

文章编号 1004-924X(2018)08-2048-09

多关节测量臂的小生境混沌优化校准

林苍现, 林哲民, 陈刚*, 李评哲

(哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院, 哈尔滨 黑龙江 150001)

摘要:多关节测量臂是一种便携式的坐标测量设备,它由一系列的旋转关节组成。为了提高多关节测量臂的测量精度和可重复性水平,必须对其运动学参数进行校准。首先,利用小生境的混沌优化算法提出了一种新的运动学校准方法以及一种混合目标的运动学校准函数,它考虑了诸如单点测量实验、容积性测量实验等多种性能测量实验的实验结果,然后,采用 Levenberg Marquardt(L-M)算法和小生境混沌优化算法应用于运动学参数校准。小生境混沌优化算法显示出了优于 L-M 算法的性能。实验结果表明:使用 NCOA 算法校准后,测量误差的标准差始终优于 LMA 算法,并且校准前后多关节测量臂的测量精度提高了 40 倍。采用 L-M 算法和小生境混沌优化算法应用于运动学参数校准。小生境混沌优化算法显示出了优于 L-M 算法的性能。

关键词:多关节测量臂;运动学参数;小生境混沌优化算法;校准办法

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182608.2048

Calibration method of PCMA by using niching chaos optimization algorithm

RIM Chang-Hyon, RIM Chol-Min, CHEN Gang*, RI Pyong-Chol

(School of Electrical Engineering & Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

* Corresponding author, E-mail: chenganghit@hit.edu.cn

Abstract: A portable coordinate measuring arm (PCMA) was a piece of portable coordinate measuring equipment that employs a series of rotating joints. In order to improve the measuring accuracy and repeatability of a PCMA, it was essential to calibrate its kinematic parameters. First, a new kinematic calibration approach for PCMA by using a niching chaos optimization algorithm (NCOA) was proposed. A hybrid objective function for kinematic calibration was proposed that reflects the various performance tests, including the single-point articulation performance test and volumetric performance test. Then a Levenberg-Marquardt (L-M) algorithm and an NCOA are employed for calibrating the kinematic parameters. The NCOA exhibits a competitive calibration performance compared to the L-M algorithm. Experimental results show that the standard deviation of the measurement after NCOA calibration is always better than that of the L-M algorithm, and the measurement precision after calibration is improved by 40 times. An L-M algorithm and a NCOA are employed for calibrating the kinematic parameters of a PCMA. The NCOA shows better performance than the L-M algorithm.

收稿日期:2017-12-25;修订日期:2018-02-22.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51075095)

Key words: Articulated Arm Coordinate Measuring Machine(AACMM); kinematic calibration; Niche Chaos Optimization Algorithm (NCOA); calibration method

1 引言

目前,坐标测量机(Coordinate Measuring Machine,CMM)正广泛应用于工业零件测量和质量检测,已成为柔性制造系统的重要组成部分^[1]。近年来,多关节测量臂由于其在便携性方面的优势(重量轻、体积小)以及灵活性,低成本和数据采集^[2]速度快等优点,在测量领域得到了越来越多地应用。但是,其运动学结构的累积误差导致了其测量精度和可重复性水平普遍低于传统的坐标测量机^[3]。

校准对于提高多关节测量臂的测量精度是必要的。运动学校准是确定坐标机运动学参数的过程,如角度零位偏移和杆长等^[4]。运动学校准过程通常由五个步骤组成:运动学模型的确定、数据的获取、参数的识别、验证以及校正模型的实现^[5]。

由于具有直观性和参数少的优点,运动学建模方法中应用最广泛的是著名的 Denavit Hartenberg(DH)方法^[6]。但是这种方法具有局限性,其中之一是采用连续平行关节的机构^[7],且没有通用的标准,同时平行结构产生的微小偏差可能会给运动学参数带来大的变化。为了解决这一问题,本文采用了一种基于轴旋旋转角的 DH 改进模型^[8]。

多关节测量臂的探针固定在表面或者某一点上不动,旋转各个关节从而使关节转角发生改变。然后根据几何约束下的最小目标函数确定各个运动学参数。球体是最常用的标准件,如球杆^[9],球板^[10],虚拟球规^[1],虚拟球体板^[11]和三球体板^[12]。Joubair 和 Bonev^[13]利用具有 4 个互相垂直的平面的标准立方体,周等人^[2]使用了锥形工件。参考文献^[14]中,采用三球定位仪结合球型探头对多关节测量臂的单元重复性进行改善。

许多实际工程问题可以看成是一个非线性、多模态的优化问题,传统的优化办法往往不能很好地解决这些问题。对于这些问题,演进计算(EC)是非常流行的方法。EC 采用诸如人口增长的迭代模型,在过去的二十年中,许多演进计算技

术取得了很大地发展,包括粒子群优化算法(PSO)^[15],蚁群优化算法(ACO)^[16],差分进化算法(DE)^[17],和声搜索算法(HS)^[18]以及小生境的混沌优化算法(NCOA)^[19]等。为了有效地提高多关节式坐标测量机的测量精度,有必要准确地建立测量机的运动学误差模型并准确识别误差因素^[20-22]。这些优化方法被广泛应用于关节臂式坐标测量机的误差分析^[23-24]。其中 NCOA^[19]是一种新开发的 EC 技术,研究表明,其相比于其他最优化算法在该领域更具有竞争力。本文提出了一种基于小生境的混沌优化算法(NCOA)的多关节测量臂校准算法。

2 多关节测量臂的运动学描述

多关节测量臂是一个具有高灵敏度的五轴旋转接头(即 5R)的串联机械臂,其结构如图 1 所示。其结构如图 1 所示。图 2 显示了 5 个杆件和末端探针的参考坐标系和其 DH 参数。



图 1 多关节测量臂的实物图

Fig. 1 Photograph of 5-DOF AACMM

表示 i 坐标系和 $(i-1)$ 坐标系之间关系的 MDH 旋转矩阵 $T_i^{-1} \mathbf{T}_i$ 如下所示。

$$\mathbf{T}_i^{-1} = \text{Rot}(z, \theta_i) \text{Trans}(z, d_i) \text{Rot}(x, \alpha_i)$$

$$\text{Trans}(x, a_i) \text{Rot}(y, \beta_i), \quad (1)$$

其中:连杆的参数包括关节转角 θ_i 、连杆偏置 d_i 、连杆扭转角 α_i 、连杆长度 d_i 和 y 轴连杆扭转角 β_i 等。

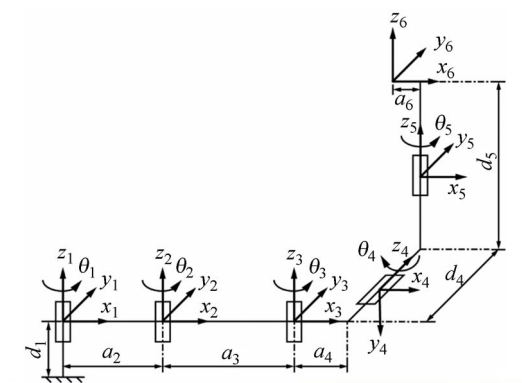


图 2 参考坐标系

Fig. 2 Reference frames

表 1 MDH 参数

Tab. 1 Nominal MDH parameters

No	$\theta_i/(\circ)$	d_i/mm	$\alpha_i/(\circ)$	a_i/mm	$\beta_i/(\circ)$	Range of $\theta_i/(\circ)$
1	θ_1	156.5	0	0	0	$[-145, 145]$
2	θ_2	-	0	420	0	$[-158, 158]$
3	θ_3	-	0	450	0	$[-30, 145]$
4	θ_4	-65.5	-90	85	-	$[-45, 180]$
5	θ_5	682	90	-118.4	-	$[0, 360]$

显然,MDH 矩阵相比 DH 矩阵具有更多的参数。轴上的连杆偏移量 d_i 和 y 轴连杆扭转角 β_i 是否为零,取决于两个连续关节是否平行。在连续的关节轴几乎平行的情况下 $d_i=0$ 。而 z_{i-1} 轴和 z_i 轴几乎平行时 $\beta_i=0$ 。因此每个关节其实有 4 个 MDH 参数(关节平行时为 θ_i, d_i, a_i, a_i , 垂直时为 θ_i, d_i, a_i, a_i)。多关节测量臂运动模型的 MDH 参数如表 1 所示,符号“-”表示没有参数。当给出关节旋转角度 $\Theta=(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5)^T$ 时,探针的位姿矩阵如下所示:

$$T_5^0 = T_1^0 T_2^1 T_3^2 T_4^3 T_5^4. \quad (2)$$

最终,由探针中心相对于基础坐标系的坐标 $p=[x, y, z, 1]^T$ 可以表示为

$$p=[x \ y \ z \ 1]^T = T_5^0 [0 \ 0 \ 0 \ 1]^T. \quad (3)$$

多关节测量臂的运动学模型有 21 个参数。然而,其中一些是无法校准的,可以通过文献[25]的方法来确定。表 1 中列出的 21 个多关节测量臂运动学参数中, θ_1 和 d_1 是无法校准的, α_5, α_1 分别是 α_4, α_5 的耦合参数。耦合参数是不能同时确定的。最终,一共确定了 17 个需要校准的运动学

参数(见表 2),符号“ \times ”表明不可校准的参数。

表 2 MDH 参数(包括误差参数)

Tab. 2 MDH parameters, including error parameters

No	$\theta_i/(\circ)$	d_i/mm	$\alpha_i/(\circ)$	a_i/mm	$\beta_i/(\circ)$
1	$\theta_1(\times)$	156.5(\times)	$\delta\alpha_1$	δa_1	$\delta\beta_1$
2	$\theta_2 + \delta\theta_2$	-	$\delta\alpha_2$	$420 + \delta a_2$	$\delta\beta_2$
3	$\theta_3 + \delta\theta_3$	-	$\delta\alpha_3$	$450 + \delta a_3$	$\delta\beta_3$
4	$\theta_4 + \delta\theta_4$	-	$-65.5 + \delta\theta_4$	$-90 + \delta\alpha_4$	$85(\times)$
5	$\theta_5 + \delta\theta_5$	$682 + \delta\theta_5$	$90(\times)$	$-118.4 + \delta\alpha_5$	-

包含误差参数的多关节测量臂的运动学模型如下所示:

$$p = \text{Trans}(\Theta; \Delta), \quad (4)$$

其中转换关系如式(3)所示。 $\Theta=(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5)^T$ 是关节旋转角。 $\Delta=(\delta\theta_2, \delta\theta_3, \delta\theta_4, \delta\theta_5, \delta d_1, \delta d_2, \delta\alpha_1, \delta\alpha_2, \delta\alpha_3, \delta\alpha_4, \delta\alpha_5, \delta a_1, \delta a_2, \delta a_3, \delta a_4, \delta a_5, \delta\beta_1, \delta\beta_2, \delta\beta_3)^T$ 是需要校准的误差参数向量。

3 数据采集

本文采用了多种几何形状标准件:用于单点实验的锥窝,用于标准直径实验的参考球和用于体积实验的球杆。数据采集的详细过程如下。

3.1 利用洞板进行单点锥窝实验(SPAT)

单点测量实验的目的是评估多关节测量臂的测量精度和重复性能力。单点测量时,尽可能地在关节转动范围内转动各个关节将会得到多个相近的坐标值^[26]。单点测量实验是通过锥窝完成的(参见图 3)。洞板固定地安装在多关节测量臂测量机工作范围内的 12 个不同位置上。测量过程中,多关节测量臂探头放置在锥窝上,各个关节转动 10 组不同的组合,尽可能地覆盖整个转动范围。

3.2 利用球杆进行体积测量实验

体积测量实验是用于评估多关节测量臂的精度。本实验使用了一个包含有 8 个球体的球杆,相邻两个球之间的距离为 200 mm(见图 4)。球体的公称直径为 30 mm(直径偏差小于 $1 \mu\text{m}$)。球体的直径以及球心距离是事先用 CMM 测量完成的。实验中,只考虑球二和球七,球三和球四,球六和球五之间的距离(即球杆的长度分别为 1 000 mm,600 和 200 mm)。

球杆的测量共包括 40 个位姿:4 个竖直面



图 3 用于单点锥窝实验(SPAT)的洞板
Fig. 3 Conical hole plate for single-point articulation performance test (SPAT)

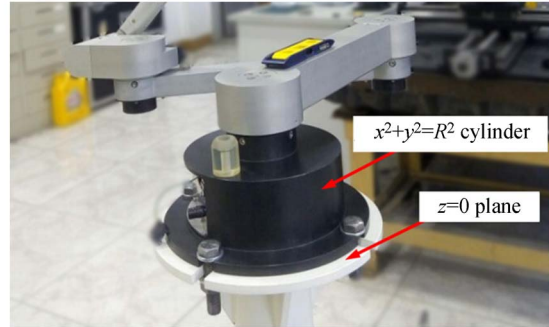


图 5 $z=0$ 平面和 $x^2 + y^2 = R^2$ 圆柱体
Fig. 5 $z=0$ plane and $x^2 + y^2 = R^2$ cylinder



图 4 包含 8 个直径已知的球体
(相邻球体间距 200 mm)的球杆
Fig. 4 Pre-measured ball bar with 8 spheres that equally spaced at intended 200 mm intervals

表 3 每个标准件的位姿数量和每个位姿的采样点数量
Tab. 3 Number of positions for each artifact, and the number of captured points per each position

标准件	标准数据		验证数据	
	位置	每个位置上的点	位置	每个位置上的点
锥窝	9	10	3	10
球靶	20	5	20	5
$z=0$ 平面	1	20	1	10
圆柱	1	20	1	10

向,20 个水平方向以及 16 个 45° 倾斜方向。每个球体选取 5 个测量点进行测量。这些测量点应该均匀地分散在球面上。然后用球心来计算球杆的中心距。

3.3 $z=0$ 平面和 $x^2 + y^2 = R^2$ 圆柱体测量实验

为了准确地确定基准参考坐标系的原点,必须对多关节测量臂的基准平面 $z=0$ 和基准柱体 $x^2 + y^2 = R^2$ 进行校准(见图 5)。如果不进行这项实验,参数 $\delta\alpha_1$ 和 $\delta\beta_1$,将无法校准。

在 $z=0$ 平面的测量实验中,将探针放置在基准面上,选取 20 个采样点进行测量。在圆柱体 $x^2 + y^2 = R^2$ 的测量实验中,将探针放置在圆柱体上,选取 20 个采样点进行测量。

3.4 校准数据和验证数据

测量数据分为校准数据和验证数据两组。校准数据用于多关节测量臂参数校准,验证数据用于验证校准后的参数准确性。每个工件的位姿数量和每个位姿的采样点数量如表 3 所示。

4 小生境的混沌优化算法(NCOA)

本节将对小生境的混沌优化算法进行介绍。它将应用于多关节测量臂的运动学参数的校准。NCOA 是一个以人群为基础,利用混沌序列的全局优化算法。下面将系统地介绍该算法。

假设一个最优化约束问题定义如下:

$$\begin{aligned} \min f(x) &= f(x_1, x_2, \dots, x_D) \\ \text{s. t. } x &= (x_1, x_2, \dots, x_D) \in \prod_{i=1}^D [lb_i, ub_i], \end{aligned} \quad (5)$$

式中: f 是一个 D 维目标函数, $\prod_{i=1}^D [lb_i, ub_i]$ 是一个搜索范围。 lb_i, ub_i 是 x_i 的上下边界, $i=1, 2, \dots, D$ 。

4.1 圆图

COA^[27] 利用混沌图如逻辑图,圆图等得到新的可行的解。圆图^[28] 表示如下:

$$z^{k+1} = z^k + \Omega - \frac{K}{2\pi} \sin(2\pi z^k) \text{ mod } 1, \quad (6)$$

其中: K 代表耦合强度, Ω 代表驱动相位。NCOA 中,采用 $\Omega=0.5, K=11$ 的参数组合。

4.2 基于人群的方法

老龄问题是一个以人群为基础的算法,人口

(一组候选解)在优化过程中进行保留和更新:

$$Pop = [x_1^*, \dots, x_p^*, \dots, x_N^*]. \quad (7)$$

第 p 个个体(候选解决方案) x_p^* 由下式确定:

$$x_p^* = (x_{1p}^*, \dots, x_{ip}^*, \dots, x_{Dp}^*)^T, p=1, 2, \dots, N, \quad (8)$$

式中: $p = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示个体的索引, $i = 1, 2, \dots, D$ 表示决策变量的索引。目标函数在每个个体上进行评估, 表示如下:

$$F^* = [f_1^*, \dots, f_p^*, \dots, f_N^*] = [f(x_1^*), \dots, f(x_p^*), \dots, f(x_N^*)]. \quad (9)$$

4.3 多个搜索范围的同时收缩

每个个体都有其位置为中心的搜索范围(参见图 6):

$$\begin{aligned} \mathbf{LB}_p' &= (lb_{1p}', \dots, lb_{ip}', \dots, lb_{Dp}')^T, \\ \mathbf{UB}_p' &= (ub_{1p}', \dots, ub_{ip}', \dots, ub_{Dp}')^T, p=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} lb_{ip}' &= \max\{x_{ip}^* - \Phi(ub_i - lb_i), lb_i\}, \\ ub_{ip}' &= \min\{x_{ip}^* + \Phi(ub_i - lb_i), ub_i\}, i=1, 2, \dots, D \end{aligned} \quad (11)$$

其中: lb_{ip}' 和 ub_{ip}' 是第 p 个个体的第 i 个决策变量的上下边界, Φ 是收缩的因素, 它表示决策空间的搜索范围比。在公式(11)中, 为了避免搜索范围超出搜索空间的边界, 被限制在这些边界上。

$$\begin{aligned} x_{i0} &= lb_{ip}' + z_{ip} \times (ub_{ip}' - lb_{ip}'), \\ i &= 1, 2, \dots, D; p=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (12)$$

在搜索的过程中, 利用公式(12), 使得存在 N 维混沌变量, $z_p = (z_{1p}, \dots, z_{ip}, \dots, z_{Dp})^T$ 和第 p 个混沌变量被映射到第 p 个个体的搜索范围内。

因此, 混沌变量 $z_p = (z_{1p}, \dots, z_{ip}, \dots, z_{Dp})^T$ 将被映射到依赖于超立方体 $\prod_{i=1}^D [lb_{ip}', ub_{ip}']$ 的新的可行解 $x_{i0} = (x_{1p}, \dots, x_{ip}, \dots, x_{Dp})^T$ 上。

收缩因子 Φ 应该在搜索过程中随着可行解的精度提高而逐渐降低。在 NCOA 中, 采用均匀收缩模式^[19]。在搜索过程中, 收缩因子被初始化为 $\Phi = 0.5$, 并且周期性地减少, 如下所示:

$$\Phi \leftarrow \Phi \times CR, \text{ if } \text{mod}(FEs, \text{NumSample}) = 0, \quad (13)$$

其中 FEs 目前为止一系列的功能评价, $CR (< 1)$ 是一个相邻的阶段的收缩比, NumSample 是某一阶段中一系列的可行解。

如果功能评价参数中的最大值 $\max FEs$ (决定空间精度的最终解的相对精度), 以及收缩阶段 M 是预先定义的, 那么参数 CR 和 NumSample 可

以通过下式计算:

$$\begin{aligned} CR &= \text{accuracy}^{\frac{1}{M}}, \\ \text{NumSample} &= \left\lceil \frac{\max FEs}{M} \right\rceil. \end{aligned} \quad (14)$$

4.4 确定性集合

根据确定性集合的观点^[29], 新的可行解与最近的个体(不是第 p 个)进行竞争, 并且, 如果新的可行解更好那么最近的个体将得以更新。

$$\begin{aligned} q &= \arg \min_{1 \leq p \leq N} d(x_0, x_p^*), \\ x_q^* &\leftarrow x_0, f_q^* \leftarrow f(x_0), \text{ if } f(x_0) < f_q^* \end{aligned} \quad (15)$$

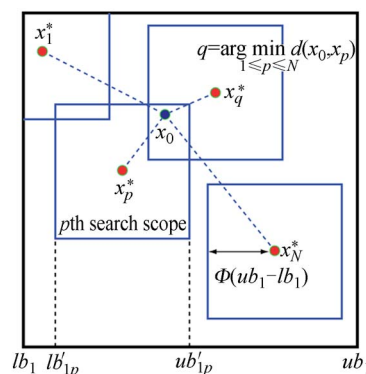


图 6 搜索范围与确定性集合

Fig. 6 Search scopes and deterministic crowding

5 多关节测量臂的校准实验

多关节测量臂的运动学校准本质上对于公式(4)中的误差参数的校准, 对于某个几何工件进行测量时得到测量值和真实值之间的误差, 并通过误差建立最小化目标函数, 然后利用该目标函数实现参数校准。最小化问题可以通过如 L-M 优化算法(LMA)^[30], 信赖域算法^[31]和 NCOA 求解。

5.1 混合目标函数的定义

首先, 定义了每个测量实验的误差函数, 然后通过综合这些误差函数, 提出一个混合目标函数。

5.1.1 单点测量实验 (SPAT)

计算 10 个单点测量结果 (x_i, y_i, z_i) , $i = 1, 2, \dots, 10$ 的平均坐标 $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})$, 利用公式(16)分别计算 9 个测量位姿中的三维坐标偏差。

$$\delta_i^2 = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} [(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2 + (z_i - \bar{z})^2], \quad (16)$$

单点测量实验的误差函数表示如下:

$$Q_{\text{point}}(\Delta) = \sum_{i=1}^9 \delta_i^2. \quad (17)$$

5.1.2 体积测量实验

首先,球杆中两个球体的中心 (x_1, y_1, z_1) 和 (x_2, y_2, z_2) 由各自球体坐标数据进行计算,然后两球体球心距离由公式(18)计算得到:

$$L_i = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}. \quad (18)$$

体积测量实验的误差函数表示如下:

$$Q_{\text{ength}} = \sum_{i=1}^{20} (L_i - L)^2, \quad (19)$$

其中 L 是事先测量好的已知长度。

5.1.3 平面和圆柱体的测量实验

对于平面 $z=0$ 的 20 个测量点,误差函数表示如下:

$$Q_{\text{ball-bar}} = \sum_{i=1}^{20} (z_i - r)^2, \quad (20)$$

其中 $r=4 \text{ mm}$ 是由三坐标测量机测量得到的测头球半径。

对于圆柱体 $x^2 + y^2 = R^2$ 的 20 个测量点,误差函数表示如下:

$$Q_{\text{cylinder}} = \sum_{i=1}^{20} (\sqrt{x_i^2 + y_i^2} - (R + r))^2, \quad (21)$$

其中 $R=100 \text{ mm}$ 是圆柱体的圆半径。

5.1.4 校准目标函数的定义

目标函数应该反映所有测量实验的误差函数。因此,本文建议采用混合目标函数:

$$Q = Q_{\text{point}} + Q_{\text{ball-bar}} + Q_{\text{plane}} + Q_{\text{cylinder}} \rightarrow \min. \quad (22)$$

5.2 校准结果与分析

本文采用 LMA 和 NCOA 算法分别对多关节测量臂的误差参数进行校准。使用 LMA 算法和 NCOA 算法得到的误差参数分别如表 4 和表 5 所示。值得注意的是,两种算法所得到的一些参数是不同的,这意味着两种算法收敛到不同的(局部)目标函数最优解。

表 6 列出了上述几种算法^[9-12]在对 9 个不同位置单点进行测量和在 20 个不同位置对标称值 1 000 mm,600 mm 的量规进行 20 次长度测量后得到的最大误差值。可以看出,每种方法的单点测量精度是相似的,但在距离测量精度上,本文提出的方法具有更高的精度(图 7)。

表 4 LMA 算法求得的参数误差

Tab. 4 Identified error parameters obtained using LMA

No	$\delta\theta_i/(\circ)$	$\delta d_i/\text{mm}$	$\delta\alpha_i/(\circ)$	$\delta a_i/\text{mm}$	$\delta\beta_i/(\circ)$
1	×	×	0.136 2	-1.330 2	-0.020 6
2	0.088 4	-	-0.245 7	-0.755 0	0.729 0
3	0.411 9	-	-0.452 2	1.333 0	-0.373 1
4	0.723 7	1.051 1	0.824 0	×	-
5	0.014 2	-1.547 9	×	0.425 9	-

表 5 NCOA 求得的参数误差表 6 校准前后偏差的最大值(δ_{max})

Tab. 5 Identified error parameters obtained using NCOA

No	$\delta\theta_i/(\circ)$	$\delta d_i/\text{mm}$	$\delta\alpha_i/(\circ)$	$\delta a_i/\text{mm}$	$\delta\beta_i/(\circ)$
1	×	×	0.138 2	-0.961 9	-0.057 3
2	0.070 7	-	-0.205 9	-0.451 4	0.667 9
3	0.618 9	-	-0.379 8	0.551 8	-0.171 0
4	0.649 5	0.323 3	0.769 6	×	-
5	-0.138 2	0.026 4	-	0.467 2	-

表 6 校准后单点测量精度和距离测量精度的比较(最大偏差 δ_{max})

Tab. 6 Comparison of Single Point Precision and Distance Precision after Calibration(δ_{max}) (mm)

标准件.	单点测量精度	球度	距离测量精度
锥窝 ^[10-12]	0.138 8	0.130 7	0.147 4
球杆 ^[9]	0.139 0	0.120 5	0.143 9
NCOA 法	0.139 1	0.117 8	0.126 3

表 7 校准前后偏差的最大值(δ_{max})

Tab. 7 Maximum of deviation (δ_{max}) before calibration and after calibration (mm)

数据类型	标准件.	校准前	LMA	NCOA
校准数据	锥窝	8.473 5	0.137 2	0.139 1
	球靶	7.325 6	0.212 0	0.139 0
	Z=0 平面	3.283 0	0.181 7	0.188 8
	圆柱	2.413 4	0.213 1	0.200 6

表 8 采用 LMA 算法和 NCOA 算法校准前后偏差的方差
Tab. 8 Two times the root-mean-square deviation (2RMS) of before and after calibration

数据类型	标准件.	校准前	LMA	NCOA
校准数据	锥窝	8.847 6	0.142 2	0.145 1
	球靶	5.988 9	0.205 8	0.152 9
	Z=0 平面	6.053 7	0.109 6	0.105 2
	圆柱	2.263 2	0.134 3	0.120 9

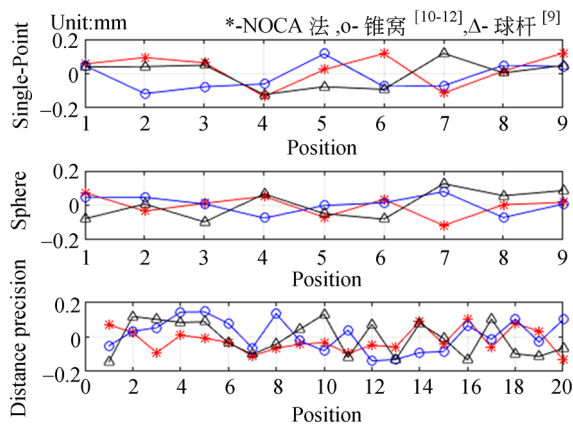


图 7 校准后单点测量精度和距离测量精度的比较图

Fig. 7 Comparison diagram of single point precision and distance precision after calibration

在采用 LMA 算法和 NCOA 算法校准后,偏差的最大值(δ_{\max})和方差($2RMS$) 分别如表 7 和表 8 所示。比较有价值的数由黑体标出。采用 LMA 算法或 NCOA 算法校准后,多关节测量臂

的测量精度已与校准前提高了 40 倍。校准后误差的分布范围均小于 0.20 mm。然而,使用 NCOA 算法校准后的标准差优于 LMA 算法。

6 结 论

本文提出了一个新的运动学校准方法——小生境的混沌优化算法(NCOA)。提出了反映各种测量实验的混合目标函数。参数误差分别通过 L-M 算法和 NCOA 算法对最小目标函数求解得到。实验结果表明,从表 7 可以看出,使用 NCOA 算法后,对球靶进行测量时,距离测量偏差最大值由 0.212 0 mm 下降至 0.139 0 mm。虽然 NCOA 算法和 LMA 算法的单点测量精度相近,校准前后,多关节测量臂的测量精度均提高了 40 倍以上。但是对于距离测量精度,NCOA 算法相比于 LMA 算法提高了 1.5 倍以上,说明对于多关节测量臂的校准,NCOA 算法是优于 LMA 算法的。

参考文献:

- [1] A Piratelli-Filho, G R Lesnau. Virtual spheres gauge for coordinate measuring arms performance test[J]. *Measurement*, 2010, 43(2):236-244.
- [2] ZHOU A W, GUO J J, SHAO W, *et al.*. A segmental calibration method for a miniature serial-link coordinate measuring machine using a compound calibration artifact[J]. *Measurement Science and Technology*, 2013, 24(6):065001.
- [3] MULTIBA U, KORTABERRIA G, OLARRA A, *et al.*. Performance calibration of articulated arm coordinate measuring machine[J]. *Procedia Engineering*, 2013, 63: 720-727.
- [4] MESSAY T, ORDÓÑEZ R, MARCIL E. Computationally efficient and robust kinematic calibration methodologies and their application to industrial robots [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2016, 37: 33-48.
- [5] SANTOLARIA J, MAJARENA A C, SAMPER D, *et al.*. Articulated arm coordinate measuring machine calibration by laser tracker multilateration [J]. *The Scientific World Journal*, 2014: 681853.
- [6] DENAVIT J, HARTENBERG R S. A kinematic notation for lower-pair mechanism based on matrices[J]. *Journal of Applied Mechanics*, 1955, 22: 215-221.
- [7] LI J, YU L D, SUN J Q, *et al.*. A kinematic model for parallel-joint coordinate measuring machine [J]. *Journal of Mechanisms and Robotics*, 2013, 5(4): 044501-044501-4.
- [8] HAYATI S, MIRMIRANI M. Improving the absolute positioning accuracy of robot manipulators [J]. *Robotic Syst.*, 2(4), 1985: 397-413.
- [9] SANTOLARIA J, AGUILAR J J, YAGÜE J A, *et al.*. Kinematic parameter estimation technique for calibration and repeatability improvement of articulated arm coordinate measuring machines[J]. *Precision Engineering*, 2008, 32(4): 251-268.
- [10] WANG L C, DING H, WANG S J. Measurement error compensation using data fusion technique for

- laser scanner on AACMMs. [C]. *Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Robotics and Applications, Part II, Shanghai, China, November 10-12, 2010*: 576-586.
- [11] PIRATELLI-FILHO A, TERNANDES F H T, ARENCIBIA R V. Application of virtual spheres plate for AACMMs evaluation[J]. *Precision Engineering*, 2012, 36(2): 349-355.
- [12] JOUBAIR A, BONEV I A. Kinematic calibration of a six-axis serial robot using distance and sphere constraints[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 77: 515-523.
- [13] JOUBAIR A, BONEV I A. Non-kinematic calibration of a six-axis serial robot using planar constraints[J]. *Precision Engineering*, 2015, 40: 325-333.
- [14] CHENG W T, FEI Y T, YU L D, *et al.*. Probe parameters calibration for articulated arm coordinate measuring machine [C]. *Proceedings of the 6th International Symposium on Precision Engineering Measurements and Instrumentation, Hangzhou, China, August 8-11, 2010*: 7544.
- [15] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, November, 1995*: 1942-1948.
- [16] DORIGO M. *Optimization, learning and natural algorithms*[D]. Master's thesis, Politecnico di Milano, Italy, 1992.
- [17] STORN R, PRICE K. Differential evolution-A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-359.
- [18] GEEM Z W, KIM J H, LOGANATHAN G. A new heuristic optimization algorithm: harmony search[J]. *Simulation*, 2001, 76(2): 60-68.
- [19] RIM C, PIAO S, LI G, *et al.*. A niching chaos optimization algorithm for multimodal optimization [J]. *Soft Computing*, 2016:1-13. doi: 10.1007/s00500-016-2360-2.
- [20] 王学影,王华,陆艺,等. 关节臂式坐标测量机垂直度误差标定方法[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(11):408-413.
- [21] 罗哉,刘晖,田焜,等. 关节臂式坐标测量机测量力误差分析及补偿[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(05):1159-1167.
- [22] 王学影,王华,陆艺,等. 关节臂式坐标测量机参数标定方法[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(06):408-412.
- [23] 陆艺,张培培,王华,等. 关节臂式坐标测量机空间误差建模[J]. *计算机测量与控制*, 2016, 24(07): 291-293.
- [24] 陈学飞,徐明浩. 基于 GA-BP 神经网络的关节臂式坐标测量机误差预测模型建立[J]. *工业计量*, 2017, 27(S1):129-132.
- [25] NGUYEN H N, ZHOU J, KANG H J. A calibration method for enhancing robot accuracy through integration of an extended Kalman filter algorithm and an artificial neural network[J]. *Neurocomputing*, 2015, 151: 996-1005.
- [26] American Society of Mechanical Engineers, ASME B89. 4. 22-2004: Methods for performance evaluation of articulated arm coordinate measuring machines [P], 2004, ISBN: 0791829405.
- LUO Z, LIU H, TIAN K, *et al.*. Error analysis and compensation of the measuring force of the articulated arm coordinate measuring machine[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(05):1159-1167.
- WANG X Y, WANG H, LU Y, *et al.*. Perpendicularity error calibration method of articulated arm coordinate measuring machine[J]. *T Chin Soc Agric Mach*, 2016, 47(11):408-413.
- WANG X Y, WANG H, LU Y, *et al.*. Parameter calibration method of articulated arm coordinate measuring machine[J]. *T Chin Soc Agric Mach*, 2016, 47(06):408-412.
- LU Y, ZHANG P P, WANG H, *et al.*. Measurement space error modeling of AACMM[J]. *Computer Measurement & Control*, 2016, 24(07): 291-293.
- CHEN X F, XU M H. Establishment of error prediction model of AACMM based on GA-BP neural network[J]. *Industrial Metrology*, 2017, 27(S1):129-132.

- [27] LI B,JIANG W S. Optimizing complex function by chaos search[J]. *Cybernetics and Systems*, 1998, 29(4): 409-419.
- [28] YANG D X,LI G, CHENG G D. On the efficiency of chaos optimization algorithms for global optimization. [J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2007, 34: 1366-1375.
- [29] SARENI B, KRÄHENBÜHL. Fitness sharing and niching methods revisited[C]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1998, 2(3): 97-106.
- [30] MARQUARDT D. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters [J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 1963, 11(2): 431-441. doi:10.1137/0111030.
- [31] BYRD R H,SCHNABEL R B,SHULTZ G A. A trust region algorithm for nonlinearly constrained optimization[J]. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1987, 24(5): 1152-1170.

作者简介:

林苍现(1979—),男,朝鲜平壤人,博士研究生,2002年于朝鲜金策工业综合大学获得学士学位,2007年于金策工业综合大学获得硕士学位,主要从事机械工程、精密仪器设计、误差理论方面的研究。E-mail:15BF01029@hit.edu.cn

通讯作者:

陈刚(1971—),男,黑龙江哈尔滨人,博士,副教授,1999年、2006年于哈尔滨工业大学分别获得硕士、博士学位,主要从事计算机视觉、精密机械设计和几何参数测量系统的研究。E-mail: chenganghit@hit.edu.cn