

基于结构光相机的钢筋骨架整体点云获取算法

刘世龙, 马智亮

(清华大学土木工程系, 北京 100084)

摘 要: 为了获取钢筋骨架质量自动检查所需的高精度钢筋骨架整体点云, 建立了基于结构光相机的钢筋骨架整体点云获取算法。首先, 对结构光相机采集得到的多幅钢筋骨架图像进行三维重建, 得到结构光相机的无量纲位姿。其次, 根据无量纲位姿获取有量纲位姿。然后, 计算这些有量纲位姿间精确的转换矩阵。接着, 基于这些有量纲位姿及其两两之间的精确转换矩阵, 使用图优化对这些有量纲位姿进行优化, 以得到高精度的有量纲位姿。最后, 基于高精度的有量纲位姿对齐结构光相机采集的所有点云, 获取钢筋骨架整体点云。实验结果表明, 该算法获取实际预制钢筋混凝土构件钢筋骨架整体点云的耗时约 10 min, 且点云的误差约为 5 mm。钢筋骨架整体点云获取算法可以快速获取钢筋骨架整体点云, 而且所得点云的精度较高, 可以满足钢筋骨架质量自动检查的要求。

关 键 词: 结构光相机; 钢筋骨架; 点云; 图优化

中图分类号: TP 391

DOI: 10.11996/JGj.2095-302X.2022040633

文献标识码: A

文章编号: 2095-302X(2022)04-0633-08

A method for obtaining the complete point cloud of reinforcement skeletons based on a structured light camera

LIU Shi-long, MA Zhi-liang

(Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In order to obtain the high-precision complete point cloud of a reinforcement skeleton required for the automatic quality inspection, an algorithm was proposed for obtaining the complete point cloud of reinforcement skeletons based on a structured light camera. Firstly, 3D reconstruction was carried out for multiple reinforcement skeleton images collected using a structured light camera, thus obtaining the dimensionless poses of the structured light camera. Secondly, the dimensional poses were obtained according to the dimensionless poses. Then, the precise transformation matrix between these dimensional poses was calculated. Next, based on these dimensional poses and the precise transformation matrix between them, graph optimization was employed to optimize these dimensional poses to obtain those with high precision. Finally, point clouds obtained using the structured light camera were aligned based on the dimensional poses with high precision, which can generate the complete point cloud of the reinforcement skeleton. The experimental results show that it would take the proposed algorithm about 10 minutes to obtain the complete point cloud of the reinforcement skeleton of a practical precast concrete component, and the error of the point cloud is around 5 mm. It is concluded that the proposed algorithm can quickly obtain the complete point cloud of the reinforcement skeleton, with high accuracy, which can meet the requirement of the automatic quality inspection of

收稿日期: 2021-06-16; 定稿日期: 2022-03-08

Received: 16 June, 2021; Finalized: 8 March, 2022

基金项目: 国家自然科学基金项目(51678345)

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (51678345)

第一作者: 刘世龙(1991-), 男, 博士研究生。主要研究方向为土木工程信息技术。E-mail: erickrt@163.com

First author: LIU Shi-long (1991-), PhD candidate. His main research interest covers IT in civil engineering. E-mail: erickrt@163.com

通信作者: 马智亮(1963-), 男, 教授, 博士。主要研究方向为土木工程信息技术。E-mail: mazl@tsinghua.edu.cn

Corresponding author: MA Zhi-liang (1963-), professor, Ph.D. His main research interest covers IT in civil engineering. E-mail: mazl@tsinghua.edu.cn

the reinforcement skeleton.

Keywords: structured light camera; reinforcement skeleton; point cloud; graph optimization

构件生产工厂化是建筑工业化的重要组成部分^[1]。当前,在工厂中生产预制钢筋混凝土构件时,构件的钢筋骨架质量检查主要依赖人工。例如,通过人工计数来检查钢筋数量,通过钢尺测量来检查钢筋型号、间距等。由于钢筋骨架本身较为复杂,而且规范^[2]要求钢筋骨架各质量检查项为全数检查,所以,依赖人工进行钢筋骨架质量检查存在检查效率低、耗时长、容易存在人为错误等问题。

三维重建、建筑信息模型(building information modeling, BIM)等技术的发展为改进当前构件钢筋骨架(简称“钢筋骨架”)质量检查现状提供了可能。首先,基于三维重建技术可获得钢筋骨架的实际模型。同时,基于 BIM 技术可获得钢筋骨架的设计模型。然后,将实际模型和设计模型自动进行对比,即可实现钢筋骨架质量的自动检查。通常,实际模型用整体点云表示,设计模型用设计点云表示^[3]。鉴于作者之前已提出从 BIM 模型生成钢筋骨架设计点云的方法,所以本文聚焦于钢筋骨架整体点云的生成方法。

当下,获取钢筋骨架整体点云主要有 2 种方法。一种方法是基于数码图像获取钢筋骨架整体点云^[4]。该方法的流程是:首先,用数码相机在不同位置对钢筋骨架进行拍照,获取钢筋骨架数码图像。然后,基于运动恢复结构(structure from motion, SfM)算法对这些图像进行处理,生成稀疏钢筋骨架点云。最后,基于多视角立体视觉(multi-view stereo, MVS)等算法生成密集钢筋骨架点云。最后一步之所以必要,是由于稀疏钢筋骨架点云中点数少,难以全面反映钢筋骨架的实际外观。该方法的缺点在于,需要拍摄几十张甚至上百张数码图像,且生成密集点云耗时长、精度低。

另外一种方法是基于三维激光扫描仪获取钢筋骨架整体点云^[5-6]。其流程是:首先,寻找一个合适的位置放置三维激光扫描仪。其次,用三维激光扫描仪对钢筋骨架进行扫描,获取钢筋骨架点云。由于三维激光扫描仪的扫描范围在几十米至上百米之间,所以得到的钢筋骨架点云包含大量无关点,其来自钢筋骨架周围环境。最后,用软件去除这些无关点,以获取不包含无关点的钢筋骨架点云。这种方法可以获得较高精度的钢筋骨架点云,但也存在如下问题:三维激光扫描仪

价格高昂;且在一个位置扫描的时间较长;去除大量无关点需花费大量时间;若只在一个位置进行扫描,由于钢筋骨架中钢筋间距较小,钢筋的空间分布较为复杂,所以会有一部分钢筋的点云缺失,故需要在多个位置进行扫描。

总体来看,当前研究中用于获取钢筋骨架整体点云的方法存在硬件成本高、数据处理耗时长、所得钢筋骨架点云有缺失或精度不高等问题。钢筋骨架点云缺失,会造成无法检测某根钢筋是否存在的不良影响,进而给钢筋骨架质量检查带来很大困难。

考虑到结构光相机在获取物体点云时存在成本低、数据处理速度快、所得点云精度较高等优点^[7],且结构光相机便于移动,可以有效减少钢筋骨架点云的缺失。所以,本文提出基于结构光相机的钢筋骨架整体点云获取算法。

1 钢筋骨架整体点云获取有关概念以及算法框架

1.1 结构光相机

结构光相机不仅包含 RGB 镜头,还包含结构光投射器和结构光接收器。结构光相机采集数据的原理是:首先,结构光投射器向物体投射有特定形状的面状光(称为结构光,且一般为红外结构光);然后,结构光接收器获取从物体反射回来的光,由于物体表面各个部位距离结构光相机的远近不同,所以相比投射出的结构光,反射回来的光有变形;最后,结构光相机内置的处理器对反射回来的光进行处理,以得到物体表面各点距离结构光相机的距离,并同时生成点云和红外图像(简称“图像”)等数据。

1.2 结构光相机位姿

结构光相机位姿通常用世界坐标系到相机坐标系的转换矩阵 $[R \ t]$ 表示。其中 R 为旋转矩阵, t 为平移向量。根据该旋转矩阵和该平移向量,可以计算出结构光相机的光心位置。结构光相机每采集一次数据,所得点云就对应着一个新的相机坐标系。相机坐标系以结构光相机采集数据时光心所在位置为原点,以朝向被采集数据的物体的方向为 z 轴方向。所有相机坐标系共享同一个世界

坐标系。通常,在采集数据时依次得到的多个相机坐标系,世界坐标系与第一个相机坐标系重合。

1.3 整体点云获取算法框架

基于结构光相机获取钢筋骨架整体点云的关键是,获取结构光相机高精度的位姿。一般地,对结构光相机采集的2张以上图像进行三维重建,就可以得到结构光相机的位姿。但该位姿的精度不高。为获取结构光相机高精度的位姿,本文利用多幅图像及其对应的多片点云,以结构光相机位姿为优化变量,以多片点云对齐效果最好为优化目标进行优化求解。其基本原理与测量学中的平差方法类似。图1为基于结构光相机的钢筋骨架整体点云获取算法框架。

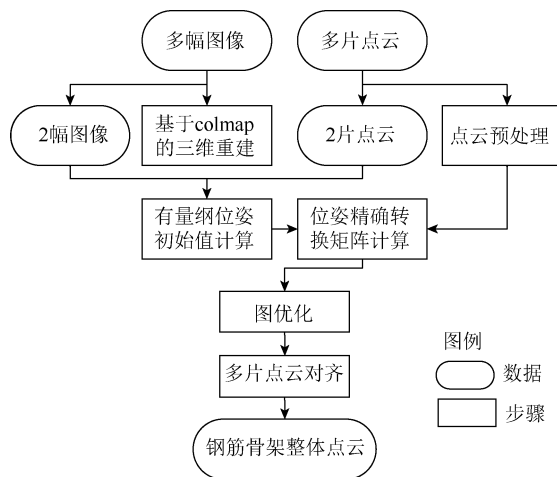


图1 算法框架

Fig. 1 Framework of the algorithm

该算法框架以结构光相机在多个位置扫描后采集的钢筋骨架的多片点云及其对应的多幅图像为输入,以钢筋骨架整体点云为输出。该算法框架是:首先,分别对多幅图像和多片点云进行处理。对于多幅图像,用 colmap^[8] 软件进行三维重建,得到结构光相机的无量纲位姿;对于多片点云,分别对每一片点云进行预处理,其目的主要是尽可能去除无关点云。其次,从多幅图像中任意选择2幅从相邻位置扫描得到的图像,根据这2幅图像所对应的2片点云以及基于 colmap 的三维重建结果,计算结构光相机有量纲位姿初始值。该步骤只执行一次。然后,根据有量纲位姿初始值以及预处理后的多片点云,计算有量纲位姿间精确的转换矩阵。接着,用图优化方法对有量纲位姿进行优化,得到高精度的有量纲位姿。最后,根据高精度的有量纲位姿将所有点云对齐,即得到钢筋骨架整体点云。该算法各个步骤均通过编

写程序或调用其他软件自动实现,无需人工参与。

需要说明的是,该算法框架中使用的 colmap 是一款基于数码图像的三维重建软件。其原理是,依照特定算法对物体的数码图像进行处理,获得物体的点云,同时得到拍摄数码图像时相机的位姿,该位姿无量纲。在本文中, colmap 处理的图像是结构光相机生成的红外图像。

2 钢筋骨架整体点云获取算法关键步骤

图1中,基于 colmap 的三维重建步骤的作用是基于 colmap 软件对结构光相机图像进行三维重建,由于不涉及改进和创新,所以这里不做详述。点云预处理步骤无需人工参与,其依次使用到降采样^[9]、去噪点^[10]等算法,由于这些算法较为成熟,这里亦不再详解。以下详细介绍有量纲位姿初始值计算、位姿精确转换矩阵计算、图优化以及多片点云对齐4个关键步骤。

2.1 有量纲位姿初始值计算

由 colmap 输出的是无量纲位姿,本步骤的目的是根据计算有量纲位姿,为后续步骤提供位姿初始值。输入任意2次相邻扫描的无量纲位姿,点云 C_1 及对应的图像 I_1 和点云 C_2 及对应的图像 I_2 。在本文中,2片点云及其对应的图像取结构光相机最早2次扫描所得的数据。

根据 colmap 算法的原理,无量纲位姿与有量纲位姿仅在平移向量 t 上相差一个比例因子。即,假定比例因子为 β ,无量纲位姿为 $[R \ t]$,则有量纲位姿为 $[R \ \beta t]$ 。基于此,需首先计算比例因子 β ,然后对 colmap 输出每个无量纲位姿,将其平移向量乘以该比例因子,即可得到有量纲位姿。

本文提出基于光心距离的比例因子为

$$\beta = \frac{d_{\text{real}}}{d_{\text{SYM}}} \quad (1)$$

其中, d_{real} 为2片点云对应的结构光相机光心的实际距离,简称有量纲光心距离; d_{SYM} 为根据无量纲位姿计算的这2个结构光相机的光心距离,简称无量纲光心距离。

有量纲光心距离的计算为:将一片点云对应的结构光相机光心转换至另一片点云所在的相机坐标系,然后计算2个光心间的欧式距离。假定点云 C_1 的相机坐标系为 C_{coor1} ,对应的相机光心为 O_1 ,点云 C_2 的相机坐标系为 C_{coor2} ,对应的相机光

心为 O_2 。则有量纲光心距离, 即光心 O_2 和 O_1 距离的具体计算过程为, 首先, 将点云 C_2 向点云 C_1 进行粗配准, 得到转换矩阵 $[R_{\text{initial}} \ t_{\text{initial}}]$, 该转换矩阵也是 $C_{\text{coor}2}$ 向 $C_{\text{coor}1}$ 的转换矩阵。粗配准所用的方法是基于图像特征的方法^[11], 由于该方法较为成熟, 这里不再详述。然后, 根据转换矩阵 $[R_{\text{initial}} \ t_{\text{initial}}]$ 对光心 O_2 (在相机坐标系 $C_{\text{coor}2}$ 中的坐标为 $(0 \ 0 \ 0)^T$) 进行坐标转换, 得到其在相机坐标系 $C_{\text{coor}1}$ 中的坐标, 为 t_{initial} 。最后, 由于光心 O_1 在相机坐标系 $C_{\text{coor}1}$ 中坐标为 $(0 \ 0 \ 0)^T$, 所以有量纲光心距离为

$$d_{\text{real}} = \|t_{\text{initial}}\| \quad (2)$$

无量纲光心距离的计算原理是, 将 2 个无量纲位姿对应的光心转换至世界坐标系, 然后计算 2 个光心间的欧式距离。假定无量纲位姿为 $[R \ t]$, 对应的光心为 o , 该光心在相机坐标系中的坐标为 X_{CO} , 那么光心 o 在世界坐标系中的坐标 X_{WO} 的计算公式为

$$X_{WO} = R^{-1}X_{CO} - R^{-1}t \quad (3)$$

考虑到 X_{CO} 为 $(0 \ 0 \ 0)^T$, 所以 X_{WO} 为 $-R^{-1}t$ 。无量纲光心距离的计算过程是: 首先, 从 colmap 输出的结果中获取点云 C_2 和 C_1 对应的结构光相机无量纲位姿, 分别记为 $[R_2 \ t_2]$ 和 $[R_1 \ t_1]$ 。然后, 计算光心 O_2 和 O_1 在世界坐标系中的坐标, 分别记为 $-R_2^{-1}t_2$ 和 $-R_1^{-1}t_1$ 。最后, 根据下式得到光心 O_2 和 O_1 在世界坐标系中的距离, 即无量纲光心距离为

$$d_{SM} = \|R_1^{-1}t_1 - R_2^{-1}t_2\| \quad (4)$$

在分别求得有量纲光心距离和无量纲光心距离后, 即可根据式(1)计算比例因子 β 。

2.2 位姿精确转换矩阵计算

由于前一步骤中基于粗配准计算的有量纲光心距离存在误差, 从而导致有量纲位姿初始值存在误差。为了获取高精度的有量纲位姿, 需要先求得有量纲位姿间精确的转换矩阵。

计算有量纲位姿间精确的转换矩阵的原理是: 首先需去除 2 片点云中的平面点云, 然后获取其共同区域, 接着基于改进的 TrICP 算法对共同区域点云进行处理, 以得到精确的转换矩阵。本步骤为: 首先获取任意 2 个有量纲位姿对应的点云, 然后用该方法处理该点云得到精确的转换矩阵, 即为这 2 个有量纲位姿间精确的转换矩阵。

2.3 图优化

本步骤的目的是计算高精度的有量纲位姿。

图优化中的图指的是数学图论中的图, 其由顶点和边组成, 如图 2 所示, 每个圆表示图的顶点, 圆之间的连线表示图的边, 以表示与顶点的联系。

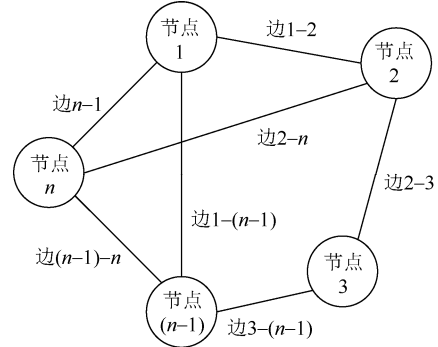


图 2 图优化示意图

Fig. 2 Diagram of graph optimization

通常, 优化的要素主要是优化变量和目标函数, 即通过求解优化变量, 使目标函数达到最大值或最小值。图优化将具体的优化问题抽象成图的形式, 然后进行优化。即, 需要先识别问题中的优化变量和目标函数; 然后用图的顶点表示优化变量, 用图的边表示目标函数项, 该目标函数项与边所连接的 2 个顶点有关, 各目标函数项之和构成目标函数; 最后对图的各个顶点表示的优化变量进行优化, 使目标函数达到最大值或最小值。

通过图优化对有量纲位姿进行优化以获取高精度的有量纲位姿时, 即有量纲位姿为优化变量, 用图的顶点表示。假定其中一个顶点表示的优化变量为有量纲位姿 T_i , 与其相邻的另一个顶点表示的优化变量为有量纲位姿 T_j , 这 2 个有量纲位姿间转换矩阵为 T , 则式子 $TT_i = T_j$ 应成立。理论上, 2 个有量纲位姿的具体数值和转换矩阵的具体数值应该满足该式。实际上, 根据现有方法无法直接得到有量纲位姿的高精度数值, 而只能得到转换矩阵的精确数值, 所以, 该式并非严格满足等号两边相等。由此, 可以根据这个式子构建误差项^[12]为

$$e_{ij} = \ln(T_j^{-1}TT_i)^v \quad (5)$$

其中, 等号右边右上方的符号表示将括号内的反对称矩阵转换为向量。该误差项的二范数即为连接 2 个顶点的边表示的目标函数项。在用图优化对有量纲位姿进行优化时, 目标函数为各目标函数项之和, 即

$$e = \sum \|e_{ij}\| \quad (6)$$

优化目标是目标函数最小。通过对各优化变量进行优化,即可得到高精度的有量纲位姿。

在式(5)中,有量纲位姿初始值来自有量纲位姿初始值的计算,有量纲位姿间精确转换矩阵来自位姿精确转换矩阵的计算。

当前,已经有成熟的数据库可用于图优化问题。本文通过 g2o 库来解决图优化问题。g2o^[13]是用于优化基于图的非线性误差函数的开源 C++ 库,提供图优化常用顶点和边的定义以及优化求解算法的实现。

2.4 多片点云对齐

本文根据图优化所得的高精度有量纲位姿,将所有点云转换至世界坐标系,以获取钢筋骨架整体点云。

假定图优化结果中某一有量纲位姿为 $[R_{\text{optimized}} \ t_{\text{optimized}}]$,其对应点云中的某个点在相机坐标系中的坐标为 X_c ,则该点转换至世界坐标系后,其坐标为

$$X_w = R_{\text{optimized}}^{-1} X_c - R_{\text{optimized}}^{-1} t_{\text{optimized}} \quad (7)$$

对该点云中的所有点进行上述转换,即可实现该点云从相机坐标系向世界坐标系的转换。所有点云均按该点云的坐标转换方法进行坐标转换,即可实现所有点云从相机坐标系到世界坐标系的转换。此时,就得到了钢筋骨架整体点云。

3 实验验证

为了验证本文算法的可行性、速度和精度,开展了相关实验。首先,根据标准图集实际制作了钢筋骨架试件;其次,用结构光相机扫描钢筋骨架试件以获取钢筋骨架点云,同时用手持式三维激光扫描仪获取钢筋骨架的高精度点云;然后,用本文算法处理钢筋骨架点云,从而生成钢筋骨架整体点云,并记录各步骤所用时间,以得到本文算法的耗时;最后,将结构光相机获取的钢筋骨架点云与手持式三维激光扫描仪获取的高精度点云对比,从而验证本文算法的精度。

3.1 钢筋骨架试件建立和实验数据采集

本实验建立的钢筋骨架试件及其尺寸如图3所示,该钢筋骨架试件根据标准图集^[14]制作。考虑到实验场地的限制,该钢筋骨架试件的尺寸相比标准图集集中的尺寸有所缩小,尺度大体上为实际尺度的1/2。但是,该钢筋骨架试件中钢筋类型、间距等与标准图集保持一致,所以该钢筋骨架试

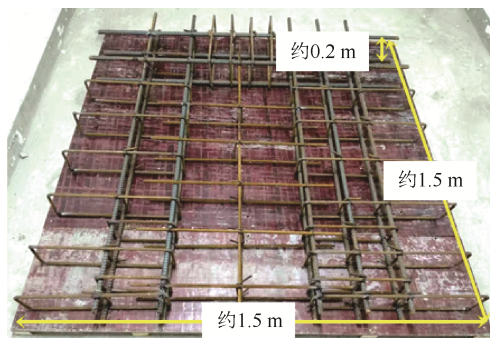


图3 钢筋骨架试件

Fig. 3 Reinforcement skeleton specimen

件保留了标准图集中钢筋骨架的复杂性。

为了更明确区分手持式三维激光扫描仪得到的高精度钢筋骨架整体点云以及本文算法得到的钢筋骨架整体点云,将前者称为“基准点云”,后者称为“算法点云”。以基准点云为基准,衡量算法点云的精度。

本实验选择天远 FreeScan X3 手持式三维激光扫描仪^[15]作为获取基准点云的传感器。该传感器配套了点云处理软件,用于处理采集的数据。基于该传感器以及该软件,可以直接得到钢筋骨架的整体点云。该传感器的主要参数见表1。

表1 天远 FreeScan X3 主要参数

Table 1 Key parameters of Tianyuan FreeScan X3

参数	参数值
工作距离	30 cm
测量精度	0.03 mm
视场范围	28 cm×25 cm

用 FreeScan X3 获取基准点云。首先,为了满足所采用的手持式三维激光扫描仪的使用要求,在图3所示钢筋骨架上粘贴一千余个标记点(标记点间距离不超过15 cm),所得钢筋骨架如图4所示。其中钢筋骨架上白色的点即为粘贴的标记点。然后,用 FreeScan X3 对该钢筋骨架进行扫描。最终,得到的基准点云如图5所示。由于标记点表面采用反光材料,所以在标记点粘贴的位置没有点云。这些缺失的点云,不会影响基准点云与算法点云的对比。

在获取基准点云的过程中,在钢筋骨架上粘贴标记点耗时约75 min,用 FreeScan X3 扫描钢筋骨架耗时约30 min。

本文选用知微传感 DKam 130^[16]款结构光相机作为获取算法点云的传感器。该结构光相机在

采集钢筋骨架数据时,能同时得到点云和对应的红外图像。其主要参数见表 2。



图 4 粘贴标记点后的钢筋骨架
Fig. 4 Reinforcement skeleton after pasting the marked points

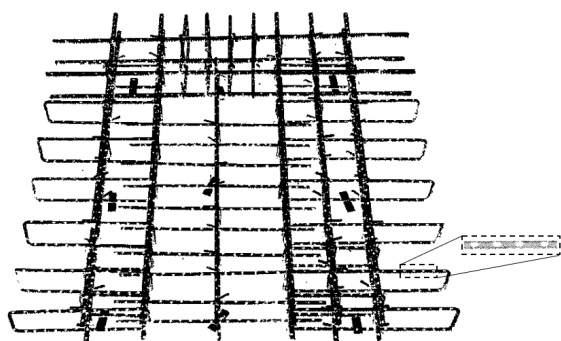


图 5 基准点云
Fig. 5 Benchmark point cloud

表 2 知微传感 DKam 130 主要参数
Table 2 Key parameters of Zhisensor DKam 130

参数	参数值
工作距离	70~200 cm
深度精度	0.20~0.60 mm
视场范围(工作距离 1.5 处)	约 1.1 m×1.1 m
红外图分辨率	1280×1024

用结构光相机在 18 个位置对图 3 所示钢筋骨架采集数据,这 18 个位置的俯视图如图 6 所示。在图 6 中,每个小圆表示一个扫描位置。由图 6(a)和(b)位置得到的红外图像分别如图 7(a)和(b)所示。由于原图像较暗,较难区分钢筋和其他物体,所以图 7 中展示的图像的亮度均较原图像提升 40%。由图 6(a)和(b)位置得到的点云分别如图 8(a)和(b)所示。为清楚区分钢筋和其他物体的点云,手动将每个点云中钢筋点云的颜色设置为黑色,其他物体设置为米色。用结构光相机扫描钢筋骨架点云 18 次,大约花费 3 min。

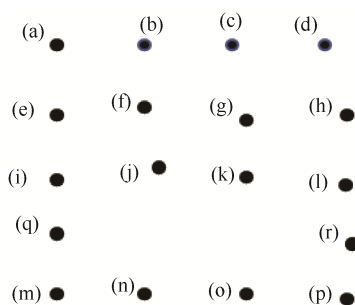


图 6 结构光相机扫描位置俯视图
Fig. 6 Top view of scanning positions of the structured light camera

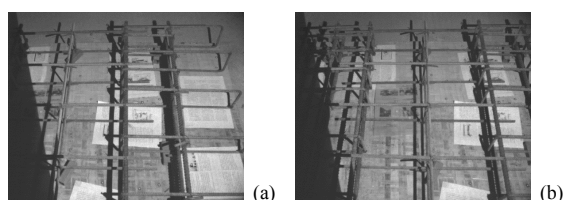


图 7 结构光相机所得红外图像((a)红外图像 1;
(b)红外图像 2)
Fig. 7 Infrared images generated by the structured light camera ((a) Infrared images 1; (b) Infrared images 2)

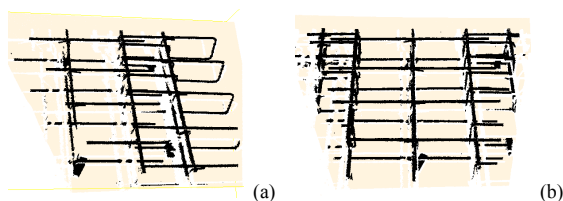


图 8 结构光相机所得点云((a)点云 1; (b)点云 2)
Fig. 8 Point clouds generated by the structured light camera ((a) Point cloud 1; (b) Point cloud 2)

3.2 速度验证

在获取上述数据后,用本文算法对 18 幅图像和 18 片点云进行处理,得到的算法点云如图 9 所示。在图 9 中,为清楚展示算法点云中哪些点来自于同一次扫描,将同一次扫描的所有点设置为同一颜色,不同次扫描的点设置为其他颜色。该设置通过编写程序自动实现。

本文算法各步骤的耗时见表 3,总用时为 7.81 min,其中各步骤所花时间通过在程序中设置相应的代码获得。考虑到获取 18 片钢筋骨架点云大约需要 3 min,所以从结构光相机扫描钢筋骨架到获取算法点云,需约 10 min。对于实际钢筋骨架,在采集数据时可以扩大结构光相机的工作距离,从而增加视场范围,进而使采集的点云片数与本实验采集的钢筋骨架试件点云片数近似相等。因此,从结构光相机扫描实际钢筋骨架到获取实际钢筋骨架算法点云,亦需要大约 10 min。

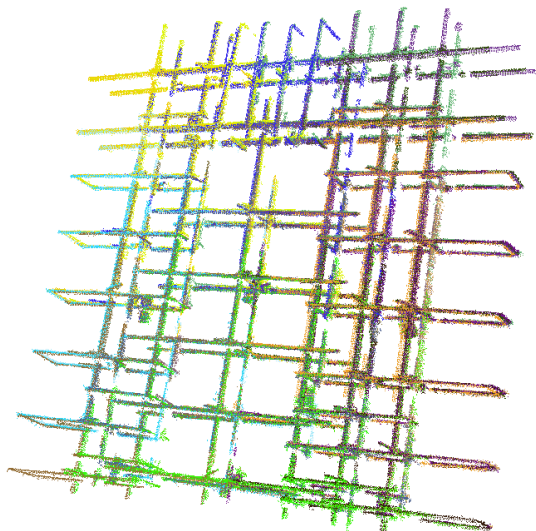


图9 算法点云

Fig. 9 Algorithm point cloud

表3 本文提出的算法各步骤的耗时(min)

Table 3 Time consumed by each step of the algorithm proposed in this paper (min)

步骤	耗时
基于 colmap 的三维重建	0.22
点云预处理	2.14
有量纲位姿初始值计算	0.15
位姿精确转换矩阵计算	5.21
图优化	0.01
多片点云对齐	0.08
合计	7.81

如果用立式三维激光扫描仪扫描图3钢筋骨架,为了减少钢筋点云缺失,应在多个测站扫描。由于立式三维激光扫描仪在一个测站扫描耗时3~5 min,假定在3个测站扫描,则扫描耗时合计约12 min。对在3个测站扫描得到的点云进行后续处理,例如去除无关点、配准等,还需要花费大量时间。同时,前文已提到,用手持式三维激光扫描仪扫描图3钢筋骨架耗时约30 min。因此,本文基于结构光相机获取钢筋骨架整体点云算法的耗时远远少于基于三维激光扫描仪获取钢筋骨架整体点云的耗时。

3.3 精度验证

为进行精度验证,需先将算法点云和基准点云配准,然后再计算算法点云的精度。

配准首先对算法点云和基准点云进行降采样,使2个点云在单位空间内的点数相等。其次,手动在2个点云中选择三对点,并用程序计算转换矩阵,从而完成粗配准。然后,按照精配准的

迭代过程,即点对更新、错误点对去除、中间转换矩阵计算3个步骤,对2个点云进行精配准,同时输出2个点云中的点对。配准好的算法点云和基准点云如图10所示。其中,红色的点来自于算法点云,绿色的点来自于基准点云。

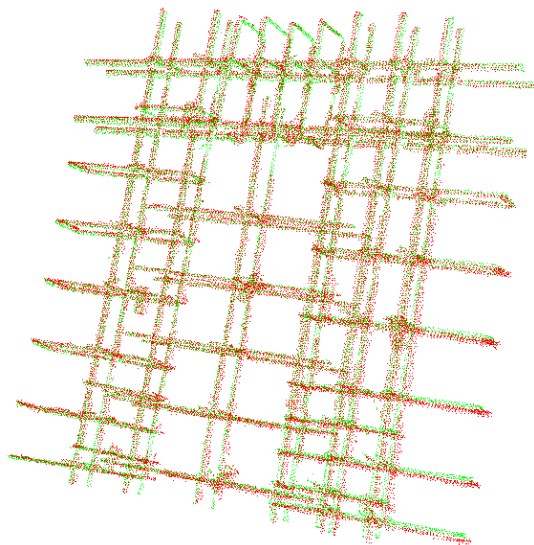


图10 算法点云与基准点云配准结果

Fig. 10 Registration results between the algorithm point cloud and the benchmark point cloud

本文用均方根误差(root mean square error, RMSE)计算点云的误差,并以此来衡量算法点云的精度,即

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n dist(p_i, q_i)^2}{n}} \quad (8)$$

其中, p_i 和 q_i 分别为点对中来自算法点云和来自基准点云的点; $dist()$ 为求2个点的欧式距离; n 为算法点云和基准点云中点对的数量。

最终得到算法点云的RMSE为5.12 mm。这说明,本文算法获取的算法点云的精度与基于手持式三维激光扫描仪获取的基准点云的精度相差不大,可以满足实际工程对钢筋骨架数量和间距检查的要求。

根据文献[17],基于数码图像获取点云时,点云的误差大于1 cm。因此,本文算法生成的钢筋骨架整体点云的精度高于基于数码图像获取的钢筋骨架整体点云的精度。

综上所述,与基于图像获取钢筋骨架整体点云和基于三维激光扫描仪获取钢筋骨架整体点云相比,本文算法具有速度快、精度较高的优点。

在实际场景中的钢筋骨架尺寸约为本实验中

用到的钢筋骨架尺寸的 2 倍。因此, 结构光相机采集数据的次数增加, 即数据采集的耗时增加, 同时, 本文算法各步骤的耗时亦会增加, 但并非呈几何倍数增加。实际上, 在实际场景中, 可以通过多个结构光相机同时采集数据来降低数据采集的耗时。同时, 可以通过提升硬件性能、使用并行计算等方式, 降低算法各步骤的耗时。因此, 本文算法在实际场景中具有可行性。

4 结 束 语

当前, 基于数码相机和三维激光扫描仪获取钢筋骨架整体点云的方法存在成本高、耗时长等问题。针对这一问题, 本文提出了基于结构光相机的钢筋骨架整体点云获取算法, 并对该算法的框架和关键步骤进行详细介绍。

相比于基于数码相机和基于三维激光扫描仪获取钢筋骨架点云的方法, 本文算法可以在 10 min 左右获得精度较高的实际钢筋骨架点云, 其误差为 5 mm 左右。由此说明, 本文算法能够快速获取钢筋骨架整体点云, 且精度较高, 为钢筋骨架质量自动检查奠定良好的基础。

参考文献 (References)

- [1] 王俊, 赵基达, 胡宗羽. 我国建筑工业化发展现状与思考[J]. 土木工程学报, 2016, 49(5): 1-8.
WANG J, ZHAO J D, HU Z Y. Review and thinking on development of building industrialization in China[J]. China Civil Engineering Journal, 2016, 49(5): 1-8 (in Chinese).
- [2] 北京市质量技术监督局, 等. DB11/T 968-2013 预制混凝土构件质量检验标准[S]. 北京: 中国建筑标准设计研究院, 2013.
Beijing Quality and Technical Supervision Bureau, et al. DB11/T 968-2013 Quality acceptance inspection for precast concrete components[S]. Beijing: China Institute of Building Standard Design & Research, 2013 (in Chinese).
- [3] 刘世龙, 马智亮. 基于 BIM 的钢筋骨架语义设计点云自动生成算法[J]. 图学学报, 2021, 42(5): 816-822.
LIU S L, MA Z L. BIM-based algorithm for automatic generation of semantic as-designed point cloud of reinforcement skeleton[J]. Journal of Graphics, 2021, 42(5): 816-822 (in Chinese).
- [4] GOLPARVAR-FARD M, GHADIMI B, SAIDI K S, et al. Image-based 3D mapping of rebar location for automated assessment of safe drilling areas prior to placing embedments in concrete bridge decks[C]//Construction Research Congress 2012. Reston: American Society of Civil Engineers, 2012: 960-970.
- [5] WANG Q, CHENG J C P, SOHN H. Automated estimation of reinforced precast concrete rebar positions using colored laser scan data[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32(9): 787-802.
- [6] KIM M K, THEDJA J P P, WANG Q. Automated dimensional quality assessment for formwork and rebar of reinforced concrete components using 3D point cloud data[J]. Automation in Construction, 2020, 112: 103077.
- [7] ZHANG Y M, CHEN C, WU Q, et al. A kinect-based approach for 3D pavement surface reconstruction and cracking recognition[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(12): 3935-3946.
- [8] SCHONBERGER J L, ZHENG E, POLLEFEYS M, et al. Colmap[EB/OL]. [2021-03-25]. <https://colmap.github.io/>.
- [9] RADU B R, STEVE C. Downsampling a PointCloud using a VoxelGrid filter[EB/OL]. [2021-03-25]. https://pointclouds.org/documentation/tutorials/voxel_grid.html.
- [10] RADU B R, STEVE C. Removing outliers using a StatisticalOutlierRemoval filter[EB/OL]. [2021-03-25]. https://pointclouds.org/documentation/tutorials/statistical_outlier.html.
- [11] HENRY P, KRAININ M, HERBST E, et al. RGB-D mapping: using Kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments[J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(5): 647-663.
- [12] 高翔, 张涛, 刘毅. 视觉 SLAM 十四讲: 从理论到实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017: 273-285.
GAO X, ZHANG T, LIU Y. Fourteen lectures on visual SLAM: from theory to practice[M]. Beijing: Publishing House of Electronics industry, 2017: 273-285 (in Chinese).
- [13] KUEMMERLE R, GRISETTI G, STRASDAT H, et al. g2o - General graph optimization[EB/OL]. [2021-03-25]. <https://github.com/RainerKuemmerle/g2o>.
- [14] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 装配式混凝土结构表示方法及示例: 15G107-1[S]. 北京: 中国计划出版社, 2015.
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Representation method and example of fabricated concrete structure (shear wall structure): 15G107-1[S]. Beijing: China Planning Press, 2015 (in Chinese).
- [15] 北京天远三维科技股份有限公司. FreeScan X3[EB/OL]. [2021-03-25]. <https://www.3dscan.com.cn/product/7.html>.
Beijing Tianyuan 3D Technology Co., Ltd. FreeScan X3[EB/OL]. [2021-03-25]. <https://www.3dscan.com.cn/product/7.html> (in Chinese).
- [16] 知微传感. 高精度工业 3D 相机 D130[EB/OL]. [2021-04-10]. https://www.zhisensor.com/?page_id=13656.
Zhisensor. High-precision industrial 3D camera D130[EB/OL]. [2021-04-10]. https://www.zhisensor.com/?page_id=13656 (in Chinese).
- [17] ZHOU Z X, GONG J, GUO M Y. Image-based 3D reconstruction for posthurricane residential building damage assessment[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2016, 30(2): 04015015: 1-04015015: 14.