数,且全局极小值是唯一的<sup>[13]</sup>。针对平面度误差目标函数的这种单谷特性,考虑到基本蜂群算法中最优解邻域蜜蜂的数量是影响算法收敛的重要因素,MABC 算法在保留基本蜂群算法模型的基础上,引入 2 个牵引蜂,在当前最优解邻域搜索新的食物源,若其满足设定的牵引条件,则将当前最优解的每一维变量在邻域附近进行扰动,并根据贪婪选择机制,用产生的较好解去更新当前最差解,使得蜂群的搜索范围向当前最优解靠拢,以提高收敛速度。

假定求解问题属于最小值优化问题,其目标函数为  $F$ 。定义 2 个牵引蜂在当前最优解邻域搜索到的新解的目标函数值为  $F_1$  和  $F_2$ ,定义它们的均值到当前最优函数值( $F_{\text{best}}$ )的距离为  $L_{\text{best}}$ ,到当前最差函数值( $F_{\text{worst}}$ )的距离为  $L_{\text{worst}}$ ,计算公式为:

$$\begin{cases} L_{\text{best}} = \frac{F_1 + F_2 - 2F_{\text{best}}}{2(F_{\text{worst}} - F_{\text{best}})} \\ L_{\text{worst}} = \frac{2F_{\text{worst}} - (F_1 + F_2)}{2(F_{\text{worst}} - F_{\text{best}})} \end{cases}, \quad (5)$$

由式(5)可知,当  $F_1 + F_2 = 2F_{\text{best}}$  时,  $L_{\text{best}} = 0$ ,  $L_{\text{worst}} = 1$ ; 当  $F_1 + F_2 = 2F_{\text{worst}}$  时,  $L_{\text{best}} = 1$ ,  $L_{\text{worst}} = 0$ 。因而  $L_{\text{best}}, L_{\text{worst}} \in [0, 1]$ 。

设计的牵引条件如下:

$$\begin{cases} F_{\text{th1}} = \frac{L_{\text{best}}}{L_{\text{worst}}} = \frac{F_1 + F_2 - 2F_{\text{best}}}{2F_{\text{worst}} - (F_1 + F_2)} < C_1 \\ F_{\text{th2}} = \frac{\text{cycle}}{\text{maxCycle}} > C_2 \end{cases}, \quad (6)$$

式中:  $C_1, C_2 \in [0, 1]$  的常数,  $\text{cycle}$  为当前迭代次数,  $\text{maxCycle}$  为最大迭代次数。

由式(6)可知,牵引条件的启动受到  $C_1$  和  $C_2$  这 2 个阈值的控制,  $C_1$  越大,  $C_2$  越小,启动时间越早;  $C_1$  越小,  $C_2$  越大,启动时间越晚。启动时

间太早,多样性减少较快,易导致算法陷入局部最优,且不易跳出;启动时间太晚,牵引蜂作用微弱,收敛速度较慢。建议  $C_1$  的范围为  $[0.01, 0.5]$ ,  $C_2$  的范围为  $[0.1, 0.3]$ 。为了保证较好的收敛速度和种群多样性,本文所有实验中  $C_1$  取值为 0.3,  $C_2$  为 0.15。

为了保证算法搜寻全局最优解的能力,在引入牵引蜂的同时,加入禁忌搜索策略来改善解的质量。它通过模拟人类记忆机制,采用禁忌策略限制搜索过程陷入局部最优来避免迂回搜索。其实现过程大致如下,利用禁忌表存储搜索到的局部最优解,避免在后期搜索过程中再搜索到这些解;同时引入破禁准则来释放一些被禁忌的优良状态,以保证搜索过程的有效性和多样性。

MABC 算法搜寻最优解的步骤如下:

Step1: 初始化各参数,并随机产生食物源的位置。同时设定禁忌表长度(TSLen)和禁忌搜索最大迭代次数(TSmaxIter),使用初始状态下的目标函数最小值初始化禁忌表。各个食物源的位置代表一个可能解,可表示如下:

$$F(x_i), x_i \in \mathbf{R}^D, i \in \{1, 2, \dots, SN\}, \quad (7)$$

式中  $x_i$  为具有  $D$  维向量的一个食物源,  $D$  为优化参数个数,  $F(x_i)$  为目标函数值,  $SN$  为食物源总数。

Step2: 对每只雇佣蜂运用公式(8)进行邻域搜索,并根据贪婪选择机制选择其中较好的解更新食物源,且保证其目标函数值不在禁忌表中。计算雇佣蜂食物源适应度,并记录下最优蜜源位置  $\text{best}$ 。

$$x_{ij}' = x_{ij} + \psi(x_{ij} - x_{kj}), \quad (8)$$

式中  $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ ,  $k \in \{1, 2, \dots, SN\}$ , 同时  $k \neq i$ ,  $\psi$  为  $[-1, 1]$  之间的随机数,控制  $x_{ij}$  邻域内新解的产生。

Step3: 两个牵引蜂选择当次迭代最优蜜源( $x_{\text{best}}$ )作为食物源,运用公式(8)进行邻域搜索,当满足牵引条件时,则运用公式(9)在  $x_{\text{best}}$  附近重新搜索新的食物源,并根据贪婪选择机制更新当前最差蜜源。

$$x_{\text{best}}' = x_{\text{best}} + \psi(x_{\text{best}} - x_k), \quad (9)$$

式中  $k \neq \text{best}$ ,  $\psi$  为  $[-1, 1]$  之间的随机数。

Step4: 雇佣蜂记录下新食物源的适应度,对等候在舞蹈区的观察蜂进行招募。根据轮盘赌方法,观察蜂运用公式(10)所求概率  $P_i$  来选择食物

源,适应度越大食物源被选择的概率也越大。观察蜂选中食物源后,运用公式(8)进行一次邻域搜索,并保留较好的解。

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n}, \quad (10)$$

式中  $fit_i$  表示第  $i$  个食物源的适应度值,与目标函数值  $F(x_i)$  相关,见式(11)。

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1+F(x_i)} & \text{if } F(x_i) \geq 0 \\ 1+|F(x_i)| & \text{if } F(x_i) \leq 0 \end{cases}. \quad (11)$$

Step5:更新最优蜜源位置 best,重复 Step3。

Step6:若某个食物源在 limit 次搜索后都没有得到改善,则丢弃该食物源,并将该目标函数值放入禁忌表中,与之对应的雇佣蜂变成侦察蜂,运用公式(12)搜索新食物源并且保证其目标函数值不在禁忌表中。

$$x_{ij} = x_j^{min} + rand[0,1] \times (x_j^{max} - x_j^{min}), \quad (12)$$

式中  $x_j^{min}$  和  $x_j^{max}$  分别表示食物源第  $j$  维向量的下界和上界。

Step7:判断是否满足设定的终止条件,若不满足,则转向 Step2,否则跳出循环,输出最优解。

### 4 实例分析

#### 4.1 性能验证

为了验证 MABC 算法的有效性,本文中选用二维 Rosenbrock 和二维 Schaffer 作为测试函数。

二维 Rosenbrock 函数性质如下:

$$f_1(x) = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (x_1 - 1)^2, \quad -10 \leq x_i \leq 10$$

最优解为  $f_1(1, 1) = 0$ 。

二维 Schaffer 函数性质如下:

$$f_2(x) = 0.5 + \frac{(\sin\sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}, \quad -100 \leq x_i \leq 100$$

最优解为  $f_2(0, 0) = 0$ 。

其中  $f_1(x)$  是一个经典复杂优化问题,可被当成多模优化函数,有一个全局极小点,但它却是病态的,在函数曲面上沿着曲线  $x_2 = x_1^2$  有一条弯曲而狭长的山谷,在全局极小点附近的狭长区域取值变化极为缓慢,一般用它来评价算法的搜索性能; $f_2(x)$  在极值点附近有多圈圈脊,形成很多局部极值点,优化过程中极易停滞在这些局部极值点处。之所以选择这两个测试函数,其一是因

为它与平面度误差函数一样具有两个优化变量,其二是因为这两个函数都容易陷入局部极小值,而且一旦陷入就很难跳出。综上,采用以上两个测试函数可以很好地衡量 MABC 算法的综合性能。

ABC 算法与 MABC 算法参数设置:种群规模( $N$ )均为 100,雇佣蜂和跟随蜂的个数( $SN$ )均为  $N/2$ ,即为 50,最大迭代次数(maxCycle)均为 1 000,limit 均为 125,维数( $D$ )均为 2。MABC 中 TSLen 为 50,TSmaxIter 为 50。针对上述两个测试函数,ABC 算法和 MABC 算法分别重复运行 30 次实验。图 3 和图 4 分别是 ABC 算法与 MABC 算法在两个测试函数下的进化曲线。

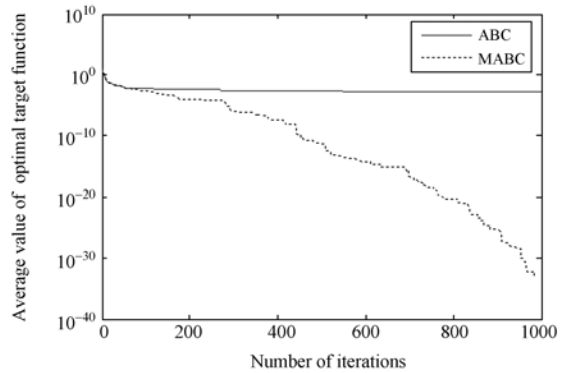


图 3 Rosenbrock 函数进化曲线

Fig. 3 Evolving curve of Rosenbrock function

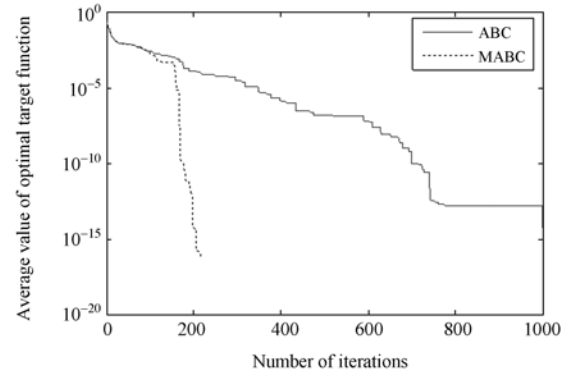


图 4 Schaffer 函数进化曲线

Fig. 4 Evolving curve of Schaffer function

表 1 两种不同模型的计算结果

Tab. 1 Calculation results of two different models

函数	模型	平均值	最优值	标准差
$f_1$	ABC	0.000 764 7	$3.128 5 \times 10^{-5}$	0.000 691 9
	MABC	0	0	0
$f_2$	ABC	$6.111 8 \times 10^{-15}$	0	$2.733 3 \times 10^{-14}$
	MABC	0	0	0

表1给出了30次重复实验后的测试结果。从进化曲线和计算结果可知,对于二维 Rosenbrock 函数,ABC 算法极易陷入局部最优解,而且一旦陷入就很难跳出;对于二维 Schaffer 函数,ABC 算法30次实验中有1次未能够找到全局最优解,而且其收敛速度比较缓慢。引入牵引蜂和禁忌搜索策略后的 MABC 算法比 ABC 算法具有更强的收敛速度和全局寻优能力,稳定性也更好。

#### 4.2 实例计算

本文首先选用文献[14]的测量数据(见表2)进行平面度误差评定,MABC 算法控制参数见表3。

表2 平面度误差测量数据

Tab.2 Measurement data of flatness error (mm)

No.	X	Y	Z
1	0.2	0.2	-0.064 500
2	0.2	0.4	-0.064 380
3	0.2	0.6	0.008 761
4	0.2	0.8	-0.011 170
5	0.2	1.0	-0.062 370
6	0.4	0.2	-0.038 290
7	0.4	0.4	0.065 500
8	0.4	0.6	0.063 570
9	0.4	0.8	0.028 490
10	0.4	1.0	-0.006 113
11	0.6	0.2	-0.095 250
12	0.6	0.4	-0.011 540
13	0.6	0.6	-0.024 060
14	0.6	0.8	0.035 150
15	0.6	1.0	-0.019 970
16	0.8	0.2	0.0154 00
17	0.8	0.4	-0.013 240
18	0.8	0.6	-0.022 250
19	0.8	0.8	0.077 100
20	0.8	1.0	-0.000 359
21	1.0	0.2	0.057 730
22	1.0	0.4	-0.056 200
23	1.0	0.6	0.092 060
24	1.0	0.8	0.065 360
25	1.0	1.0	-0.021 210

实验时对该例独立运行50次,MABC 算法求得最优目标函数值的平均值为0.154 87,标准差为 $2.805 \times 10^{-10}$ ;ABC 算法得到的最优目标函数值的平均值为0.154 895,标准差为2.042 99×

表3 控制参数

Tab.3 Control parameters

参数名称	参数值
群体规模 N	40
维数 D	2
迭代次数 maxCycles	100
limit	25
运行次数	50
牵引条件	见公式(6)
禁忌表长度 TSLen	20
禁忌搜索最大次数 TSmaxIter	20
优化变量范围	[-1,1]

$10^{-5}$ ;两者的平均运行时间分别为1.090 s和1.059 s。在100次迭代过程中,MABC 算法和ABC 算法均可找到各自的最优平面,其中 MABC 算法经过约40次迭代,所需时间为0.436 s;ABC 算法经过约80次迭代,所需时间为0.847 s。由图5的进化曲线可见 MABC 算法比 ABC 算法收敛更快。综上所述,在计算精度、稳定性和优化效率上 MABC 算法比 ABC 算法均有所改善。经过验算,MABC 算法的计算结果符合交叉准则,评定结果有效,其中第7、23点为两个高极点,第5、11点为两个低极点。

表4中给出了文献[15]中应用最小二乘法(LSM)、遗传算法(GA)和改进遗传算法(ES),以及文献[14]中应用计算几何法(CGT)的计算结果。由表4可见 MABC 算法优化效果明显优于其他算法,比 LSM、计算几何法、GA 和 ES 分别减小了18.03,7.23,6.13和0.33  $\mu\text{m}$ 。在精密仪器测量中,微米级的精度差别将对判断检定产品合格与否产生重大影响,由此可见一种准确有效的检测算法在平面度误差评定中的重要性。值得注意的是由表4可发现 MABC 算法和 ES 算法计算

表4 不同算法计算的比较结果

Tab.4 Comparison of calculation

results for different algorithms

方法	A	B	Error/mm
LSM <sup>[15]</sup>	0.060 6	$-1.6179 \times 10^{-5}$	0.172 9
CGT <sup>[14]</sup>	0.058 3	-0.079 5	0.162 1
GA <sup>[15]</sup>	0.016 7	0.049 0	0.161 0
ES <sup>[15]</sup>	0.026 2	0.054 2	0.155 2
ABC	0.026 345	0.054 215	0.154 895
MABC	0.026 2	0.054 2	0.154 87

得到的 A、B 值相同,但是计算的结果却不同,这是由于文献[15]在建立平面度误差目标函数数学模型时忽略了分母 $\sqrt{1+A^2+B^2}$ 一项,其计算结果也未作最小区域准则的校验。

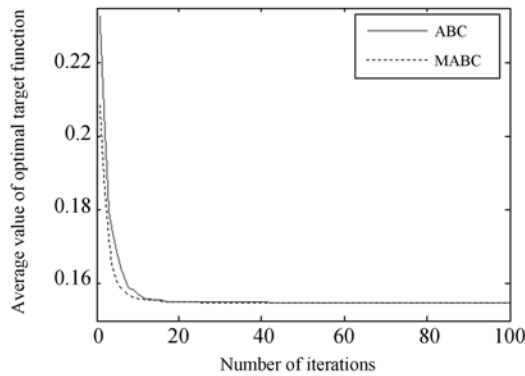


图 5 平面度误差函数进化曲线

Fig. 5 Evolving curve of flatness error function

为了进一步证明本文算法的实用性,再选用文献[16]中给出的 5 组实例进行平面度误差评定。所有数据均由 Brown&Sharpe 坐标测量机的 PC-DMIS 软件测量得到,控制参数见表 3。为了便于比较,表 5 中同时给出了文献[16]中应用最小二乘法(LSM)、优化方法(OTZ)、线性逼近技术(LAT)以及文献[17]与文献[18]中应用遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)的计算结果,其中 GA 和 PSO 的计算结果没有进行最小区域判别准则校验。

结果表明,文献[16]给出实例 1 的计算结果为  $5.08 \mu\text{m}$ ,通过 LSM 验算,此值应为  $12.7 \mu\text{m}$ ,文献[17]将 GA 算法应用在平面度误差评定中给出的计算值为  $12.01 \mu\text{m}$ ,文献[18]采用 PSO 算法进行误差评定给出的计算值为  $11.73 \mu\text{m}$ ,而本文中选用 MABC 算法进行误差评定计算结果为  $11.63 \mu\text{m}$ 。实例 3 由于含有舍入误差计算偏差稍大。经过验算,采用 MABC 算法对 5 组实例进行平面度误差评定的结果满足最小区域准则,其中实例 1 满足三角形准则,后面 4 组实例满足交叉准则。比较 LSM、GA、PSO 和 MABC 算法在这 5 组实例中的评定结果,可知 MABC 算法的误差评定精度最高。MABC 算法的计算结果比 GA、PSO 算法评定的结果都要小,最大相差 0.9。总体看来,在不含有舍入误差的情况下,相对于表

5 中给出的其他优化算法,MABC 算法的全局寻优能力更具有优势。

表 5 平面度误差结果比较

Tab. 5 Comparison of results of flatness error( $\mu\text{m}$ )

算法	实例 1	实例 2	实例 3	实例 4	实例 5
LSM <sup>[16]</sup>	5.08	71.12	5.08	83.82	66.04
OTZ <sup>[16]</sup>	5.08	68.58	5.08	81.28	63.50
LAT <sup>[16]</sup>	5.08	68.58	5.08	81.28	63.50
GA <sup>[17]</sup>	12.01	67.26	5.26	82.12	63.27
PSO <sup>[18]</sup>	11.73	66.44	5.33	81.56	62.76
Error	11.63	66.36	5.26	81.33	62.74
本文 A * 10 <sup>3</sup>	-0.928	-1.081	1.229	-0.521	3.658
B * 10 <sup>3</sup>	-1.393	-2.357	-1.355	-1.184	-2.521

## 5 结 论

为了解决精密测量中快速精确评定平面度误差的难题,针对平面度目标函数的单谷特性和 ABC 算法模型的特点,在基本蜂群模型的基础上,提出了一种引入两个牵引蜂和禁忌搜索策略的 MABC 算法。通过仿真对两个测试函数进行实验对比,结果证明了 MABC 算法收敛速度和求解质量都优于基本 ABC 算法。应用文献[14]和文献[16]中的实例数据,将 MABC 算法应用于平面度误差最小区域法的评定中,对计算结果进行了最小区域判别准则校验,并与不同评价方法的计算结果进行对比。对于文献[14]中给出的测量数据,独立运行 50 次,在 100 次迭代过程中 MABC 算法经过 0.436 s 可找到最优平面,比基本 ABC 算法快 0.411 s,求得最优目标函数值的标准差为  $2.805 \times 10^{-10}$ ;然而基本 ABC 算法计算结果的标准差为  $2.04299 \times 10^{-5}$ ,而且 MABC 算法的计算结果比 LSM、GA 评定的结果分别小 18.03 和 6.13  $\mu\text{m}$ 。对于文献[16]中给出的 5 组实例,MABC 算法比其他优化算法表现出了更好的全局寻优能力。实验结果表明,MABC 优化算法进行平面度误差最小区域评定的优势比较突出,具有计算精度高、鲁棒性强等特点,在优化效率上明显优于基本 ABC 算法,而且算法简单,易于在计算机上实现,适用于形位误差测量仪器及三坐标测量机,对误差目标函数和控制参数稍加修改就可以将其推广应用到其它形位误差评定中。

## 参考文献:

- [1] 汪恺. 形状和位置公差标准应用指南[M]. 北京: 中国标准出版社, 1999:341-359.  
WANG K. *Application Guide of Form and Position Tolerance Standard* [M]. Beijing: China Standard Press, 1999:341-359. (in Chinese)
- [2] CUI CH C, LI B, HUANG F G, *et al.*. Genetic algorithm based from error evaluation[J]. *Measurement Science and Technology*, 2007, 18(7): 1818-1822.
- [3] 廖平. 基于遗传算法的椭球面形状误差精确计算[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(4):780-785.  
LIAO P. Calculation of elliptic sphere form error based on genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(4):780-785. (in Chinese)
- [4] ZHANG K. Spatial straightness error evaluation with an ant colony algorithm[C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Granular Computing (GRC 08)*, IEEE Press, 2008:793-796.
- [5] 崔长彩, 黄富贵, 张认成, 等. 粒子群优化算法及其在圆柱度误差评定中的应用[J]. 光学精密工程, 2006, 14(2):256-260.  
CUI CH C, HUANG F G, ZHANG R CH, *et al.*. Research on cylindricity evaluation based on the Particle Swarm Optimization(PSO)[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2):256-260. (in Chinese)
- [6] WEN X L, HUANG J C, SHENG D H, *et al.*. Conicity and cylindricity error evaluation using particle swarm optimization[J]. *Precision Engineering*, 2010, 34:338-344.
- [7] 张玉梅, 左春桢, 刘岩, 等. 基于人工免疫算法的轴线直线度误差评定[J]. 计量学报, 2010, 31(6): 490-493.  
ZHANG Y M, ZUO CH CH, LIU Y, *et al.*. Evaluation method for axis straightness error based on artificial immune optimization algorithm[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2010, 31(6):490-493. (in Chinese)
- [8] 罗钧, 卢嘉江, 陈伟民, 等. 具有禁忌策略的蜂群算法评定圆柱度误差[J]. 重庆大学学报, 2009, 32(12):1482-1485.  
LUO J, LU J J, CHEN W M, *et al.*. Cylindricity error evaluation using artificial bee colony algorithm with tabu strategy[J]. *Journal of Chongqing University*, 2009, 32(12):1482-1485. (in Chinese)
- [9] KARABOGA D, An idea based on honey bee swarm for numerical optimization [R]. *Technical Report TR06*, ErciyesUniversity, 2005.
- [10] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony(ABC) algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1):687-697.
- [11] KARABOGA D, AKAY B. A comparative study of artificial bee colony algorithm[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2009, 214(1): 108-132.
- [12] HUANG S T, FAN K C, WU J H. A new minimum zone method for evaluating flatness errors [J]. *Precision Engineering*, 1993, 15(1):25-32.
- [13] 刘平. 平面度误差目标函数凸凹性的研究[J]. 宇航计测技术, 2002, 22(6):14-17.  
LIU P. Study on the convex and concave character of flatness error objective function[J]. *Journal of Astronautic Metrology and Measurement*, 2002, 22(6):14-17. (in Chinese)
- [14] SAMUEL G L, SHUNMUGAM M S. Evaluation of straightness and flatness error using computational geometric techniques[J]. *Computer-Aided Design*, 1999, 31(3):829-843.
- [15] 温秀兰, 赵茜. 基于进化策略的平面度误差评定[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(5):833-836.  
WEN X L, ZHAO Q. Flatness error evaluation based on evolutionary strategy[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, 28(5):833-836. (in Chinese)
- [16] WEBER T, MOTAVALLI I S, FALLAHI B, *et al.*. A unified approach to form error evaluation [J]. *Precision Engineering*, 2002, 26(3): 269-278.
- [17] CUI CH C, LI B, HUANG F G, *et al.*. Genetic algorithm based from error evaluation[J]. *Measurement Science and Technology*, 2007, 18(7): 1818-1822.
- [18] 崔长彩, 张耕培, 傅师伟, 等. 利用粒子群优化算法的平面度误差评定[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2008, 29(4):507-509.  
CUI CH C, ZHANG G P, FU SH W, *et al.*. Particle swarm optimization-based flatness evaluation[J]. *Journal of Huaqiao University(Natural Science)*, 2008, 29(4):507-509. (in Chinese)

## 作者简介:



罗 钧(1963—),男,重庆人,教授,1990年于重庆大学光电工程学院获得硕士学位,主要从事数码影像科技、嵌入式系统、精密仪器及机械、测试计量技术与仪器的研究。E-mail: luojun@cqu.edu.cn



付 丽(1976—),女,四川巴中人,博士研究生,1998年于沈阳理工大学获得学士学位,2005年于重庆大学获得硕士学位,主要从事嵌入式系统与测试计量技术方面的研究。E-mail: fulicq@cqu.edu.cn



王 强(1986—),男,湖北恩施人,硕士研究生,主要从事测试计量技术及仪器方面的研究。E-mail: wqiang@cqu.edu.cn

## ●下期预告

## 基于滑模扰动观测器的磁轴承主动振动控制

韩邦成,崔 华,汤恩琼

- (1. 北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院,北京 100191;
2. 惯性技术重点实验室,北京 100191)

磁悬浮控制力矩陀螺转子的不平衡振动会造成控制力矩陀螺系统的同频扰动,影响卫星姿态控制精度与卫星载荷精度。本文针对该问题提出了基于滑模变结构扰动观测器的磁轴承主动振动控制方法。首先,对不平衡扰动力和力矩作用下的磁轴承—转子系统进行建模;接着,设计了滑模变结构扰动观测器对不平衡扰动力和力矩进行观测;然后,利用跟踪微分器对位移传感器输出信号的微分进行估计获取速度信号,降低观测器的阶数;最后,将滑模扰动观测器的输出引入磁轴承控制器,对观测得到的同频不平衡扰动力和力矩进行补偿。仿真和试验结果均表明,设计的滑模变结构观测器实现了对不平衡扰动的观测,通过控制器有效地实现了对不平衡扰动的补偿,减少了72%的同频振动。