

# 大尺寸曲面形貌测量系统的点云拼接技术

马国庆<sup>1\*</sup>, 刘丽<sup>1</sup>, 于正林<sup>1</sup>, 曹国华<sup>1</sup>, 王强<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 长春理工大学机电工程学院, 吉林 长春 130022;

<sup>2</sup> 长春理工大学光电工程学院, 吉林 长春 130022

**摘要** 在利用机器人进行大尺寸曲面形貌测量的过程中, 提出一种基于室内全球定位系统(iGPS)的点云拼接方法, 以 iGPS 世界坐标系为点云拼接的坐标系, 建立了点云拼接数学模型。利用粒子群优化(PSO)算法对迭代最近点(ICP)算法进行改进。基于球心距测量的点云拼接实验验证了所搭建测量系统的精度小于 0.1 mm。在汽车前保险杠点云拼接实验中, 最大负偏差为 -0.05189 mm, 最大正偏差为 0.0727 mm, 均小于 0.1 mm, 偏差分布较为均匀, 验证了所提算法在大尺寸点云拼接方面具有较好的效果。

**关键词** 测量; 大尺寸曲面; 形貌测量; 点云拼接; 粒子群优化(PSO); 迭代最近点(ICP)

中图分类号 N34

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201946.0504001

## Point-Cloud Splicing Technology for Large-Scale Surface Topography Measurement System

Ma Guoqing<sup>1\*</sup>, Liu Li<sup>1</sup>, Yu Zhenglin<sup>1</sup>, Cao Guohua<sup>1</sup>, Wang Qiang<sup>2</sup>

<sup>1</sup> College of Mechanical and Electric Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130022, China;

<sup>2</sup> College of Optoelectronic Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130022, China

**Abstract** Motivated by the use of large-scale surface topography measurement by robots, we propose a method of point-cloud splicing based on the indoor global positioning system (iGPS). In our research, the iGPS world coordinate system is utilized as the coordinate system of point-cloud splicing to establish a mathematical model of point-cloud splicing. Furthermore, we employ the particle swarm optimization (PSO) algorithm for the iterative closest point (ICP) algorithm. The experimental results of point-cloud splicing of spherical distance measurement show that the accuracy of the measurement system is less than 0.1 mm. We also conduct a front-bumper point-cloud splicing experiment and the experimental result denote that the maximum negative deviation is -0.05189 mm and the maximum positive deviation is 0.0727 mm, which are less than 0.1 mm. It is also found that the deviation distribution is relatively uniform, which validates the proposed algorithm has a good effect on large-scale point-cloud splicing.

**Key words** measurement; large-scale surface; topography measurement; point-cloud splicing; particle swarm optimization (PSO); iterative closest point (ICP)

**OCIS codes** 120.4640; 120.4880; 120.5800

## 1 引 言

对大尺寸曲面进行三维形貌测量需要从不同角度进行多次采样, 但每次在不同角度测量得到的点

云数据都处于以当前视点为原点定义的一个局部坐标系中, 不同角度的采样结果的基准坐标系各不相同, 导致物体上同一点的坐标值也不相同<sup>[1]</sup>。因此, 扫描得到的点云数据必须转换到公共坐标系下才能

收稿日期: 2018-10-16; 修回日期: 2019-01-01; 录用日期: 2019-02-15

基金项目: 吉林省科技发展计划(20160204016GX, 20191004015TC, 20190302122GX)、吉林省省级产业创新专项(2016C088, 2017C045-2)、长春理工大学青年科学基金(XQNJJ-2016-04, XQNJJ-2017-11)

\* E-mail: magq@cust.edu.cn

进行下一步处理,而点云数据的拼接配准精度对最终的测量精度影响较大。目前,点云拼接的核心是两两拼接,其原理比较简单,但是点云关系的评估结果会影响整体拼接的精度<sup>[2]</sup>。对此,Nishino 等<sup>[3]</sup>提出一种多视角拼接算法,但该算法在大尺寸多视角测量中点云数据庞大,点云计算的收敛速度十分缓慢,局部点云拼接的准确性和效率均较低。近年来,全局拼接算法的应用越来越广泛,其主要利用平差方法来估计全局最优坐标转换参数,以提高配准精度与可靠性<sup>[4]</sup>。

随着工业机器人技术的快速发展,机器人和三维形貌扫描仪相结合构成的机器人三维形貌扫描系统因具有自动化程度高、运动灵活性好、柔性强等优点得到了广泛的应用。目前,国内外机器人三维扫描系统的点云数据拼接坐标系基本上都是机器人坐标系<sup>[5]</sup>。但工业机器人定位精度相对较低,如若参与测量,势必会对测量精度产生影响。同时,大尺寸测量采集的点云数据量非常大,传统的基于迭代最近点(ICP)算法的拼接对初值要求较高,计算效率较低,且容易陷入局部最优。为了解决上述问题,本文对大尺寸曲面三维形貌柔性测量技术进行研究,提出一种基于室内全球定位系统(iGPS)的全局定位拼接方法,该方法以 iGPS 世界坐标系为点云拼接坐标系,机器人仅作为移动载体,而不再是精度链中的一环,以避免机器人的较低定位精度对系统精度的影响,从而提高测量系统的点云拼接精度。同时,利用粒子群优化(PSO)算法对 ICP 算法进行改进,解决 ICP 算法对初始位置要求严格且容易陷入局部最优导致配准失败的问题,并减少迭代次数,提高查找效率,进一步提高拼接精度。

## 2 测量系统的总体设计方案

大尺寸曲面三维形貌机器人柔性测量系统主要由计算机、iGPS、工业机器人、机器人控制系统、三维形貌扫描仪等组成。系统工作时由工业机器人带动三维形貌扫描仪按照规划轨迹进行逐站测量;iGPS 接收传感器通过固定座安装在三维形貌扫描仪上,由 iGPS 的定位装置实时获取其空间位姿,并将三维形貌扫描仪在各站位的测量数据进行基于 iGPS 测量坐标系的点云拼接;消除机器人定位精度对点云拼接的影响。为了提高测量系统的定位精度,避免测量过程中出现信号被遮挡的情况,采用 4 站式 iGPS 发射器进行定位跟踪。此外,整个测量场设置有安全栏和安全光幕,确保系统安全运动。

## 3 点云拼接数学模型的建立

基于 iGPS 世界坐标系的点云拼接模型主要包含 3 个坐标系:三维形貌扫描仪坐标系  $O_s-X_sY_sZ_s$  (下标  $s$  代表三维形貌扫描仪)、与三维形貌扫描仪刚性连接的 4 个 iGPS 接收器所构成的 Frame 坐标系  $O_f-X_fY_fZ_f$  (下标  $f$  代表 Frame 坐标系)和 iGPS 世界坐标系  $O_w-X_wY_wZ_w$  (下标  $w$  代表 iGPS 世界坐标系)。3 个坐标系之间存在两组坐标系转换关系 ${}^f_s\mathbf{A}$  和 ${}^w_s\mathbf{A}$ ,其中 ${}^f_s\mathbf{A}$  为坐标系  $O_f-X_fY_fZ_f$  到  $O_w-X_wY_wZ_w$  的变换矩阵, ${}^w_s\mathbf{A}$  为坐标系  $O_s-X_sY_sZ_s$  到  $O_f-X_fY_fZ_f$  的变换矩阵。基于 iGPS 世界坐标系的点云拼接模型如图 1 所示,其中包括  $m$  个站位,下标  $f_m$  表示第  $m$  个站位的 Frame 坐标系  $O_{f_m}-X_{f_m}Y_{f_m}Z_{f_m}$ ,下标  $s_m$  表示第  $m$  个站位的三维形貌扫描仪坐标系  $O_{s_m}-X_{s_m}Y_{s_m}Z_{s_m}$ 。

设点  $M$  为测量范围内任意一点,该点在三维形貌扫描仪坐标系  $O_s-X_sY_sZ_s$  下的位置向量为  $\mathbf{M}_s$ ,根据转换关系 ${}^f_s\mathbf{A}$ ,可将  $O_s-X_sY_sZ_s$  坐标系的点云测量数据转换到与三维形貌扫描仪刚性连接的 4 个 iGPS 接收器所构成的 Frame 坐标系  $O_f-X_fY_fZ_f$ ;由 iGPS 中接收传感器的坐标信息可获得转换关系 ${}^w_f\mathbf{A}$ ,根据该转换关系可将 Frame 坐标系  $O_f-X_fY_fZ_f$  下的点云测量数据转换到 iGPS 世界坐标系  $O_w-X_wY_wZ_w$ ,从而完成基于 iGPS 世界坐标系的点云自动拼接。设在 iGPS 世界坐标系  $O_w-X_wY_wZ_w$  下点  $M$  的位置向量为  $\mathbf{M}_w$ ,则存在如下的对应关系:

$$\mathbf{M}_w = {}^w_f\mathbf{A} \cdot {}^f_s\mathbf{A} \cdot \mathbf{M}_s \quad (1)$$

由(1)式可知,在机器人带动三维形貌扫描仪在不同测量站位上获取的点云数据最终会转换到 iGPS 世界坐标系中,而 iGPS 世界坐标系是建立在 iGPS 激光发射器上,发射器在测量时位置始终保持不变,即使三维形貌扫描仪按照机器人预先设定的轨迹更换不同的测量站位,测量得到的三维点云数据也会始终根据全局拼接策略自动拼接到 iGPS 世界坐标系。

## 4 点云拼接算法的改进

### 4.1 点云拼接算法

ICP 算法可归纳为每次迭代过程中在参考点集中寻找与目标点集中每个点的最近邻点,然后利用这两组点集对应的点集配准算法,计算出坐标变换向量和误差,并将其作用于目标点集,得到新点集后继续进入下次迭代过程,直到误差达到设定值,此时

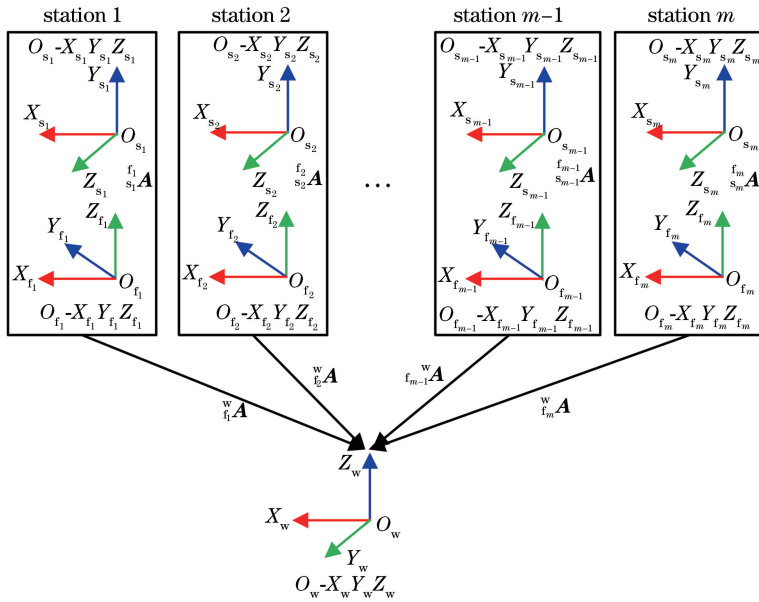


图 1 基于 iGPS 世界坐标系的点云拼接模型

Fig. 1 Point-cloud splicing model based on iGPS world coordinate system

的迭代结果就是最终变换向量及变换后的目标点集坐标<sup>[6]</sup>。可以看出,该方法最重要的一步是找到不同视角下两个数据集之间的最近邻点对并建立对应关系,该对应关系直接影响算法的速度以及配准精度。

设参考点云数据集  $P = \{p_i, i = 1, 2, \dots, N_p\}$ , 目标点云数据集  $Q = \{x_j, j = 1, 2, \dots, N_q\}$ , 在对应法则  $c$  的作用下,参考点云集  $P$  中每个点都能在目标点云集  $Q$  中找到距离最近的对应点集  $Y$ , 记为  $Y_k = c(P_k, Q)$ , 点集  $P$  经过  $k$  次更新后得到的数据集为  $P_k$ ,  $Y_k$  是第  $k$  次迭代后与  $P_k$  距离最近的点集。  $i, j$  分别为参考点云集和目标点云集中点的序号,  $N_p, N_q$  为对应点集中点的数量。  $p_i$  为点集  $P$  中的点,  $x_j$  为点集  $Q$  中的点。寻找控制点对  $\{P_i, Y\}$  的空间坐标变换关系和误差  $d_k$ , 记为  $(H, d_k) =$

$\epsilon(P_k, Y)$ , 其中  $H = [R_k \ T_k]$ ,  $R_k$  为第  $k$  次迭代后的旋转矩阵,  $T_k$  为第  $k$  次迭代后的平移矩阵,  $\epsilon$  为对应法则。两个点云数据集拼接配准对齐后,目标函数  $f_q$  取得最小值<sup>[7]</sup>:

$$f(x) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - R(x_R)p_i - T(x_T)\|^2. \quad (2)$$

ICP 算法的流程如图 2 所示,具体步骤如下:

- 1) 利用  $Y_k = c(P_k, Q)$  迭代获得最近邻点集  $Y_k$ ;
- 2) 由目标函数  $f_q$  最小化,得到旋转矩阵  $R_k$ 、平移矩阵  $T_k$  和误差  $d_k$ ;
- 3) 更新点集  $P_{k+1} = R_k \cdot P_k + T_k$ ;
- 4) 当相邻两次迭代误差之差小于阈值  $\delta$  时,即  $|d_k - d_{k+1}| < \delta$ , 则迭代结束, 否则进行反复迭代。

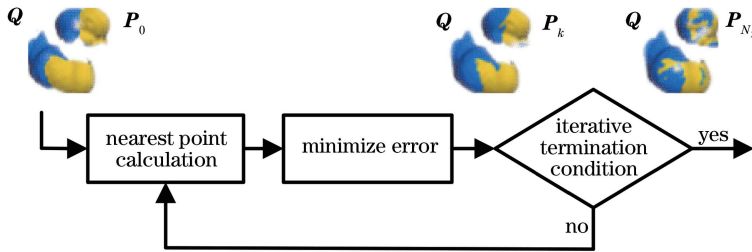


图 2 ICP 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of ICP algorithm

#### 4.2 PSO 算法

PSO 算法是由电气工程师 Eberhart 和社会心理学家 Kennedy 在 1995 年对鸟群觅食过程的模拟

研究中提出的一种基于群智能的随机优化算法<sup>[8]</sup>。将搜索空间中每一个可能解看作是一只没有质量、没有体积的鸟,并将其称为“粒子”。每个粒子都有

一个由适应度函数决定的适应值,其飞行方向和飞行距离由速度决定,在每次迭代过程中,粒子根据个体最优位置向量  $\mathbf{p}_{\text{best}}$  和全局最优位置向量  $\mathbf{g}_{\text{best}}$  更新自己的位置和速度,当达到终止条件时算法停止,最后找到的全局最优位置即为最优解。图 3 为粒子寻优的三维示意图;图 4 为位置更新示意图。

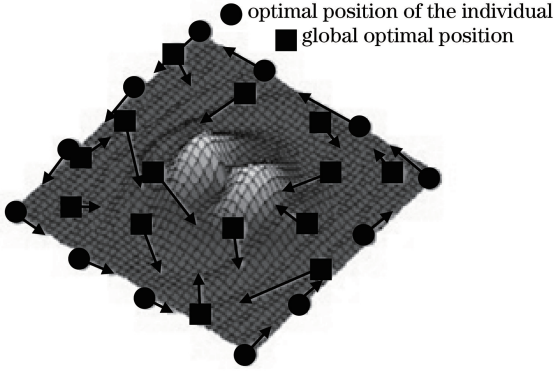


图 3 粒子寻优的三维示意图

Fig. 3 3D schematic of particle optimization

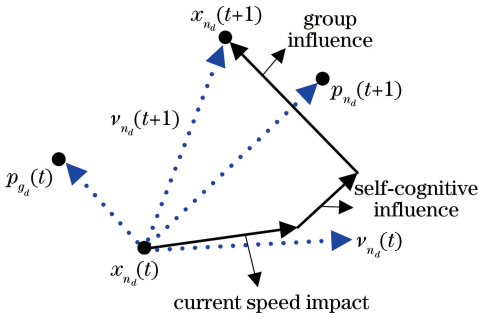


图 4 粒子位置更新图

Fig. 4 Updating map of particle position

设搜索空间是一个由  $e$  个粒子组成的  $D$  维空间,第  $n$  个粒子的速度向量和位置向量分别为  $\mathbf{v}_n = (v_{n_1}, v_{n_2}, \dots, v_{n_D})$  和  $\mathbf{x}_n = (x_{n_1}, x_{n_2}, \dots, x_{n_D})$ ,搜索到的局部最优位置为  $\mathbf{p}_n = (p_{n_1}, p_{n_2}, \dots, p_{n_D})$ ,搜索到的整个粒子群最优位置为  $\mathbf{p}_g = (p_{g_1}, p_{g_2}, \dots, p_{g_D})$ ,则标准粒子群算法更新公式为

$$\begin{cases} \mathbf{v}_{n_d}^{t+1} = \omega \mathbf{v}_{n_d}^t + c_1 r_1 (\mathbf{p}_{n_d} - \mathbf{x}_{n_d}^t) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_{g_d} - \mathbf{x}_{n_d}^t) \\ \mathbf{x}_{n_d}^{t+1} = \mathbf{x}_{n_d}^t + \mathbf{v}_{n_d}^{t+1} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $n=1,2,\dots,e;d=1,2,\dots,D;t$  为迭代次数; $d$  为空间维度;学习因子  $c_1$  和  $c_2$  为非负实数; $\omega$  为惯性权重; $r_1$  和  $r_2$  为在区间  $[0, 1]$  上服从均匀分布的两个随机数; $\mathbf{x}_{n_d}^t$  为第  $i$  个粒子的当前位置向量; $\mathbf{v}_{n_d}^t$  为第  $i$  个粒子当前时刻的速度; $\mathbf{p}_{n_d}$  为第  $i$  个粒子迄今为止搜索到的最优位置向量; $\mathbf{p}_{g_d}$  为搜索到的整个粒子群最优位置矢量。一般位置和速度限制区间为

$[-V_{\text{max}}, V_{\text{max}}]$  和  $[-|\mathbf{X}_{\text{max}}|, |\mathbf{X}_{\text{max}}|]$ <sup>[9]</sup>,其中  $V_{\text{max}}$  为速度的最大值,  $|\mathbf{X}_{\text{max}}|$  为最远位置的距离。

### 4.3 PSO-ICP 算法的步骤

ICP 算法具有操作简单、稳健性强、配准精度高等优点,但对初始位置要求严格,容易陷入局部最优导致配准失败,同时迭代次数太多导致时间复杂度增大,查找效率降低。因此,提出一种 PSO 和 ICP 相结合的算法 (PSO-ICP 算法),以充分发挥 PSO 算法和 ICP 算法的各自优势。PSO-ICP 算法对适应度函数进行改进,根据数据点距离最小和数据点法向量叉乘为零的双重约束构造适应度函数。图 5 所示为 PSO-ICP 算法的主要流程。

步骤 1: 给定参考数据集  $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i, i=1, 2, \dots, N_p\}$  和目标数据集  $\mathbf{Q} = \{\mathbf{x}_j, j=1, 2, \dots, N_q\}$ , 点数  $N_p = N_q$ 。

步骤 2: 利用 PSO 算法进行粗配准。

1) 初始化 PSO 算法的  $R_x, R_y, R_z, T_x, T_y, T_z, \mu$  等参数,其中  $R_x, R_y, R_z$  为旋转矩阵  $\mathbf{R}$  的元素,  $T_x, T_y, T_z$  为平移矩阵  $\mathbf{T}$  的元素,  $\mu$  为缩放参数,初始旋转矩阵  $\mathbf{R}_0 = \mathbf{I}, \mathbf{I}$  为单位矩阵,平移矩阵  $\mathbf{T} = [0 \ 0 \ 0]^T$ 。

2) 计算新的变换点集  $\mathbf{Q}_1 = \mathbf{R} \cdot \mathbf{Q} + \mathbf{T}$ 。

3) 通过目标函数得到适应度  $f_s = \|\mathbf{R} \cdot \mathbf{Q} + \mathbf{T} - \mathbf{Q}\| + \|\mathbf{R} \cdot \mathbf{N} - \mathbf{N}_1\|$ , 其中  $\mathbf{N}$  和  $\mathbf{N}_1$  分别为点集  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{Q}_1$  的法向量。

4) 根据(3)式更新粒子速度和位置,计算更新后粒子的适应度值  $f_s$ 。

5) 判断当前迭代次数  $t=t+1$  是否满足迭代终止条件,如不满足则返回步骤 2 的 1),若满足则将配准后得到的新点云数据集  $\mathbf{Q}_1$  作为 ICP 精细配准的初始位置。

步骤 3: 根据 PSO 算法提供的初始位置,将点集  $\mathbf{P}$  和  $\mathbf{Q}_1$  进行 ICP 精细配准。

1) 初始化点云初始位置  $\mathbf{P}_0 = \mathbf{P}, \mathbf{Q}_1 = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ , 迭代次数  $k=0$ 。

2) 搜寻最近邻点集  $\mathbf{Y}_k = c(\mathbf{P}_k, \mathbf{Q})$ 。

3) 求得空间坐标变换矩阵  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{T}$  及误差  $d$ 。

4) 利用变换矩阵  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{T}$  更新数据集  $\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{R}_k \cdot \mathbf{P}_k + \mathbf{T}_k$ 。

5) 相邻两次的迭代误差之差小于阈值  $\delta$ , 即  $|d_k - d_{k+1}| < \delta$ , 迭代结束,不满足时则返回步骤 3 中 3)。

### 4.4 配准实验及分析

图 6(a)所示为经 PSO 算法粗配准后的点云数

据,图 6(b)所示为在粗配准基础上经 ICP 算法精配准后的点云数据。可以看出,粗配准无法使两片点云完全重合,而精配准可使点云数据完全重合,表明 PSO-ICP 算法可有效提高点云数据的配准精度。

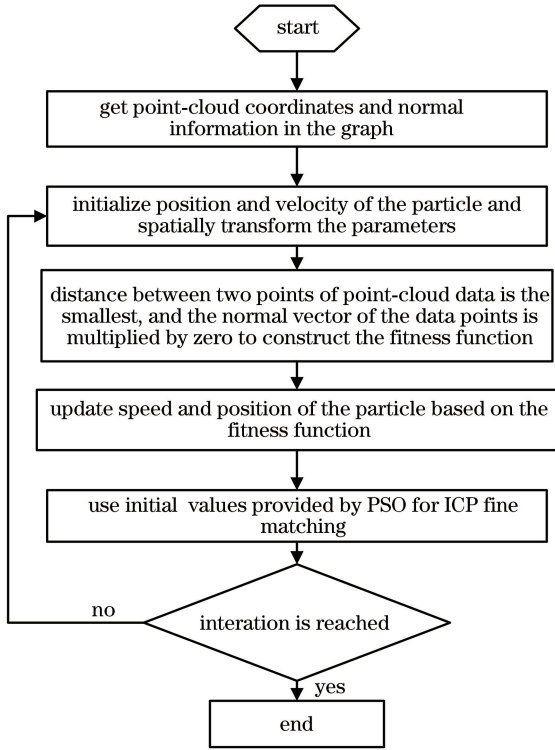


图 5 PSO-ICP 算法的主要流程

Fig. 5 Main flow chart of PSO-ICP algorithm

## 5 大尺寸点云拼接验证实验

首先通过球心距测量点云拼接实验验证所搭建

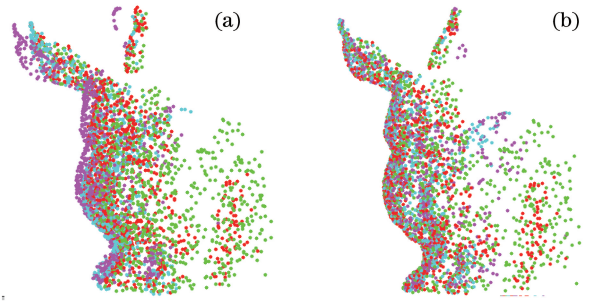


图 6 PSO-ICP 算法的点云拼接效果。

(a)点云粗配准;(b)点云精细配

Fig. 6 Point-cloud splicing effect by PSO-ICP algorithm.  
(a) Point cloud coarse registration; (b) point cloud fine matching

测量系统的精度,然后通过汽车前保险杠点云拼接实验验证大尺寸点云拼接效果。

### 5.1 球心距测量点云拼接实验

为验证复杂点云拼接结果的距离精度,搭建测量系统对两个相距较远且高度不同的基准球进行形貌测量,对测得的点云数据进行高精度逆向重构,再分别对两个由重构得到的基准球曲面进行计算,得出两个基准球的球心坐标,进而得到两基准球的球心距,并将其与激光跟踪仪测量得到的基准球心距进行比较,即可得到所搭建系统的测量精度。重构后两个基准球的球心坐标以及激光跟踪仪测量得到的两个基准球球心坐标如表 1 所示。

由表 1 可知,重构后两个基准球的球心距离为 2505.082 mm,激光跟踪仪测量得到的球心距离为 2504.99 mm,二者相差 0.092 mm,小于测量要求的 0.1 mm。球心距测量结果表明所搭建的测量系统可用于复杂曲面的形貌测量。

表 1 重构后的球心坐标

Table 1 Center coordinate of sphere after reconstruction

Indicator value	Reverse reconstruction /mm	Laser tracker measurement /mm
x coordinate of reference ball 1	4212.408	4212.488
y coordinate of reference ball 1	1622.423	1622.333
z coordinate of reference ball 1	-1643.784	-1643.69
x coordinate of reference ball 2	5567.029	5566.939
y coordinate of reference ball 2	3712.285	3712.195
z coordinate of reference ball 2	-1373.749	-1373.67
Ball center distance	2505.082	2504.99

### 5.2 汽车前保险杠点云拼接验证实验

以某型号汽车前保险杠为样本进行三维形貌测量系统的大尺寸曲面测量实验,该保险杠的外接立方体尺寸约为 1800 mm×800 mm×600 mm,有各种复杂的曲面,具有一定的代表性。机器人带动三维形貌扫描仪采集保险杠的三维点云数据,并将数

据拼接在 iGPS 世界坐标系下,将经拼接处理后的点云数据与原始的最佳拟合数据进行对比,并对保险杠中 30 个测试点的坐标偏差进行分析,具体数值如表 2 所示。

表 2 的数据包含了测量点的理论位置和实际位置的坐标信息、测量点的偏差值以及所有测量点的

最大偏差和最小偏差,通过对 30 个比较点的坐标偏差进行分析可知,最大负偏差为  $-0.05189$  mm,最大正偏差为  $0.0727$  mm,均小于  $0.1$  mm,偏差分布较为均匀,测量精度较高。

表 2 测试点的位置偏差

Table 2 Positional deviation of test points

No. of comparison point	Reference position			Measuring position			Deviation
	$x$	$y$	$z$	$x$	$y$	$z$	
1	-500	240	-43.294	-499.9962	240.0027	-43.2769	0.0177
2	-580	260	-56.274	-580.0134	260.0038	-56.2427	0.0343
3	-600	140	-87.3335	-600.014	140.001	-87.3145	0.0236
4	-700	160	-133.0625	-700.0026	160.0015	-133.0567	0.0065
5	-900	220	-274.0151	-899.9993	219.9997	-274.0157	-0.001
6	-920	80	-310.8796	-920.0157	79.9975	-310.8746	0.0167
7	-860	-80	-312.1011	-860.029	-80.0282	-312.0843	0.0438
8	-680	-160	-197.7479	-680.0222	-160.0348	-197.7299	0.0451
9	-500	-240	-171.6082	-500.0097	-240.034	-171.5918	0.039
10	-360	-180	-86.9163	-360.0022	-180.0115	-86.8977	0.022
11	40	-200	-80.1959	40.0009	-200.0083	-80.1846	0.014
12	320	-220	-116.2265	320.0007	-219.9925	-116.2345	-0.011
13	321.8608	-270.0838	-235.334	321.8545	-270.0496	-235.3415	-0.0356
14	520	-180	-218.7248	519.9833	-179.9697	-218.7353	-0.0361
15	660	-120	-301.9946	659.9718	-119.9584	-302.0073	-0.0519
16	736.1311	-41.4981	-305.627	736.1327	-41.4985	-305.6268	0.0017
17	760	140	-297.1258	759.9975	140.0004	-297.1269	-0.0028
18	720	180	-236.2321	720.0354	180.0072	-236.1898	0.0557
19	540	140	-122.7828	540.0248	140.0136	-122.7262	0.0633
20	540	140	-122.7828	540.0248	140.0136	-122.7262	0.0633
21	440	120	-79.5506	440.0183	120.0148	-79.4965	0.059
22	420	260	-55.1847	420.0178	260.0004	-55.1693	0.0235
23	340	260	-36.172	339.9916	260.0139	-36.1012	0.0727
24	320	160	-23.84	320.0083	159.9973	-23.7903	0.0505
25	180	100	-10.833	180.0029	100.0055	-10.7878	0.0457
26	-60	100	-3.8332	-60.0002	100.0102	-3.8054	0.0296
27	-200	100	-7.1439	-200.0008	100.0068	-7.1246	0.0205
28	-340	100	-15.852	-340.0032	99.9981	-15.8239	0.0283
29	-420	140	-29.0242	-419.9993	140.0025	-29.0167	0.008
30	-480	180	-35.6098	-479.9988	180.0025	-35.601	0.0093
Minimum	-920	-270.0838	-312.1011	-920.0157	-270.0496	-312.0843	-0.0519
Maximum	760	260	-3.8332	759.9975	260.0139	-3.8054	0.0727

## 6 结 论

在利用机器人进行大尺寸曲面形貌测量的过程中,针对工业机器人定位精度相对较低,从而影响点云拼接精度的问题,提出一种基于 iGPS 的点云拼接方法,以 iGPS 世界坐标系为点云拼接的坐标系建立点云拼接数学模型。针对 ICP 算法对初始位置要求严格,容易陷入局部最优导致配准失败,迭代次数太多导致时间复杂度增大,查找效率较低的问题,利用 PSO 对 ICP 算法进行改进。通过球心距测

量点云拼接实验得到所搭建的测量系统的精度小于  $0.1$  mm,然后进行汽车前保险杠点云拼接实验,实验结果表明:最大负偏差为  $-0.05189$  mm,最大正偏差为  $0.0727$  mm,均小于  $0.1$  mm,偏差分布较为均匀,验证了所提算法在大尺寸点云拼接方面具有较好的效果。

## 参 考 文 献

[1] Ma G Q, Liu L, Yu Z L, *et al.* Research on 3D point cloud mosaic technology of complex surface based on iGPS[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019,

- 46(2): 0204003.
- 马国庆, 刘丽, 于正林, 等. 基于 iGPS 的复杂曲面三维点云拼接技术研究[J]. 中国激光, 2019, 46(2): 0204003.
- [2] Huang Y, Da F P, Tao H J. An automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(3): 0308002.
- 黄源, 达飞鹏, 陶海跻. 一种基于特征提取的点云自动配准算法[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 0308002.
- [3] Nishino K, Ikeuchi K. Digitally archiving cultural objects[M]. New York: Springer, 2008: 71-88.
- [4] Lu W L, Jiang K Y, Lin J Y. Multi-view 3D data registration based on global control codeless points[J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(5): 57-62.
- 卢炜良, 江开勇, 林俊义. 无编码全局控制点多视角三维数据拼接[J]. 光电工程, 2014, 41(5): 57-62.
- [5] Huang J, Zhu J G, Wang Y. Calibration for 3D profile measurement robot with laser line-scan sensor[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 25(1): 62-66.
- 黄佳, 郝继贵, 王一. 激光线扫式形貌测量机器人的标定研究[J]. 传感技术学报, 2012, 25(1): 62-66.
- [6] Wei S B, Wang S Q, Zhou C H, *et al.* An iterative closest point algorithm based on biunique correspondence of point clouds for 3D reconstruction[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(5): 0515003.
- 韦盛斌, 王少卿, 周常河, 等. 用于三维重建的点云单应性迭代最近点配准算法[J]. 光学学报, 2015, 35(5): 0515003.
- [7] Ge Y Q. Enhanced-ICP algorithm for registration[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2016.
- 葛毓琴. 基于最近迭代点(ICP)优化算法的多视角点云配准[D]. 南京: 南京邮电大学, 2016.
- [8] Ma G Q, Li R F, Liu L. Particle swarm optimization algorithm of learning factors and time factor adjusting to weights[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(11): 3291-3294.
- 马国庆, 李瑞峰, 刘丽. 学习因子和时间因子随权重调整的粒子群算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(11): 3291-3294.
- [9] Zhan T, Yang G Y. Time-optimal trajectory planning of dual arm robot based on PSO algorithm[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2017, 38(6): 82-88.
- 占涛, 杨光友. 基于 PSO 算法的双臂机器人时间最优轨迹规划[J]. 中国农机化学报, 2017, 38(6): 82-88.