

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210346

基于改进粒子群的正交轴系三维激光扫描设备的几何参数标定研究^{*}

王 舜¹ 周惠兴^{2,3} 张中岳² 徐崇文²

(1.北京建筑大学土木与交通工程学院 北京 100044; 2.北京建筑大学机电与车辆工程学院 北京 100044;
3.北京市建筑安全监测工程技术研究中心 北京 100044)

摘要: 本文针对研发的正交轴系三维激光扫描设备几何参数标定问题,提出一种基于改进粒子群的标定算法,以解决设备装配几何误差带来的测量精度降低问题。首先,基于三维扫描设备的改进DH参数模型构建待优化几何误差参数并利用粒子群算法在约束范围内进行迭代优化以确定标定值;然后,在传统粒子群算法基础上进行了动态参数(惯性权重、学习因子的动态调整和基于整体最小二乘算法动态平面拟合的适应度函数改进)的优化以解决算法陷入局部最优的问题;最后,采用3种不同方法进行基于标准棋盘标定板的标定实验。实验结果对比分析表明:本文提出的动态平面拟合-参数改进PSO算法大幅提高了标定算法的收敛速度以及适应度计算可靠性,可以对设备进行快速标定,采用该方法标定后的设备其测量的精度也大幅提高。该标定方法为其它正交轴系的测量设备的几何参数标定提供了一种参考。

关键词: 三维激光扫描设备;改进粒子群算法;改进DH建模;整体最小二乘法;几何参数标定

中图分类号: TP2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Research on geometric parameter calibration of 3D-laser-scanner with orthogonal shafting based on improved particle swarm optimization

Wang Shun¹ Zhou Huixing^{2,3} Zhang Zhongyue² Xu Chongwen²

(1. School of Civil and Transportation Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China;
2. School of Mechanical-Electronic and Vehicle Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture,
Beijing 100044, China; 3. Beijing Engineering Research Center of Monitoring for Construction Safety, Beijing 100044, China)

Abstract: Aiming at the solving the problem of measurement error from the geometric error calibration in equipment assembly. A calibration algorithm based on improved particle swarm is proposed for the calibration of geometric parameters of 3D laser scanner with orthogonal axes. First, the geometric error parameters to be optimized are constructed based on the improved DH parameter model of the 3D scanning equipment, and the particle swarm algorithm is used to perform iterative optimization within the constraints to determine the calibration value. Then, on the basis of traditional particle swarm optimization, the optimization of dynamic parameters (inertia weight, dynamic adjustment of learning factor and fitness function improvement based on dynamic plane fitting of global least squares algorithm) is carried out to solve the problem that the algorithm falls into local optimum. At last, three different methods are used to carry out the calibration experiments based on the standard checkerboard calibration board. The comparative analysis of the experimental results shows that the dynamic plane fitting-parameter improvement PSO algorithm proposed in this paper greatly improves the convergence speed of the calibration algorithm and the reliability of the fitness calculation, and can quickly calibrate the equipment. The accuracy is also greatly improved. This calibration method provides a reference for the calibration of geometric parameters of other orthogonal axis systems.

Keywords: 3D-laser-scanner; improved particle swarm optimization; modified DH model; total least square; geometric parameter calibration

0 引 言

随着智能建造和数字化制造等产业的快速发展,三维

激光扫描技术在空间坐标测量领域的应用广泛,主要应用于激光扫描测距、全站仪、三维激光扫描仪和激光雷达等^[1-5]。高精度的三维扫描技术具有重要的工程应用需求,

收稿日期:2022-06-16

^{*} 基金项目:北京市自然科学基金-市教委联合基金(KZ202110016024)、北京建筑大学博士研究生科研能力提升项目(DG2021015)、北京建筑大学硕士研究生研究生创新项目(PG2022128)、北京市建筑安全监测工程技术研究中心研究基金项目资助

然而设备多采用正交轴系架构设计,实际制造装配过程中引入的机械结构误差会导致测量精度降低,通常采用设备标定的方式来实现测量精度的提高。

目前,国内外针对激光扫描类设备的标定展开了大量的研究工作,现阶段扫描测量类仪器设备标定方法可大致分为三类,即高精度定标标定、多传感器融合标定和数据采集自标定。高精度定标标定是利用更高精度的仪器标定现有设备,主要应用于新仪器的精度标定^[6],该标定方法的被标定设备成本通常更低,实现难度较低,但其标定成本较高。多传感器融合标定涉及两种标定场景,一种是采用一种传感器数据辅助仪器中其他传感器进行标定^[7-9],该方法常因忽略传感器之间的装配误差而引入新的系统误差;另一种则是基于标定物对整个多传感器系统进行标定,如基于棋盘格模板的 2D 激光雷达和摄像机最小解标定问题^[10],其难点在于求解系统多解中的最优解。数据采集自标定是利用设备自采集数据的特点进行标定,如杨逸文等^[11]提出了一种面向固态激光雷达的简易标定与结果评价方法,系统使用设计的标定场和标志物对车载固态激光雷达进行标定。综合已有标定方法的研究成果^[12-16],基于标定物的标定方法鲁棒性强且标定精度较高,基于实际场景自采集标定的方法充分考虑扫描场景特征而更适用于实际工程应用。便捷的数据采集标定方法对三维激光扫描设备的实际工程应用具有重要意义。

本文研究的三维激光扫描设备为基于点激光测量的正交轴系三维扫描设备,代表设备主要包括全站仪、点激光三维扫描仪等。收到寇斌团队利用改进粒子群算法对工业机器人几何参数标定^[17]的启发,本文提出一种基于标定物的自采集标定方法,首先基于机器人学中的 DH 建模方法构建正交轴系三维扫描设备的空间转换模型;然后,在标定时采集棋盘格平面标定板的数据并基于改进粒子群算法对空间转换模型中的几何误差参数进行智能优化求解。考虑到粒子群算法在优化迭代计算过程中,激光点的空间三维坐标信息会随误差参数变化而改变,为此结合整体最小二乘算法^[18-19]提出动态平面拟合的方法,并利用拟合平面参数构建粒子群的适应度函数。为防止传统粒子群优化算法中的定值惯性权重与学习因子导致优化参数陷入局部最优解^[20-22],本文对粒子算法中的惯性权重与学习因子采用数值动态优化,并通过标定实验验证了该标定方法的可行性。

1 正交轴系三维激光扫描设备

正交轴系三维激光扫描设备在架构上与传统全站仪相似,其利用两个空间自由度上的旋转轴信息以及点激光的测距信息实现对待测量目标的三维信息解算。

本文以北京建筑大学建筑机器人团队自主研发的第一代室内实测量机器人作为正交轴系三维激光扫描设备^[23]为研究对象。如图 1 所示,整个三维激光扫描设备由两个伺服电机驱动的旋转台和多个点激光测距模块组成。两个

旋转台分别称为“水平”转台和“俯仰”转台,其装配时有正交性的要求。为方便分析,两个转台的旋转中心轴分别称为“垂直”轴和“水平”轴,激光测距模块的光束称为测量轴,多个测量模块在空间上呈现等角度分布且每个测量模块与“俯仰”转台的装配也有正交性要求。其中多个激光测距模块的测量轴在三维空间垂直指向水平轴,垂直轴与水平轴也呈现三维空间垂直。



图 1 三维激光扫描设备

通过自主设计的运动控制系统与算法处理系统,多激光测距模块通过水平转台与俯仰转台在三维空间的旋转配合,可实现对空间的规划式全局扫描测量,利用点激光获取的高精度稀疏点云数据实现室内实测量工作。

2 正交轴系三维激光扫描设备标定的数学模型建立

2.1 基于改进 DH 参数建立点激光空间转换模型

在机器人学^[24]中,常利用改进 DH 模型得到工业机器人相邻连杆之间的转换关系和机器人末端的三维坐标信息。在室内激光扫描设备的实时工作中,激光测距传感器的测量距离可被视为工业机器人的“末端臂长”,随着待测目标的转变,“末端臂长”也随之而改变。

基于上述分析,对整个三维激光设备构建 4 个坐标系 $\{0\}$ 、 $\{1\}$ 、 $\{2\}$ 和 $\{3\}$,如图 2 所示。其中 $\{0\}$ 为设备中心点。 $\{1\}$ 为“水平”转台的末端坐标系, $\{2\}$ 为“俯仰”转台的末端坐标系, $\{3\}$ 为激光扫描点所在位置的坐标系。由于整个激光扫描设备的两个转台空间上具有正交性,可将坐标系 $\{0\}$ 与 $\{1\}$ 建立在统一坐标系下,坐标系 $\{3\}$ 随激光点扫描过程移动,可视为一个动态坐标系。利用改进 DH 建模的方法,可将设备上的相关空间尺寸转化为相关模型参数,如表 1 所示。

表 1 改进 DH 建模参数表

坐标系	$a_{(i-1)}$	$\alpha_{(i-1)}$	$b_{(i-1)}$	θ_i
$\{1\}$	0	0°	0	θ_1
$\{2\}$	0	90°	D_0	θ_2
$\{3\}$	D_1	0°	0	0°

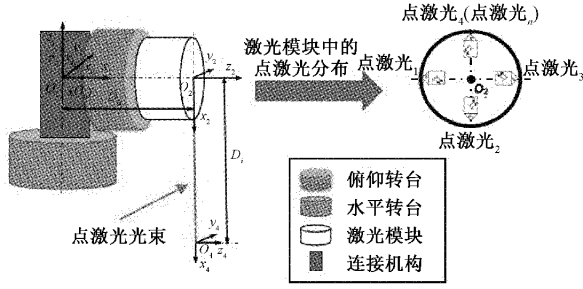


图 2 改进 DH 建模分析图

从机构 $(i-1)$ 到机构 i 的空间转换矩阵可写为:

$${}_{i-1}^i \mathbf{T} = \mathbf{R}_x(\alpha_{i-1}) \mathbf{T}_x(\alpha_{i-1}) \mathbf{R}_z(\theta_i) \mathbf{T}_z(b_i) \quad (1)$$

具体表达式为:

$${}_{i-1}^i \mathbf{T} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i & 0 & a_{i-1} \\ \sin\theta_i \cos\alpha_{i-1} & \cos\theta_i \cos\alpha_{i-1} & -\sin\alpha_{i-1} & -\sin\alpha_{i-1} b_i \\ \sin\theta_i \sin\alpha_{i-1} & \cos\theta_i \sin\alpha_{i-1} & \cos\alpha_{i-1} & \cos\alpha_{i-1} b_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$${}_{i-1}^i \mathbf{T} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & p_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & p_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

因此,从坐标系 $\{0\}$ 到坐标系 $\{3\}$ 的空间转换矩阵可以写为:

$${}_{i-1}^i \mathbf{T} = {}_0^1 \mathbf{T}_1^2 \mathbf{T}_2^3 \mathbf{T} \quad (4)$$

因此,在扫描过程中每一个激光点的三维坐标可以表示如下:

$$P_n = \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_0 \sin\theta_1 \sin 90^\circ + D_1 \cos\theta_1 \cos\theta_2 - \cos 90^\circ \cos\theta_1 \sin\theta_2 \\ D_1 \sin\theta_1 \cos\theta_2 + \cos 90^\circ \cos\theta_1 \sin\theta_2 - D_0 \cos\theta_1 \sin 90^\circ \\ D_0 \cos 90^\circ + D_1 \sin 90^\circ \sin\theta_2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

2.2 几何参数误差标定分析

虽然在结构设计层面整个激光扫描设备为正交轴系,但是在实际设备装配中,往往会存在一定的装配误差,最终导致设计层面的正交轴系结构往往在实际场景下存在非正交性。该问题的解决则需要对设备的误差参数进行标定矫正。

在实际装配过程中,两个转台可能存在正交轴系的装配角度误差 $\Delta\alpha$, 转台旋转角度误差为 $\Delta\theta_1$ 和 $\Delta\theta_2$, 偏置距离实际尺寸误差 ΔD_0 , 末端臂长尺寸误差 ΔD_1 。设备激光点的扫描位置的实际空间坐标 P_r , 因此设备中的测量误差可表示为激光点的实际位置与名义位置的误差:

$$\Delta P = P_r - P_n = (\delta p_x \quad \delta p_y \quad \delta p_z)^T \quad (6)$$

2.3 目标函数

定义整个激光扫描设备的标定目标为 f_i , 则标定目标

函数可表示为:

$$f_i = \min \left(\sum_{i=1}^n \sqrt{(\delta p_{xi})^2 + (\delta p_{yi})^2 + (\delta p_{zi})^2} \right) \quad (7)$$

式中: n 为整个设备误差标定点的数目, $(\delta p_{xi} \quad \delta p_{yi} \quad \delta p_{zi})$ 为参数误差集和 $(\Delta\alpha_i \quad \Delta\theta_{1i} \quad \Delta\theta_{2i} \quad \Delta D_{0i} \quad \Delta D_{1i})$ 的函数。

标定目标函数的含义可表示为,当测量设备处于不同的位置测量时,获取实际位置与名义位置的误差,并通过优化算法求解其误差参数集合的真实值,进而减小实际误差。在实际标定过程中,虽然没有办法直接求出 $(\delta p_{xi} \quad \delta p_{yi} \quad \delta p_{zi})$ 的函数值,但是利用单个激光打在一个理想平整的标定板上的点云数据。可以将整个目标函数转化为标定板的点云数据在点云三维拟合平面上的均方差最小。

3 粒子群算法改进

3.1 粒子群算法原理

粒子群算法是一种基于群体演化的智能优化算法,该算法模拟鸟类觅食行为,将求解问题的解空间类比为鸟类飞行空间。用粒子表征问题在可行域内的可能解,将最优解的求解过程类比成鸟类觅食过程,以此求解复杂的优化问题。

首先,粒子群算法会在解空间中随机生成初始化粒子群。当粒子有了初始位置和初始速度后便通过跟踪个体极值点和全局极值点来更新自己在解空间中的位置和速度。解空间的维数取决于待优化问题的变量数。例如在一个 M 维的目标搜索空间中,有一个群落由 N 个粒子组成,粒子在空间飞行时,具有速度和位置两个特征。每次迭代过程中,粒子 i 第 j 维的速度 v_{ij} 和位置 x_{ij} 按照如下表达式更新:

$$v_{ij}^{t+1} = \omega * v_{ij}^t + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}^t) + c_2 r_2 (p_{sj} - x_{ij}^t) \quad (8)$$

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^{t+1} \quad (9)$$

式中: v_{ij} 为第 i 个粒子的运动速度, t 为当前迭代次数, ω 为惯性权重, c_1 和 c_2 为学习因子, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数, p_{ij} 为第 i 个粒子的个体极值, x_{ij} 为第 i 个粒子的位置, p_{sj} 为所有粒子的全局极值, $i = 1, 2, \dots, N$, $j = 1, 2, \dots, M$ 。

3.2 基于整体最小二乘算法的动态平面拟合

在标定过程中,将使用单激光扫描一个理想标定板。打在标定板上的每个激光点可基于扫描空间转换模型生成三维点云数据。当粒子群进行动态优化的过程中,随着待优化参数的改变,激光扫描点的空间转换模型的内置参数也随之改变。由于最终在计算的优化目标为标定板的点云间的均方差最小,因此,每次优化迭代都需要重新计算点云数据的拟合平面方程。

由平面拟合算法相关研究^[18]可知,平面拟合常用的最小二乘法由于没有考虑到 x 和 y 方向上的误差影响的原因,很难得到理想的实验结果。目前能较好优化上述问题的一种算法为整体最小二乘法,以下介绍其工作原理。

假设平面方程为:

$$z = mx + ny + k \quad (10)$$

考虑点云中每个激光点在 x 、 y 和 z 三个方向上均有误差, 分别用 v_x 、 v_y 和 v_z 表示其修正数。将公式进行整理, 改写为:

$$z + v_z = m(x + v_x) + n(y + v_y) + k \quad (11)$$

整理式(11)得:

$$\mathbf{L}(\mathbf{M} + \mathbf{E}_M)\mathbf{X} = \mathbf{L} + \mathbf{E}_L \quad (12)$$

式中: \mathbf{E}_M 和 \mathbf{E}_L 分别表示矩阵 \mathbf{M} 和向量 \mathbf{L} 的误差矩阵, 即:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{E}_M = \begin{bmatrix} v_{x1} & v_{y1} & 1 \\ v_{x2} & v_{y2} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{xn} & v_{yn} & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} m \\ n \\ k \end{bmatrix}, \mathbf{L} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix}, \mathbf{E}_L = \begin{bmatrix} v_{z1} \\ v_{z2} \\ \vdots \\ v_{zn} \end{bmatrix} \quad (14)$$

使用矩阵奇异值分解的方法进行解算:

$$[\mathbf{M} \quad \mathbf{L}] = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_1 & \mathbf{U}_1 \\ m+1 & n-m-1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{\Sigma} \\ 0 \end{bmatrix} \mathbf{V}^T = \mathbf{U}_1 \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T \quad (15)$$

$$\mathbf{V}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_{11} & \mathbf{V}_{12} \\ \mathbf{V}_{21} & \mathbf{V}_{22} \\ m & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m \\ 1 \end{bmatrix}, \mathbf{U}_1 = [\mathbf{U}_{11} \quad \mathbf{U}_{12}] \quad (16)$$

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Sigma}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{\Sigma}_2 \\ m & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m \\ 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

最终得到模型参数估计值:

$$\mathbf{X} = -\mathbf{V}_{12} \mathbf{V}_{22}^{-1} = \begin{bmatrix} m \\ n \\ k \end{bmatrix} \quad (18)$$

残差矩阵为:

$$[\mathbf{E}_M \quad \mathbf{E}_L] = -\mathbf{U}_{12} \mathbf{\Sigma}_2 [\mathbf{V}_{12}^T \quad \mathbf{V}_{22}^T] \quad (19)$$

3.3 基于动态平面拟合一参数的粒子群算法改进

由于粒子群算法中的惯性权重与学习因子都为定值, 导致缺乏对粒子群速度的动态调节, 不好平衡粒子的全局搜索和局部搜索能力使得整个粒子群陷入局部最优进而使其出现收敛精度差的问题。为解决上述问题, 采用动态调整惯性权重和学习因子的方法改进粒子群算法。

1) 惯性权重改进

在粒子群算法中较大的 ω 可以增强算法的全局搜索能力, 而较小的 ω 可以提高算法的局部搜索能力。为了平衡算法的局部改良以及全局搜索能力, 采用动态的惯性权重系数, 公式为:

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(g - g_{\min})}{g_{\text{avg}} - g_{\min}}, & g \leq g_{\text{avg}} \\ \omega_{\max}, & g > g_{\text{avg}} \end{cases} \quad (20)$$

式中: ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别代表 ω 的最大值和最小值; g 为粒子的当前的适应度值; g_{\min} 和 g_{avg} 分别代表当前所有粒子的最小适应度值和平均适应度值。

2) 学习因子改进

学习因子 c_1 表征粒子的“个体认知”, c_2 表征粒子的“社会经验”, 这两者分别表示粒子对最佳运动方向做出的判断和周围专精影响对最佳运动方向做出的判断。为更好的平衡算法的局部搜索和全局搜索能力。在整个动态优化过程中, 将逐渐增大 c_1 , 减小 c_2 , 公式为:

$$c_1 = c_{1s} + \frac{t(c_{1e} - c_{1s})}{t_{\max}} \quad (21)$$

$$c_2 = c_{2s} + \frac{t(c_{2e} - c_{2s})}{t_{\max}} \quad (22)$$

式中: t 为当前迭代次数, t_{\max} 为最大迭代次数。 c_1 和 c_2 的迭代初始值和迭代终止值分别为 c_{1s} 、 c_{2s} 和 c_{1e} 、 c_{2e} 。

3) 适应度函数 x

从 3.2 节可知, 在每次参数迭代后, 为解决点云数据动态变化提出通过整体最小二乘平面拟合算法计算点云数据的拟合平面参数。由于已知点云数据在实际三维空间中存在于一个标定板平面上, 因此将迭代后的动态点云到动态点云拟合平面的距离集和的均方差的最小值作为适应度函数的最优值。适应度函数 g 公式如下:

$$g = \min\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i\right) \quad (23)$$

$$d_i = \sqrt{\frac{|mx_i + ny_i - z_i + k|}{m^2 + n^2 + 1}} \quad (24)$$

3.4 算法计算流程

改进粒子群算法中的粒子在自身经验引导和其他个体的影响下, 实现复杂空间最优解的搜索, 其具体计算流程如下:

- 1) 初始化粒子群, 包括群体规模 N , 每个粒子的位置 x_i 和速度 v_i ;
- 2) 计算每个粒子的适应度值 $g(i)$;
- 3) 对每个粒子, 用它的适应度值 $g(i)$ 和个体极值 P_{best} 比较, 如果 $g(i) < P_{\text{best}}$, 则用 $g(i)$ 替代 P_{best} ;
- 4) 对每个粒子, 用它的适应度值 $g(i)$ 和全局极值 $G_{\text{best}}(i)$ 比较, 如果 $g(i) < G_{\text{best}}(i)$, 则用 $g(i)$ 替代 $G_{\text{best}}(i)$;
- 5) 更新粒子的位置 x_i 和速度 v_i ;
- 6) 更新粒子的惯性权重 ω 和学习因子 c_1 、 c_2 ;
- 7) 进行边界条件约束;
- 8) 如果满足结束条件(误差足够小或达到最大迭代次数)退出, 否则返回步骤 2)。

3.5 约束条件

为避免粒子群位置在优化过程中超出了实际搜索范围, 需要结合实际情况限制待优化参数的范围。结合激光扫描设备的实际尺寸, 本文对每个待优化参数构建其对应的优化边界。针对尺寸类变量, 约束其优化范围不超过设

计尺寸 ± 5 mm。对于角度类变量,约束其角度优化范围不超过原有角度 $\pm 5^\circ$ 。

4 多参数标定实验

4.1 标定实验设计

为验证整个改进粒子群优化算法的实际可行性,本团队结合自主研发的激光扫描设备进行标定实验。搭建实验平台如图 3 所示,包括棋盘标定板 1 块和三维激光扫描设备 1 台。



图 3 三维激光扫描标定实验

用三维扫描设备上的独立点激光在激光测试板扫描,记录每个激光点的转台角度值即 θ_{1i} 和 θ_{2i} 以及点激光距离值 D_{1i} ,采用改进粒子群算法进行优化计算。

4.2 棋盘标定板扫描标定

利用棋盘标定板上黑-白格之间的交点作为设备标定扫描点,由于棋盘标定板的方格尺寸为已知量,本文选择整个标定板中心与四角的激光标定点作为校验点。如图 4 所示,圆点为扫描点,是用于标定的采集信息,三角形的点既为校验点也为扫描点。标定实验利用校验点的实际尺寸信息作为标定效果的评价标准。具体评价方法为:在最终完成系统标定后,计算标定后的点坐标尺寸与实际校验点之间的尺寸测量误差。

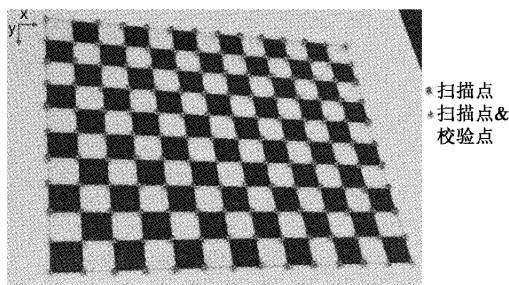


图 4 标定实验扫描点分布示意

4.3 实验结果与分析

分别尝试用 3 种改进粒子群算法进行实验。第 1 种仅对粒子群算法的惯性权重与学习因子做动态优化。该方法

在适应度计算中选择仅对第 1 次标定平面的点云数据进行整体最小二乘平面方程拟合。其中,粒子群数 $N = 50$,最大迭代次数 $t_{\max} = 50$,学习因子 $c_{1s} = 0.3$, $c_{1e} = 1$, $c_{2s} = 1$, $c_{2e} = 0.3$,权重因子的取值范围为 $[0.4, 1]$ 。第 2 种仅对粒子群算法的适应度函数的拟合平面做动态优化,在每次粒子群算法迭更新后对动态调整的点云数据进行整体最小二乘平面拟合。但不进行算法的动态参数改进。其中,粒子群数 $N = 50$,最大迭代次数 $t_{\max} = 50$,学习因子 $c_1 = 0.8$, $c_2 = 0.5$,权重因子 $\omega = 0.5$ 。第 3 种优化为本文提出的改进算法,即为动态平面拟合-参数改进粒子群算法,该算法不仅采用动态平面拟合改进,还在粒子群优化过程中加入了动态参数改进。其粒子群模型参数与第一种改进算法相同。

上述 3 种算法分别迭代 30 次的平均适应度和最佳适应度结果如表 2 所示。图 5 和 6 为 3 种算法在 Intel(R) Core(TM) i9-10900K 主频 3.70 GHz 的计算机上采用 Matlab2021a 迭代 50 次的最佳收敛曲线图。图 7 为标定前在 X 轴和 Y 轴方向上激光校验点间距的尺寸误差,图 8~10 分别为仅动态参数改进 PSO 算法、仅动态平面改进 PSO 算法和本文提出的动态平面拟合-参数改进 PSO 算法的 X 轴和 Y 轴方向上激光校验点间距的尺寸误差。

表 2 改进 PSO 实验结果

方法	平均适应度	最佳适应度
仅动态参数改进 PSO	14.455 5	12.741 7
仅动态平面改进 PSO	3.488 8	1.245 4
动态平面拟合-参数改进 PSO	3.183 7	1.242 8

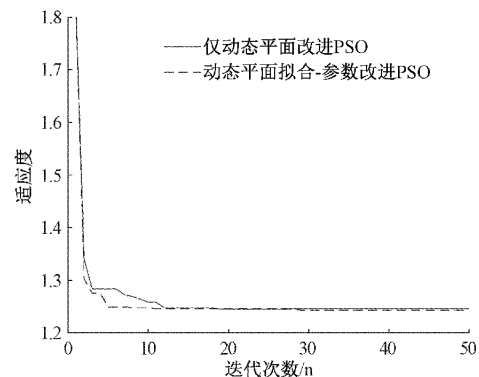


图 5 进化过程

由表 2 可知,3 种改进算法中,动态平面拟合-参数改进 PSO 和仅动态平面拟合改进 PSO 的最佳适应度近似相同,其收敛精度相近,动态平面拟合-参数改进 PSO 的平均适应度略小于仅动态平面拟合改进 PSO 的平均适应度,前者收敛速度更快,整体动态平面拟合-参数改进 PSO 效果更好。然而,仅动态参数改进 PSO 相比于另外两种算法在平均适应度与最佳适应度在数值上明显偏大,其算法收敛精

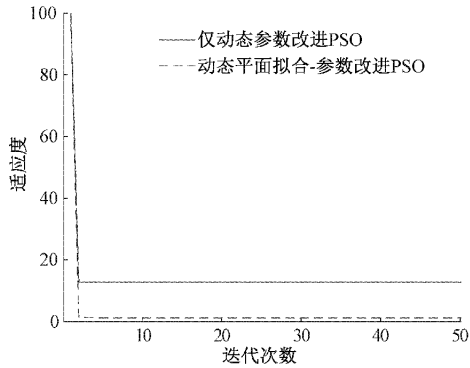


图 6 进化过程

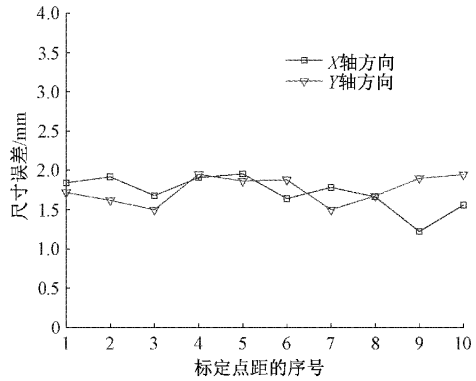


图 9 设备标定后误差(仅动态平面拟合改进 PSO)

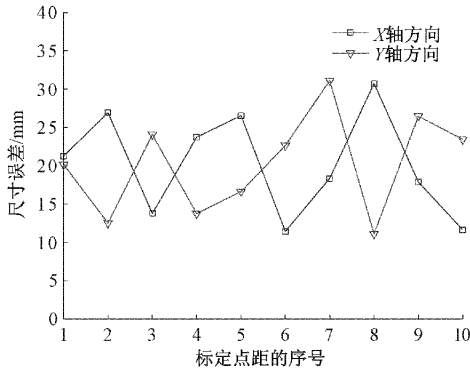


图 7 标定前误差

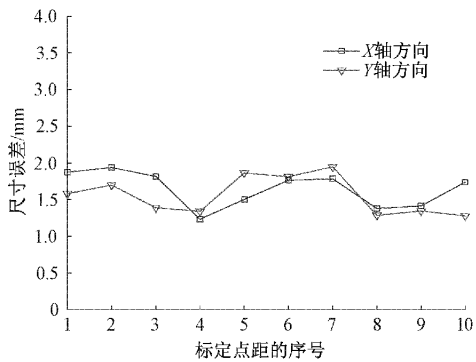


图 10 设备标定后误差(动态平面拟合-参数改进 PSO)

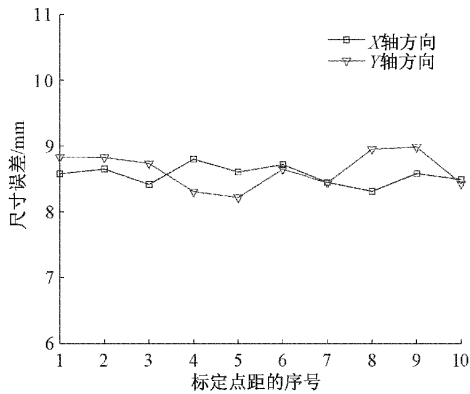


图 8 设备标定后误差(仅动态参数改进 PSO)

度较低。因此,动态平面拟合的改进对算法收敛精度和速度的影响更明显。

从图 5 中可以看出动态平面拟合-参数改进 PSO 与仅动态平面拟合改进 PSO 的收敛趋势大致相同,收敛精度也趋同,但动态平面拟合-参数改进 PSO 在迭代中下降趋势更明显,因此可知其迭代效率更高。图 6 中可以看出,仅动态参数改进 PSO 相比于动态平面拟合-参数改进 PSO 在迭代过程中过早收敛且收敛精度较低。

从图 7 中可以看出,在标定前,X 轴和 Y 轴方向上的最大误差分别达到 30.753 和 31.130 mm。由图 8 中可以看出,在经过仅动态参数改进 PSO 算法标定后,在 X 轴和

Y 轴的最大绝对误差为 8.7 和 8.98 mm。图 9 中可以看出,在经过仅动态平面拟合改进 PSO 算法标定后,X 轴和 Y 轴的最大绝对误差为 1.96 和 1.95 mm。图 10 中可以看出,在经过动态平面拟合-参数改进 PSO 算法标定后,X 轴和 Y 轴的最大绝对误差为 1.94 和 1.95 mm。由此可见,经过标定后,X 轴和 Y 轴方向的校验点间距的尺寸误差均有明显的减小,其中经过动态平面拟合改进的两种算法在标定后误差减小方面表现更为明显,同时,本文提出的动态平面拟合-参数改进 PSO 算法不仅大幅降低了尺寸误差,并且拥有更高的收敛速度。

4.4 标定效果实测可视化

为更好验证本文的标定算法在实际工程中效果,在分别对激光模块中的所有点激光进行标定后,在室内实测场景下进行了数据采集,该场景为一装修过的室内空房间,如图 11 所示。其中,图 11(b)的可视化中未保留天花板与地面点云数据。

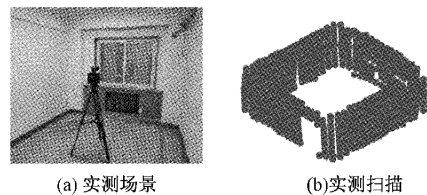


图 11 室内实测场景

针对室内场景扫描后的点云数据,将室内不同墙面的点云数据分割提取并可视化,如图 12 所示。由于激光模块中包含多个点激光测量模块。在图中用不同颜色表示。从图 12 中可以看出,由激光装配误差导致几何参数误差在完成标定后,实现了激光模块中多个点激光之间的分布配准。

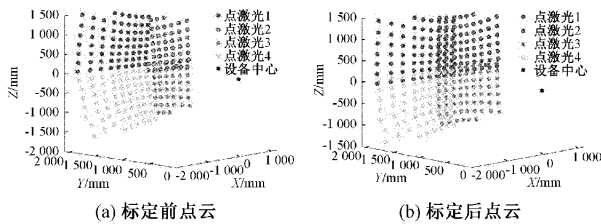


图 12 标定前后单墙面激光测量点云分布

分别将完成标定前后的室内点云数据中进行点云分割处理,利用分割后的点云数据测量室内空间的进深、净宽和标高。从表 3 的户型尺寸计算结果可知,以人工测量为标准,标定后的点云数据尺寸结果相比于标定前的点云数据尺寸结果在尺寸误差上明显减小。

表 3 户型尺寸计算结果

测量方法	进深/m	净宽/m	标高/m
标定前数据	4.255	3.553	2.995
标定后数据	4.186	3.511	2.999
人工测量	4.165	3.520	3.004

俯视视角下标定前后墙面点云与人工测量的户型二维图的可视化结果如图 13 所示,在设备标定前,由于装配误差导致的多激光点云出现较为明显的分布误差,这种分布误差表现在本应属同一平面的激光点云数据出现了空间位置偏离,当采用本文提出的动态平面拟合-参数改进 PSO 算法进行几何误差标定后,激光点云的分布偏差得到明显改善。

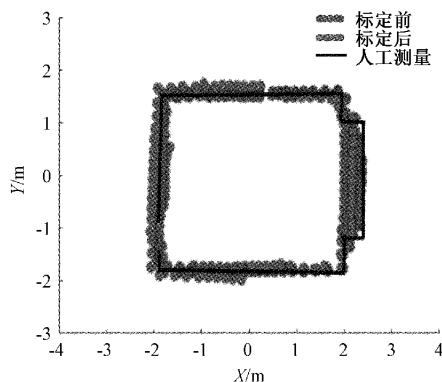


图 13 标定前后户型扫描结果可视化

综合图 12 和 13 的可视化效果可知,通过本文提出的动态平面拟合-参数改进 PSO 算法对测量设备的几何误差标定后,单点激光的测量值精度得到了大幅提高,直观表现

为被测房间同一墙面上的多个激光点的测量数据间的错位与分布误差大幅减小。另外,以人工测量为基准,设备在标定后测量房间得到的进深、净宽和标高值更接近房间的实际尺寸,因此对设备的标定是可靠有效的,能够较大的提高设备的测量精度。从表 3 中的数据可知,标定后的房间进深、净宽、标高的测量精度误差分别减少了 76%、72% 和 44%,测量精度明显提升。虽然标定后的精度得到明显提高,但误差依然存在,本文认为其重要原因在于本文提出的标定方法缺少在变距离标定以及空间多角度标定。因此,在后续研究中,可进行基于标定板标定方法的改进研究。

5 结 论

本文提出了一种面向设备几何误差参数标定问题的动态平面拟合-参数改进 PSO 算法。该算法结合粒子群算法迭代规律的同时,对粒子群中的惯性权重与学习因子进行了动态优化。同时,考虑到粒子群优化参数迭代对点云转换的影响,该算法提出基于整体最小二乘法拟合的动态平面拟合改进粒子群中的适应度函数。本文基于实测实量机器人作为标定实验对象,利用棋盘标定板设计多扫描点采集实验。采用 3 种不同的改进算法:仅动态参数改进 PSO,仅动态平面改进 PSO 和动态平面拟合-参数改进 PSO 进行了对比实验。实验结果表明:动态平面拟合-参数改进 PSO 算法在收敛速度最快且适应度计算可靠性最高。对标定前后测量的户型数据与人工测量数据相比较可知,标定后的进深、净宽、标高的测量精度误差分别减少了 76%、72%、44%,测量精度明显提升。

本研究为正交轴系的激光扫描设备的几何结构误差参数标定提供了一种新思路,此方法基于机器人学对设备机构进行建模,从而实现设备上机构学参数的辨识。同时这种方法也适用于类似机构的正交轴系全站仪的标定,可应用于设备的离线或者在线几何误差参数标定。

参考文献

- [1] 欧雪琴. 三维激光扫描技术的建筑物沉降在线预测系统[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(6): 21-25.
- [2] MAKALKIN D I, KARABUTOV A A, SAVATEEVA E V, et al. Measurement of local modules of elasticity of construction materials using laser ultrasonic sources[J]. Doklady Physics, 2022, 67(2): 58-61.
- [3] 刘今越, 陈小伟, 贾晓辉, 等. BIM 校正累计误差的激光里程计求解方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 93-102.
- [4] KIM D, KWAK Y, SOHN H. Accelerated cable-stayed bridge construction using terrestrial laser scanning[J]. Automation in Construction, 2020, 117: 103269.
- [5] NIKOOHEMAT S, DIAKITÉ A A, ZLATANOVA S,

- et al. Indoor 3D reconstruction from point clouds for optimal routing in complex buildings to support disaster management[J]. *Automation in Construction*, 2020, 113:103109.
- [6] 吴斌,张雨,王占胜,等.非正交轴系激光全站仪坐标测量技术[J].*天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2018,51(11):1188-1194.
- [7] JIN X J, JUNG J, KO S Y, et al. Geometric parameter calibration for a cable-driven parallel robot based on a single one-dimensional laser distance sensor measurement and experimental modeling[J]. *Sensors*, 2018, 18(7): 2392.
- [8] GOEMAN W, DOUTERLOIGNE K, GAUTAMA S. Automatic camera to laser calibration for high accuracy mobile mapping systems using INS[C]. *Applications of Digital Image Processing XXXVI*, SPIE, 2013, 8856: 302-308.
- [9] LU J, GAI Z, YAO B, et al. Error compensation and accuracy analysis of laser measurement system based on laser-beam calibration [J]. *Optik*, 2020, 200: 163272.
- [10] 彭梦,陈白帆,邓作杰,等.2D激光雷达和摄像机最小解标定的多解筛选及参数优化[J].*仪器仪表学报*, 2021,42(7):89-97.
- [11] 杨逸文,贺越生,王春香,等.一种面向固态激光雷达的简易标定与验证方法[J].*上海交通大学学报*, 2021, 55(S2):98-102,109.
- [12] ÁLVAREZ H, ALONSO M, SÁNCHEZ J R, et al. A multi camera and multi laser calibration method for 3D reconstruction of revolution parts [J]. *Sensors*, 2021, 21(3): 765.
- [13] PUERTO P, ESTALA B, MENDIKUTE A. A study on the uncertainty of a laser triangulator considering system covariances[J]. *Sensors*, 2020, 20(6): 1630.
- [14] PENG Y, WEN N, SHEN C, et al. Parallel calibration based on modified trim strategy [J]. *Assembly Automation*, 2020, 40(2): 249-256.
- [15] 吴宇,胡鹤鸣,杨卓,等.基于关节臂的超声测流装置几何参数精测方法研究[J].*电子测量与仪器学报*, 2020, 34(9):85-93.
- [16] JIN X, SUN X, LI C. Geometry parameter calibration for focused plenoptic cameras [J]. *Optics Express*, 2020, 28(3): 3428-3441.
- [17] 寇斌,郭士杰,任东城.改进粒子群算法的工业机器人几何参数标定[J].*哈尔滨工业大学学报*, 2022, 54(1): 9-13.
- [18] WU H, YUE H, HAN J, et al. Indoor map boundary correction based on normalized total least squares of condition equation [J]. *Journal of Surveying Engineering*, 2021, 147(4): 04021015.
- [19] AHMED S E, AYDIN D, YILMAZ E. Estimating the nonparametric regression function by using Padé approximation based on total least squares [J]. *Numerical Functional Analysis and Optimization*, 2020, 41(15): 1827-1870.
- [20] ZHENG Y, WANG Y, LIU J. Research on structure optimization and motion characteristics of wearable medical robotics based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2022, 129: 187-198.
- [21] DENG H, XIE C. An improved particle swarm optimization algorithm for inverse kinematics solution of multi-DOF serial robotic manipulators [J]. *Soft Computing*, 2021, 25(21): 13695-13708.
- [22] TONG X T, CHOI K P, LAI T L, et al. Stability bounds and almost sure convergence of improved particle swarm optimization methods[J]. *Research in the Mathematical Sciences*, 2021, 8(2): 1-16.
- [23] ZHANG Z, ZHOU H, WANG S, et al. Research on global actual measurement of indoor surface flatness and verticality based on sparse point cloud[C]. *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, 2022, 2215(1): 012015.
- [24] ALEKSANDROV S Č, JOVANOVIĆ Z D, NIKOLIĆ S S, et al. Modelling, simulation and validation of the industrial robot[J]. *Tehnika*, 2014, 69(1): 96-103.

作者简介

王舜,博士研究生,主要研究方向为智能建造技术、建筑测量技术、建筑机器人技术。

E-mail:1108140719001@stu.bucea.edu.cn

周惠兴(通信作者),博士,教授,主要研究方向为建筑机器人与智能装备、精密运动控制、3D打印技术等。

E-mail:zhouhuixing@bucea.edu.cn

张中岳,硕士研究生,主要研究方向为建筑机器人与感知算法。

E-mail:2108550020058@stu.bucea.edu.cn