第29卷 第4期 华侨大学学报(自然科学版) Vol. 29 No. 4
2008年10月 Journal of Huaqiao University (Natural Science) Oct. 2008

文章编号: 1000-5013(2008)04-0507-03

利用粒子群优化算法的平面度误差评定

崔长彩, 张耕培, 傅师伟, 黄富贵

(华侨大学 机电及自动化学院, 福建 泉州 362021)

摘要: 将粒子群优化算法(PSO)应用于平面度误差的优化计算中. 应用实例表明, PSO 能够很好地解决具有非线性优化目标函数或具有多参数的优化问题; PSO 的计算精度优于最小二乘法的计算精度, 与其他满足标准定义的最小区域条件的方法计算精度相当, 能够获得精度较高的结果且简单易于实现. 实例计算和理论分析证明算法是收敛的, 其中理论分析条件: (1) 惯性权重 $\omega< 1$; (2) 随机参数组合 $c> 0$; (3) $2\omega- c+ 2> 0$.

关键词: 粒子群优化算法; 平面度; 惯性权重; 编码策略; 评定; 收敛性

中图分类号: TP 18 文献标识码: A

随着信息技术和计算机技术的快速发展, 人工智能优化算法在基本理论与工程应用方面获得了长足的发展. 1995 年, Kennedy 等[1] 提出了粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO). 随后, 人们在算法的基本原理、实现机制和应用领域进行了有益的探索, 得到了一些成果, 并且获得成功应用[2]. 文中将 PSO 应用于平面度误差的评定中, 对其计算能力做了进一步的例证, 并给出其收敛性分析.

1 PSO 应用实例

1.1 问题描述和适应度函数

根据形位误差定义, 平面度误差是指包容实际被测提取要素的两平行平面之间的最小距离, 适合于 PSO 计算. 根据平面度定义, 平面度误差评定就是寻求一个基准平面(反映公差带的位置和方向), 使得在该平面方向上, 包容所有测量点的两平行平面之间的距离为最小, 从而判断该距离是否满足规定的公差值.

设某一位置的基准平面为 $z = A_k x + B_k y + C_k$, 即优化寻找的目标, 用 $F(A_k, B_k, C_k)$ 表示. 其中, A_k, B_k, C_k 为优化变量, 则任意测点 $p_j(x_j, y_j, z_j)(1 \leqslant j \leqslant N)$ 到 F 的距离表示为

$$l_{j,k} = \frac{|A_k x_j + B_k y_j + C_k - z_j|}{\sqrt{A_k^2 + B_k^2 + 1}}.$$

根据最小区域条件, 定义优化目标函数为

$$h(A_k, B_k, C_k) = \min_{1\leqslant k\leqslant S}(\max_{1\leqslant j\leqslant N} l_{j,k} - \min_{1\leqslant j\leqslant N} l_{j,k}).$$

上式中, S 是 PSO 粒子规模. PSO 解决优化问题的过程有两个重要步骤, 即问题解的编码和适应度函数的确定. 在此采用实数编码, 将最小二乘平面 $z = A_0 x + B_0 y + C_0$ 作为初始平面, 则优化目标 $F(A_k, B_k, C_k)$ 又可表示为 $F(A_0 + \Delta A_k, B_0 + \Delta B_k, C_0 + \Delta C_k)$, 各个参数对应增量 ΔA_k, ΔB_k 和 ΔC_k, 则粒子的编码可表示为 $X(\Delta A_k, \Delta B_k, \Delta C_k)$, 维数 $D = 3$, 类似于遗传算法的染色体个体. 优化目标函数又可以表示为 $h(\Delta A_k, \Delta B_k, \Delta C_k)$, 而适应度函数采用优化目标函数, 即

$$f(X) = h(\Delta A_k, \Delta B_k, \Delta C_k) = \min_{1\leqslant k\leqslant S}(\max_{1\leqslant j\leqslant N} l_{j,k} - \min_{1\leqslant j\leqslant N} l_{j,k}).$$

粒子的编码和适应度函数确定以后, 就可以按照 PSO 的计算步骤进行优化计算[3]. 经过 T 次优化迭代

收稿日期: 2008-04-27

作者简介: 崔长彩(1972-), 女, 副教授, 博士, 主要从事精密测量技术和优化算法应用的研究. E-mail: cuichc@hqu.edu.cn.

基金项目: 福建省自然科学基金资助项目(T0850004); 福建省科技计划重点项目(2008I0020)

后,平面度误差 f 表示为

$$f = f(X(T)) = h(\Delta A_k(T), \Delta B_k(T), \Delta C_k(T)) = \min_{1 \leqslant k \leqslant S}(\max_{1 \leqslant j \leqslant N} l_{j,k}(T) - \min_{1 \leqslant j \leqslant N} l_{j,k}(T)).$$

1.2 PSO 参数设置和进化策略

PSO 的主要参数有粒子规模(粒子数) S, 粒子长度 D 为问题解的长度,其中, $S = 20$; $D = 3$. 粒子范围是根据最小二乘方法确定初始值,并在此基础上确定粒子的运动范围;终止条件是根据最大循环迭代次数并设为 40. PSO 的进化策略参见文[3],平面度评定问题属于连续空间的优化问题. 因此采用实数编码,将优化平面的参数组合作为粒子,其速度和位置的更新方法、惯性权重的确定参见文[3],取值范围为 0.4~ 0.9.

1.3 实例计算

为便于分析比较,选用文[4]的实例进行计算.所有数据均采用带有 PC-DMIS 软件的 Brown & Sharpe 坐标测量机测量得到.文[4]分别应用最小二乘法(LSM)、优化方法(OTZ)和线性逼近技术(LAT)对数据进行计算;文[5] 应用遗传算法(GAM)做计算分析;应用文中提出的粒子群优化算法(PSO)对所有数据进行计算,结果和使用时间如表 1 所示.为便于比较,将文[4-5]采用英寸单位换算成微米单位. 结果表明,文[4]给出实例 1 的计算结果为 5.08 μm(经验算此值有误),文[4]给出的计算值为 12.01 μm,而本文的计算值为 11.73 μm.实例 3 由于舍入误差计算偏差稍大,其他实例计算值相当.

表 1 不同方法的计算结果比较表(单位:μm)

Tab. 1 Results comparison given by different methods (unit: μm)

方法		实例 1	实例 2	实例 3	实例 4	实例 5
LSM[4]		5.08	71.12	5.08	83.82	66.04
OTZ[4]		5.08	68.58	5.08	81.28	63.50
LAT[4]		5.08	68.58	5.08	81.28	63.50
GAM[5]		12.01	67.26	5.26	82.12	63.27
PSO	f	11.73	66.44	5.33	81.56	62.76
	A	−23.47	−27.51	−31.32	−13.34	92.91
	B	−35.15	−59.79	−34.80	−30.07	−64.01
	C	-28.66×10^{-4}	-34.66×10^{-4}	-33.04×10^{-4}	-32.17×10^{-4}	-29.36×10^{-4}
t/s		0.010	0.007	0.005	0.010	0.007

2 收敛性理论分析

2.1 一维 PSO 收敛的约束条件

为便于分析,将运行在 t 代的一维随机 PSO ($D = 1$, 并在相应的位置略写)在下面条件下写成确定形式 PSO[6],有

$$r_1 = r_2 = 0.5, \qquad c = (c_1 + c_2)/2,$$

$$p(t) = c_1 \times p_i(t)/(c_1 + c_2) + c_2 \times p_g(t)/(c_1 + c_2).$$

其中, $p_i(t)$ 为第 i 个粒子运行到 t 代最好位置, $p_g(t)$ 为群体最好位置, $\omega(t)$ 取固定值 ω. 确定形式 PSO 的速度可以表示为

$$v_i(t+1) = \omega \times v_i(t) + c(p(t) - x_i(t)).$$

将位置 $x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$ 简写成矩阵形式,有

$$\boldsymbol{y}_i(t+1) = \boldsymbol{A}\boldsymbol{y}_i(t) + \boldsymbol{B}p(t).$$

其中, $\boldsymbol{y}_i(t) = \begin{bmatrix} x_i(t) \\ v_i(t) \end{bmatrix}$, $\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} 1-c & \omega \\ c & \omega \end{bmatrix}$, $\boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} c \\ c \end{bmatrix}$.

根据动态系统理论,粒子群的时间行为依赖于矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的特征值. 特征值 λ_1 和 λ_2 可根据 $\lambda^2 - (\omega - c + 1)\lambda + \omega = 0$ 解得. 当矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的特征值均小于 1 时,粒子群最终会停留在某一个平衡点,算法收敛. 因此可以确定参数设置条件. (1) $\omega < 1$; (2) $c > 0$; (3) $2\omega - c + 2 > 0$.

2.2 多维 PSO 收敛的约束条件

前面给出一维 PSO 收敛的条件, 而对于多维 $D\geqslant 2$ 的 PSO, 一维收敛的条件适用于每一维变量的优化计算, 各维是独立更新的[6-7]. 粒子各维的优化机制是一样的, 故粒子各维的进化行为是相似的, 表现相似的收敛特性. 独立更新后的各维变量唯一确定一个粒子的位置, 二维粒子的更新路径如图 1 所示. 参数的设置满足 PSO 收敛的条件, 即 $\omega\in[0.4, 0.9]<1$; $c=(c_2+c_2)/2=2>0$; $(2\omega-c+2)\in[0.8, 1.8]>0$, 因此 PSO 算法在文中的参数设置条件下是收敛的, 可以实现对误差的优化计算.

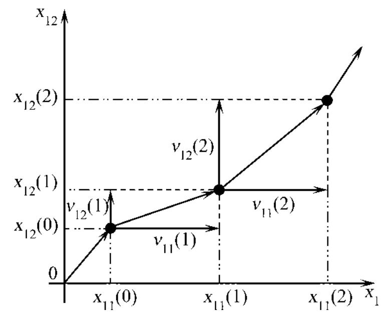

图 1 二维粒子进化 2 代的轨迹

Fig. 1 Locus of a 2-dimeansional particle

3 结束语

粒子群优化算法成功应用于平面度的评定问题. 其计算精度优于最小二乘法计算精度, 与其他所谓的优化算法计算精度相当. 由于算法原理简单, 计算效率较高. 通过理论分析可以选择算法的收敛条件, 并保证算法的收敛性. 毋庸置疑, 算法也适用于其他形位误差的计算.

参考文献:

[1] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks NJ: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1995(4): 1942-1948.

[2] 崔长彩, 李 兵, 张认成. 粒子群优化算法[J]. 华侨大学学报: 自然科学版, 2006, 27(4): 343-347.

[3] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation NJ: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1998: 69-73.

[4] WEBER T, MOTAVALLIS, FALLAHI B, et al. A unified approach to form error evaluation[J]. Precision Engineering, 2002, 26(3): 269-278.

[5] CUI Chang-cai, LI Bing, HUANG Fu-gui, et al. Genetic algorithm based form error evaluation[J]. Measurement Science and Technology, 2007, 18(7): 1818-1824.

[6] TRELEA I C. The particle swarm optimization algorithm: Convergence analysis and parameter selection[J]. Information Processing Letters, 2003, 85(6): 317-325.

[7] JIANG M, LOU Y P, YANG S Y. Stochastic convergence analysis and parameter selection of the standard particle swarm optimization algorithm[J]. Information Processing Letters, 2007, 102(1): 8-16.

Particle Swarm Optimization-Based Flatness Evaluation

CUI Chang-cai, ZHANG Geng-pei,
FU Shi-wei, HUANG Fu-gui

(College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: A novel method for flatness evalution based on particle swarm optimization (PSO) was proposed The case study of computation shows that the PSO is very suitable for dealing with the optimization problems with nonlinear optimization goal function or with multi-parameters. The advantages are as following: Its computation results are superior to those given by the least squared methods and as good as those given by other declared optimization methods; also it is efficient, easy to be understood and performed, and convergent verified by the computation and the theoretical analysis under the conditions of (1) inertia $\omega<1$, (2) random parameters combination $c>0$, and (3) $2\omega-c+2>0$.

Keywords: particle swarm optimization; flatness; inertia weight; encoding strategy; evaluation; convergence

(责任编辑: 黄仲一 英文审校: 郑亚青)