

基于改进粒子群算法的球度误差评定^①

Sphericity Error Evaluation Based on an Improved Particle Swarm Optimization

喻 晓 黄美发 夏 澎 (桂林电子科技大学 机电工程学院 广西 桂林 541004)

摘 要: 根据新一代 GPS 标准,建立了符合最小区域条件的球度评定的数学模型。针对球度误差评定的特点,提出了一种带交叉因子的改进粒子群优化算法对球度测量数据进行最小区域评定,给出了该算法的实现方法。实例结果表明,介绍的方法可以在新一代 GPS 标准下有效、准确地评价球度误差。

关键词: 新一代 GPS 粒子群优化算法 球度 评定 交叉因子

随着新兴设计与制造技术的不断出现与应用,现行的以几何学为基础的第一代产品几何技术规范由于在误差评定模型、数据采集方法等方面存在经验性、随意性等缺点,已经不能完全适应现代制造业对误差评定的要求^[1]。近年来,随着以计量学为基础的新一代产品几何技术规范(Geometrical Product Specification and Verification, 简称 GPS)系列标准的出现,对形状误差的规范评定提出了新的要求。

在形状误差的各种几何要素中,球度误差的大小对机械产品的旋转精度有着重要的影响。虽然目前的国家标准对球度的误差评定并没有作出明确的规定,但在航天工业及诸多高新技术领域,高精度球体的应用日趋广泛,如航天器动压轴承球形构件的尺寸精度已达到了亚微米级。研究高精度球体误差评定算法,在理论及实践上都具有重要的科学价值和现实意义^[2]。因此,本文以球度为例,依据新一代 GPS 形状误差规范认证标准,应用一种带交叉因子的改进粒子群优化算法对球度测量数据进行最小区域评定。该算法借鉴了遗传算法中的选择交叉操作,通过交叉增加粒子多样性,充分利用群体粒子的优良特性,跳出局部最优的同时也加快了收敛速度。实例验证结果表明,本文介绍的方法可以在新一代 GPS 标准下有效、准确地评定球度误差。

1 基于新一代GPS标准体系的球度误差评定的数学模型

1.1 基于新一代 GPS 的误差评定模型

在新一代 GPS 标准体系中,为了规范几何产品的

误差评定过程,提出了操作的概念。操作是新一代 GPS 中为获得几何要素的特征值及特征的几何变动范围(极限值)基本数学工具,操作分为要素操作和评估操作。其中,要素中的拟合操作定义了基于计量数学的各种拟合目标函数,且用 L_p 范数定义了最小二乘、最小区域、单边切比雪夫目标函数的统一数学模型^[1]。 L_p 范数的定义为:

$$L_p\text{-norm} = \left[\frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n |r_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \right]_{n \rightarrow \infty} \quad (1)$$

式中, i 为非理想要素(即实际被测几何要素)上特定点的序号; p 为函数的级数; n 为所采用的非理想要素点的个数; r_i 为对应于从非理想要素到所拟合的理想要素的距离的余量。

最小区域法目标函数的定义是使余量绝对值中的最大值为最小,令式(1)中的 $p = \infty$, 即:

$$\min(L_{\infty}\text{-norm}) = \min \left\{ \left[\frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n |r_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \right]_{n \rightarrow \infty, p \rightarrow \infty} \right\} \quad (2)$$

因此,在新一代 GPS 标准体系下,形状误差评定的最小条件原则即用与理想要素具有相同形状的区域包容有限的被测点,以确定该包容区域的最小位置和方向,而相应最小区域的大小(其直径或宽度)就是满足最小条件的形状误差。

1.2 基于新一代 GPS 的误差评定模型题

按照国际标准 ISO1101 和国家标准 GB/T1182 中关于形状误差的定义,可以将球度误差定义为被测

① 基金项目:国家自然科学基金(50865003)

收稿时间:2009-03-18

提取球面相对于拟合球面的变动(偏离)量,其中拟合球面的位置应符合新一代 GPS 标准体系下的最小条件原则。因此,在球度拟合操作中,按最小区域法评定的关键是寻求某一拟合球面,计算被测轮廓上各测量点 $P_i(x_i, y_i, z_i)(i=1, 2, \dots, n)$ 到此球面的距离,令各距离中的最大最小值之差为最小,则此距离差即为球度误差值。

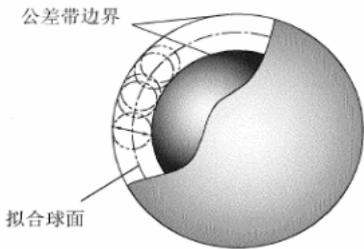


图 1 球度公差带的定义

设直径为 D 的理想球面方程为:

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 + (z-c)^2 = \frac{D^2}{4} \quad (3)$$

则第 i 个点 (x_i, y_i, z_i) 到此球面的距离为:

$$d_i = \sqrt{(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 + (z_i - c)^2} \quad (4)$$

球度误差的最小区域目标函数即为:

$$f(a, b, c) = \min[\max(d_i) - \min(d_i)] \quad (5)$$

2 带交叉因子的改进粒子群算法

2.1 基本粒子群算法

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种基于群体智能理论的全局优化方法,通过群体中粒子间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索^[3]。研究和实践表明,PSO 在多维空间函数寻优、动态目标寻优等方面有着收敛速度快、非劣解质量高、鲁棒性好等优点,特别适合工程应用。但基本的算法也存在早熟收敛、搜索精度不高、后期迭代效率不高^[4]的缺点。

在基本 PSO 算法中,每个优化问题被看作是搜索

空间中的一个没有体积没有质量的飞行的粒子,所有的粒子都有一个被优化的目标函数决定的适应度值(fitness value),每个粒子还有一个速度决定他们飞行的方向和距离。PSO 算法初始化为一群随机粒子,然后粒子们根据对个体和群体的飞行经验的综合分析来动态调整自己的速度,在解空间中进行搜索,通过迭代找到最优解。粒子在每一次迭代中通过跟踪两个“极值”来更新自己:一个是粒子自身目前找到的最优解,即个体极值 **pbest**;另一个是全局极值 **gbest**;即整个种群目前找到的最优解^[3]。找到这两个最优解后,粒子根据如下的公式来更新自己的速度和新的位置:

$$v_{ij}^{k+1} = v_{ij}^k + c_1 * r_1 * (pbest_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 * r_2 * (gbest_j^k - x_{ij}^k) \quad (6)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \quad (7)$$

2.2 带交叉因子的改进粒子群优化算法

带交叉因子的改进粒子群优化算法(GHPSO)借鉴了遗传算法中的组合交叉和变异思想,通过采用交叉因子产生出代表新的解集的种群。其交叉方法如下:每一次迭代中,取排序后适应度好的前半粒子直接进入下一代,后半粒子放入粒子选择池中两两配对,产生一个随机交叉位置进行遗传选择和交叉操作,生成和父代同样数目的子代后再和父代做比较,选择适应度好的一半进入下一代,以保持种群的粒子数目不变。这样通过交叉既可以增加粒子多样性,跳出局部最优,还可以加快收敛速度^[4]。

该算法流程图如图 2:

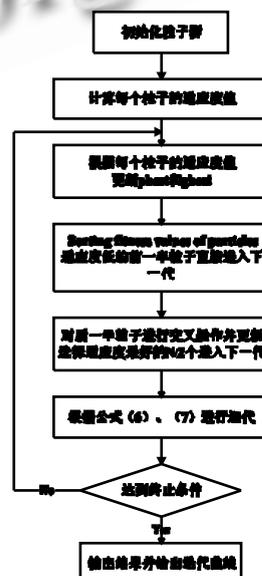


图 2 算法流程图

3 实例验证

为便于分析比较, 本文采用文献[5,6]提供的两组数据采用本文介绍的算法进行计算分析。根据球度误差的特性, 将算法参数设置为: 粒子规模数 $n=20$; 粒子维数 $D=3$; 最大速度 $v_{ma}=0.02$; 最大迭代次数设为 500 次; 终止条件为循环达到终止迭代次数或最优适应度值连续迭代 50 次, 计算结果差值小于 0.0000001。

文献[5,6]分别给出了这两组数据用最小二乘法(LSM)得到的结果, 文献[7]则用遗传算法(GAM)对这两组数据进行了计算分析, 文献[8]用基本粒子群算法(PSO)计算了第一组数据。表 1 和表 2 为以上几种算法和本文使用 GHP SO 算法得到的结果, 图 3 和图 4 分别为 GHP SO 算法计算这两组数据时的粒子适应度收敛曲线。由这些表和图中可以看出, 本文得出的结果明显优于遗传算法和基本粒子群算法, 收敛过程不仅快, 也很稳定。文献[7]中使用遗传算法时的迭代次数分别为 287 次和 366 次, 本文使用的改进粒子群算法迭代到 50 次左右就差不多已经接近了最优值。

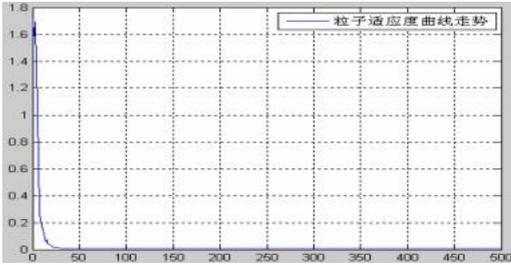


图 3 第一组数据粒子适应度迭代曲线

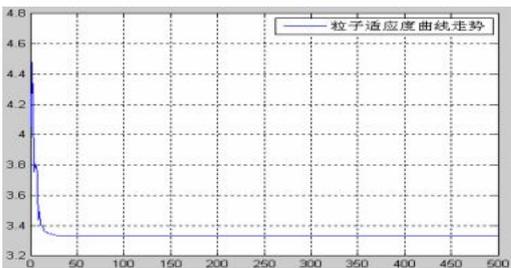


图 4 第二组数据粒子适应度迭代曲线

4 结论

本文根据新一代 GPS 标准体系给出了球度误差的定义及误差评定的数学模型, 并将一种带交叉因子的改进粒子群优化算法应用于球度误差评定, 得到了较好的效果。该改进粒子群算法原理较简单, 且计算效率高, 相比其他几种算法可以更有效、准确地评定平

面度误差。同时, 将球度误差的目标函数稍加改变, 即可方便地应用于其他形位误差的评定。因此, 该方法作为一种误差评定方法, 对与规范形状误差的评定过程具有一定的现实意义与参考价值。

表 1 第一组数据计算结果比较 单位: μm

算法	第一组数据			
	a	b	c	球度
LSM ^[5]				0.008486
GAM ^[7]	0.000993	0.000024	0.000058	0.007928
PSO ^[8]	0.001053	0.000022	0.000037	0.007900
GHP SO	0.002504	-0.000096	0.000481	0.007660

表 2 第二组数据计算结果比较 单位: μm

算法	第二组数据			
	a	b	c	球度
LSM ^[5]				3.692380
GAM ^[7]	-0.412356	-0.333014	-0.326140	3.351375
GHP SO	-0.388730	-0.353488	-0.299887	3.332518

参考文献

- 1 蒋向前. 新一代 GPS 标准理论与应用. 北京: 高等教育出版社, 2007, 12: 31 - 36.
- 2 刘文文, 邓善熙, 聂恒敬. 球度误差包容评定的高精度实现方法. 计量学报, 2000, 21(2): 100 - 104.
- 3 Eberhart RC, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory. Proc. of the 6th Int'l Symp. on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan, 1995. 39 - 43.
- 4 张敏慧. 改进的粒子群计算智能算法及其多目标优化的应用研究[博士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2005.
- 5 Fana KC, Lee JC. Analysis of minimum zone sphericity error using minimum potential energy theory. Precision Engineering, 1999, 23(2): 65 - 72.
- 6 Wang M, Cheraghi SH, Masud ASM. Sphericity error evaluation: theoretical derivation and algorithm development. IIE Transactions, 2001, 33(4): 281 - 292.
- 7 Cui C, Che R, Ye D, et al. Sphericity error evaluation using the genetic algorithm. Optics and Precision Engineering, 2002, 10(4): 333 - 339.
- 8 茅健. 基于数学定义的公差建模与误差评定技术的研究[博士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2007.