

基于运动恢复结构的空点定位方法

解则晓^{**}, 周作琪^{*}

中国海洋大学工程学院, 山东 青岛 266100

摘要 针对大型工件难以进行全尺寸测量的问题, 提出一种基于运动恢复结构的便携式空点定位方法。首先使用具有身份唯一性的编码点粘帖在被测物体表面, 实现各视图对应点的稳定匹配; 接着为避免不同坐标系下位姿转换引起的累积误差, 选定统一的坐标系, 提出基于重心约束的基准定位算法; 在此基础上, 进一步确定相机运动参数的稳健性估计; 最后利用多视图几何限制重建标志点的三维坐标, 并用光束法平差对三维重建结果和相机内外参数进行全局优化。实验结果表明, 该方法可实现大型工件的高精度测量, 三维测量精度最大误差为0.133 mm, 平均误差为0.031 mm, 可满足工业现场对大型工件测量精度的要求。

关键词 机器视觉; 三维重建; 运动恢复结构; 重心约束; 编码点

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP55.081502

Method of Space Point Positioning Based on Structure-from-Motion

Xie Zexiao^{**}, Zhou Zuoqi^{*}

College of Engineering, Ocean University of China, Qingdao, Shandong 266100, China

Abstract In view of the difficulty of full-scale measurement of large workpieces, a portable method of space point positioning based on structure-from-motion (SfM) is proposed. First, the coded target with unique identity is pasted on the surface of the measured object to achieve the stable matching of the corresponding points of each view. Then, to avoid the cumulative error caused by the position transformation in different coordinate systems, a unified coordinate system is selected, and a reference location algorithm based on the center of barycenter constraint is proposed. On this basis, the robust estimation of the camera motion parameters is further determined, and the 3D coordinates of the mark points are reconstructed by the multi view geometric constraints, and the global optimization of the 3D reconstruction results and the intrinsic and extrinsic parameters of the camera is carried out by the beam adjustment. The experimental results show that the method can achieve high precision measurement for large workpieces. The maximum error of 3D measurement is 0.133 mm and the average error is 0.031 mm, which can meet the requirements of industrial field measurement precision for large workpieces.

Key words computer vision; 3D reconstruction; structure-from-motion; barycenter constraint; coded target

OCIS codes 150.0155; 120.6650; 150.6910; 150.1135

1 引言

非接触测量方法可以实现被测物高精度、无损耗三维测量^[1]。除大型自由曲面测量^[2]外, 还需要对工件表面关键点进行测量^[3-6]。这些待测点分布稀疏, 需要实现高精度、全尺寸的三维测量。基于运动恢复结构(SfM)的视觉测量技术^[7-8], 通过相机在各个方位拍摄得到被测物的多视图图像, 为获得被测物稀疏三维轮廓, 需要进行特征检测及匹配^[9-10],

相机的姿态估计及空点定位^[11]。

相机姿态估计目前主要有两种方式: 一种是同时估计所有相机运动参数, 称为全局 SfM。Tomasi 等^[12]最先提出了因式分解法, 在假定摄像机模型为正交投影模型的基础上, 利用矩阵奇异值分解(SVD)同时得到投影矩阵和场景结构。之后, Poelman 等^[13]将此方法扩展到弱透视和平行透视投影模型。Quan^[14]针对相机未标定的情况, 提出了一种关于仿射相机模型的自标定方法。利用仿射

收稿日期: 2018-04-16; 修回日期: 2018-04-17; 录用日期: 2018-04-24

基金项目: 国家自然科学基金(61571478)

* E-mail: zzzq319@126.com; ** E-mail: xiezexiao@ouc.edu.cn

相机模型进行三维重建的结果属于射影重建,会对真实场景产生严重的失真。Sturm 等^[15]针对更为一般的透视相机模型,对包含投影深度的量测矩阵进行秩为 4 的因式分解。袁建英等^[16]利用因子分解和光束法平差对实际工件进行测量,测量范围小,测量误差较大。Cui 等^[17]提出一种新的全局式 SfM 方法,通过计算稀疏深度图,将重构问题简化为相似变换估计,大大节省了算法运行时间。另外,管秋等^[18]提出了一种基于最优 RANSAC 算法的全局式 SfM。上述两种方法能够实现目标物快速三维重建,但是不能够确定单个点的精度。由于全局式三维重建相机平移运动参数估计困难且难以剔除错误的二视图关系,因此采用另外一种增加式三维重建方法^[19]。增加式 SfM 通过逐个确定相机参数实现相机运动估计和目标物三维重建,重建精度高,但是重建精度依赖于初始重建^[6,18]。

本文针对目前增加式 SfM 中基准二视图定位不准确影响相机姿态估计,及二视图选取具有不确定性的问题,提出了基于重心约束的基准定位算法。由于选定了三维重建的基准坐标系,所有相机的运动参数估计都在一个坐标系下完成,因此避免了不同坐标系下位姿转换引起的累积误差,提高了定位精度,并进一步实现了相机运动参数估计及被测工件的三维测量。该三维测量方法基于 SfM 原理,以无序未标定图像序列为输入,自动实现相机定向和空间点定位,具有操作简单灵活、便携性好的优点。

2 运动恢复结构测量原理

假设空间点 p_w 的成像点为 p ,对应的齐次坐标分别为 $\mathbf{p}_w = (x_w, y_w, z_w, 1)^T$, $\mathbf{p} = (u, v, 1)^T$,建立如下数学模型:

$$\lambda \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f/d_x & 0 & u_0 \\ 0 & f/d_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t_x \\ r_4 & r_5 & r_6 & t_y \\ r_7 & r_8 & r_9 & t_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K}(\mathbf{R} \mathbf{t}) \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: λ 是非零比例因子,称为投影深度; $(\mathbf{R} \mathbf{t})$ 为外参数矩阵,表示相机坐标系与世界坐标系之间的转换关系,旋转矩阵 \mathbf{R} 由 $r_1 \sim r_9$ 组成,平移向量 \mathbf{t} 由 t_x, t_y, t_z 组成; \mathbf{K} 为相机的内参数矩阵,包括焦距 f ,主点坐标 (u_0, v_0) ,像素物理尺寸 d_x, d_y ; $\mathbf{M} = \mathbf{K}(\mathbf{R} \mathbf{t})$ 为投影矩阵。

上述成像模型为理想模型。考虑实际情况下存在镜头畸变,假设 (u_d, v_d) 为实际成像点,采用文献

[20]所提出的镜头畸变模型,可以得到理想像点 (u, v) 的计算公式

$$\begin{cases} u = (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4)(u_d - u_0) + u_0 \\ v = (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4)(v_d - v_0) + v_0 \end{cases}, \quad (2)$$

式中 $r^2 = [(u_d - u_0)d_x]^2 + [(v_d - v_0)d_y]^2$ 表示实际成像点到像面中心的距离。

假设第 i 幅视图的投影矩阵 $\mathbf{M}_i = (m_i)_{3 \times 4}$, (1) 式可进一步写成

$$\begin{bmatrix} m_i^{31}u - m_i^{11} & m_i^{32}u - m_i^{12} & m_i^{33}u - m_i^{13} \\ m_i^{31}v - m_i^{21} & m_i^{32}v - m_i^{22} & m_i^{33}v - m_i^{23} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_i^{14} - m_i^{34}u \\ m_i^{24} - m_i^{34}v \end{bmatrix}. \quad (3)$$

因此,可通过相机运动获得多幅视图间的对应点实现目标点三维重建,即运动恢复结构。基于运动恢复结构的空问点定位方法测量原理如图 1 所示; C_n, P_l 分别为 n 个编码点与 l 个非编码点; O_m 为相机在不同视点拍摄获得的 $m+1$ 幅视图;世界坐标系建立在编码点数量最多的视图 O_0 的拍摄位置上,通过基于重心约束的基准定位方法得到编码点初始三维坐标;根据当前视图 O_i 上编码点与已重建编码点的对应关系,求解相机运

动参数包括旋转矩阵 $\mathbf{R}_i = (i=1, \dots, m)$ 和平移向量 $\mathbf{t}_i = (i=1, \dots, m)$,并更新编码点坐标,依次增加视图直到所有视图都参与重建;然后进行非编码点立体匹配及三维重建,获得所有标记点的三维坐标。

3 基于重心约束的基准定位算法

由于拍摄过程中相机位姿不断变化,为避免不同坐标系下位姿多次转换引起的累积误差,需

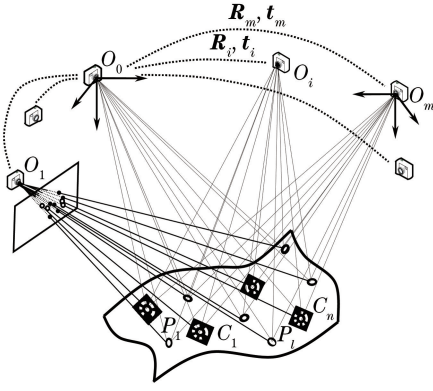


图1 空间点定位方法原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of space point positioning method

要建立精确的定位基准。通常选取两幅视图恢复编码点初始世界坐标,通过基本矩阵 F 和本质矩阵 E 求解二视图之间的转换关系^[11],并确定编码点初始世界坐标。假设空间中某点 p_w 在二视图上的投影点分别为 p_0, p_1 ,则根据(3)式可以得到如下线性系统:

$$\mathbf{A}_{sp} \mathbf{x}_{sp} = \mathbf{b}_{sp}, \quad (4)$$

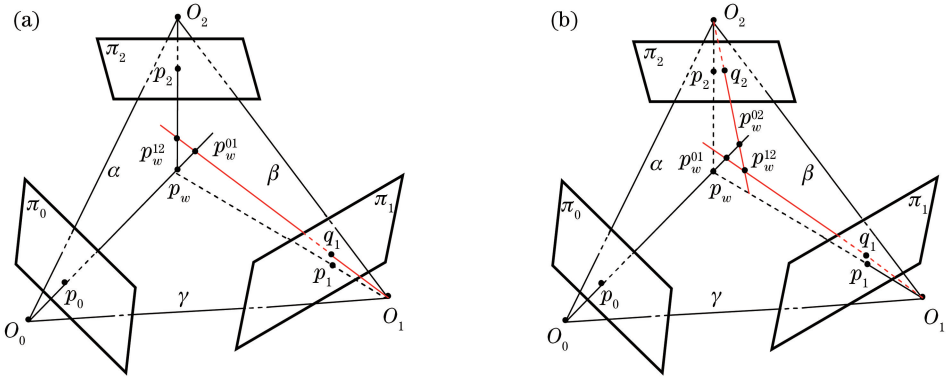


图2 三个对应点三维重建示意图。(a)只有一个误匹配点;(b)有两个误匹配点

Fig. 2 Reconstruction for three corresponding points. (a) Only one mismatching point;

(b) two mismatching points

假设三幅视图对应的投影矩阵为 $\mathbf{M}_0, \mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2$; 根据(4)式计算三对匹配点重建后的三个空间点 $\mathbf{p}_w^{01} = (x_w^{01}, y_w^{01}, z_w^{01}, 1)^T$, $\mathbf{p}_w^{02} = (x_w^{02}, y_w^{02}, z_w^{02}, 1)^T$, $\mathbf{p}_w^{12} = (x_w^{12}, y_w^{12}, z_w^{12}, 1)^T$, 计算 $\mathbf{p}_w^{01}, \mathbf{p}_w^{02}, \mathbf{p}_w^{12}$ 的重心 $\bar{\mathbf{p}}_w = (\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}, 1)^T$:

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{x_w^{01} + x_w^{02} + x_w^{12}}{3} \\ \bar{y} = \frac{y_w^{01} + y_w^{02} + y_w^{12}}{3} \\ \bar{z} = \frac{z_w^{01} + z_w^{02} + z_w^{12}}{3} \end{cases}, \quad (5)$$

计算各自到重心的距离 d_{01}, d_{02}, d_{12} :

式中: \mathbf{x}_{sp} 为待重建编码点三维坐标; $\mathbf{A}_{sp}, \mathbf{b}_{sp}$ 可由(3)式增广矩阵推至二视图得到,通过广义逆法确定 \mathbf{x}_{sp} 的最小二乘解。

采用二视图确定定位基准:①二视图具有不确定性;②二视图重建精度不能保证,会影响其他视图的位姿确定。为提高定位精度,提出基于重心约束的基准定位方法。如图2所示, O_0, O_1, O_2 为三视图的光心, p_0, p_1, p_2 为像面 π_0, π_1, π_2 上检测到的三个匹配点,则三点的反投影射线理论上相交于空间一点 p_w 。考虑位姿标定和像点提取等误差影响,三组射线并不交于一点。将三视图两两组合得到三组双视图 $(O_0, O_1), (O_0, O_2), (O_1, O_2)$, 则对于三对对应点 $(p_0, p_1), (p_0, p_2), (p_1, p_2)$ 分别求得的三个空间物点应该是距离很近的点。当三个同名点中有一个点为误匹配点时,如图2(a)所示, p_1 为实际投影点, q_1 为检测像点,则重建后的空间点为 p_w, p_w^{01}, p_w^{12} ; 当有两个误匹配点时,如图2(b)所示, p_1, p_2 为实际投影点, q_1, q_2 为检测像点,则空间点为 $p_w, p_w^{01}, p_w^{02}, p_w^{12}$ 。

$$\begin{cases} d_{01} = \sqrt{(x_w^{01} - \bar{x})^2 + (y_w^{01} - \bar{y})^2 + (z_w^{01} - \bar{z})^2} \\ d_{02} = \sqrt{(x_w^{02} - \bar{x})^2 + (y_w^{02} - \bar{y})^2 + (z_w^{02} - \bar{z})^2} \\ d_{12} = \sqrt{(x_w^{12} - \bar{x})^2 + (y_w^{12} - \bar{y})^2 + (z_w^{12} - \bar{z})^2} \end{cases} \quad (6)$$

定义定位误差阈值 $d_{Th} = 0.1$, 若满足条件

$$d_{01} < d_{Th} \& d_{02} < d_{Th} \& d_{12} < d_{Th}, \quad (7)$$

说明三个对应点匹配成功,根据(3)式可确定三视图三维重建公式。将该点三维坐标存入编码点初始重建空间点集 $P_{initial3D}$; 更换下一个公共编码点,直到完成三视图所有公共编码点重建。将编码点的初始世界坐标,作为后续视图确定位姿的定位基准,为使

$P_{\text{initial3D}}$ 中的编码点尽可能多, 选取具有编码点个数最多的四幅视图组成如图 3 所示的四组三视图组, 基准坐标系建立在 O_0 上。

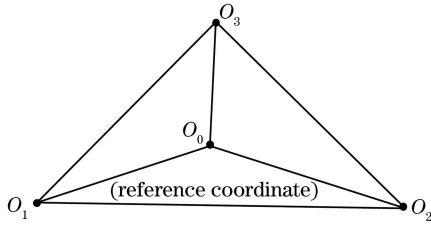


图 3 基准三视图组

Fig. 3 Reference of three views group

为确定各视图投影矩阵, 假设 n 个空间点在上述四幅视图上投影, 由(1)式可确定如下量测矩阵 $\mathbf{W}_{12 \times n}$,

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \lambda_{01} \mathbf{p}_{01} & \cdots & \lambda_{0n} \mathbf{p}_{0n} \\ \vdots & & \vdots \\ \lambda_{31} \mathbf{p}_{01} & \cdots & \lambda_{3n} \mathbf{p}_{0n} \end{bmatrix}}_{\mathbf{W}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{M}_0^a \\ \vdots \\ \mathbf{M}_3^a \end{bmatrix}}_{\mathbf{Q}} [\mathbf{p}_{w1} \quad \cdots \quad \mathbf{p}_{wn}], \quad (8)$$

投影深度 λ 采用文献[15]中的方法确定。对 \mathbf{W} 进行 SVD 分解, 求得在射影空间下投影矩阵 \mathbf{Q} 。由于世界坐标建立在 O_0 上, 因此 $\mathbf{M}_0 = \mathbf{K}(\mathbf{I} \quad 0)$, 相机内参数矩阵 \mathbf{K} 已知, 可以确定摄影空间到欧式空间的变换矩阵 \mathbf{H} 为

$$\mathbf{M}_0 = \mathbf{M}_0^a \mathbf{H}, \quad (9)$$

则欧式空间下的投影矩阵为

$$\mathbf{M}_i = \mathbf{M}_i^a \mathbf{H}. \quad (10)$$

对于三视图组中重复建立的同名编码点, 为使基准更加准确, 通过最小化重心到各空间点的距离确定该编码点最优空间位置:

$$\min \sum_{i=1}^n d(\mathbf{p}_w^i, \bar{\mathbf{p}}_w)^2, \quad (11)$$

式中: $d(\mathbf{p}_w^i, \bar{\mathbf{p}}_w)$ 表示点到重心的距离; $\bar{\mathbf{p}}_w$ 为该点的最优空间位置; 由于选定了四组三视图组, 因此 $2 \leq n \leq 4$ 。

4 相机运动参数估计与空间点定位

4.1 相机运动参数估计及优化

假设筛选后的编码点齐次坐标为 $(u, v, 1)^T$, 对应的空间点世界坐标为 $(x_w, y_w, z_w, 1)^T$, 当前视图与基准的转换关系为 \mathbf{R}, \mathbf{t} , 则根据(1)式有

$$\begin{cases} d_x(u - u_0)(r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + t_z) = \\ \quad f(r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + t_x) \\ d_y(v - v_0)(r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + t_z) = \\ \quad f(r_4 x_w + r_5 y_w + r_6 z_w + t_y) \end{cases} \quad (12)$$

每一个编码点提供一个形如(12)式的线性方程组, 联立后得到如下线性系统

$$\mathbf{A}_{m_0} \mathbf{x}_{m_0} = 0 \quad (13)$$

式中: \mathbf{x}_{m_0} 为 $r_1 \sim r_9, t_x, t_y, t_z$ 组成的 12×1 的向量; \mathbf{A}_{m_0} 为 $2n \times 12$ 的矩阵, 各元素由其他已知量的各项乘积构成, n 为当前视图筛选后的编码点与已重建编码点具有公共编码点的个数。通过 SVD 分解计算(13)式在 \mathbf{R} 满足正交约束下的最小二乘解

$$\begin{aligned} \min_{\|\mathbf{x}\|_2=1} (\mathbf{A}\mathbf{x})^2 \\ \text{s.t. } \mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}. \end{aligned} \quad (14)$$

由于逐次加入新图像, 并存在镜头畸变、图像噪声以及内参数初始值不够精确等因素的影响, 需要对内参数、相机的姿态以及编码点的三维坐标进行全局优化。采用光束法平差, 以反投影误差作为优化指标, 确立如下代价函数

$$\min \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n v_{ij} \|\hat{\mathbf{p}}_{ij}(k_1, k_2) - \mathbf{p}_{ij}(\mathbf{K}, \mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i, \mathbf{p}_{wj})\|, \quad (15)$$

式中: m 为视图个数; n 为编码点个数; 若空间点 j 在视图 i 上有投影, 则 $v_{ij} = 1$, 否则 $v_{ij} = 0$; $\hat{\mathbf{p}}_{ij}$ 为点 j 在视图 i 上经过畸变校正后的像点, 其中 k_1, k_2 的初始值为 0; \mathbf{p}_{ij} 为点 j 在视图 i 上的实际投影; \mathbf{K} 采用相机出厂的标称值; $\mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i, \mathbf{p}_{wj}$ 的初始值采用上面的结果。

4.2 空间点定位方法流程

确定相机位姿后, 采用常用的多视图极线约束实现非编码点立体匹配[1]。基于运动恢复结构的空

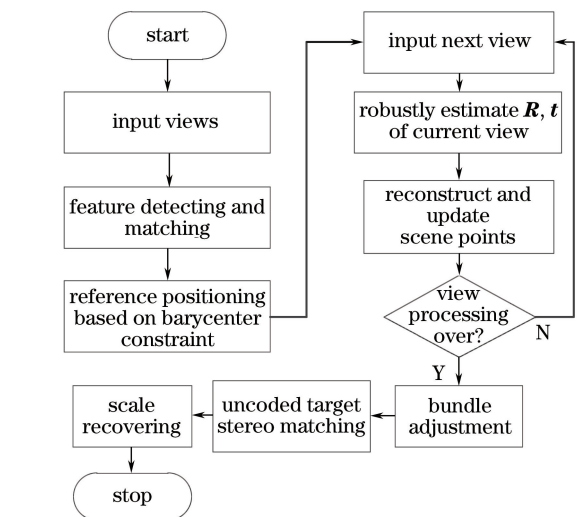


图 4 基于运动恢复结构的空

Fig. 4 Flow chart of space point positioning method based on SfM

5 实验验证

本文测量方法采用日本 Nikon 公司的 D90 数码相机,相机分辨率为 $4288 \text{ pixel} \times 2848 \text{ pixel}$,相面尺寸为 $23.6 \text{ mm} \times 15.8 \text{ mm}$,因此 $d_x = 5.504 \times 10^{-3}$, $d_y = 5.548 \times 10^{-3}$ 。拍摄图像时焦距应固定,此处设为 25 mm 。两条高精度标尺长度分别为 $L_1 = 1037.612 \text{ mm}$ 及 $L_2 = 1037.047 \text{ mm}$ 。采用的计算机操作系统为 64 位 Windows 7,计算机内存为 4 GB。系统基于 Microsoft Visual Studio 2010 开发环境编写。使用 Ceres Solver^[21] 完成全局优化。

待测工件及实验设备如图 5 所示,在工件表面和周围布置 59 个编码点,201 个非编码点,工件两侧为标尺,手持数码相机从不同角度自由拍摄。采用文献[9]中的方法实现编码点的检测识别与标记点的亚像素定位。分别进行以下几组实验验证本文方法的可行性。

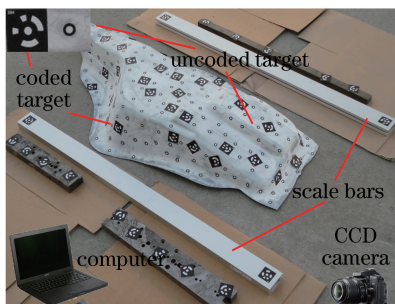


图 5 待测工件及实验设备

Fig. 5 Workpieces and physical map of system

5.1 编码点初始重建精度分析

随机选取 100 幅视图分为 10 组。考虑各视图

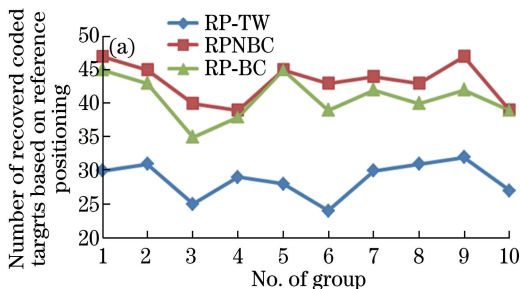


图 6 编码点初始重建空间点集。(a) 各组编码点初始重建个数;(b) 第一组视图三维重建空间点集

Fig. 6 Point set of coded target from initial reconstruction. (a) Number of coded target from initial reconstruct;

(b) point set of first group views from 3D reconstruction space

可以看出采用本文方法后反投影误差的最大值由 5.220 pixel 减小到 3.621 pixel ,优化后的反投影误差最大值由 0.206 pixel 变为 0.179 pixel ,表明本文方法提高了相机姿态估计的精度。数码相机内参

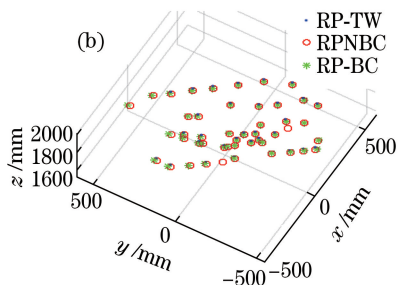
组在下述三种情况下的基准定位:①采用传统的二视图确立定位基准的方法实现每组视图中具有公共编码点最多的二视图三维重建,记为 RP-TW (reference positioning based on two view);②用本文第 3 节提出的方法在不考虑重心约束的情况下实现基准定位,记为 RPNBC (reference positioning with no barycenter constraint);③用本文第 3 节提出的方法加入重心约束实现基准定位,记为 RP-BC (reference positioning with barycenter constraint)。图 6(a) 所示为 10 组视图基准定位实现编码点初始重建的个数,可以看出本文算法 RP-BC 重建的初始编码点远多于二视图法;图 6(b) 所示为第一组视图采用各方法实现编码点初始重建的空间点集。

由于编码点的真实世界坐标未知,因此分别计算上述三种情况下 10 组视图的反投影误差的最大值和平均值,并进行比较,结果如表 1 所示。

由表 1 看出,基准二视图重建效果不稳定,会出现明显的错误。加入重心约束的基准定位算法大大减小了反投影误差(远小于其他两种方法),提高了基准重建的稳健性,为其他视图转换关系建立提供了精确的基准。

5.2 数码相机参数估计实验

通过计算编码点在所有视图上的反投影误差验证相机运动参数估计精度。采用 RP-TW 和 RP-BC 完成基准定位后,计算各视图转换关系和所有编码点三维坐标,并采用第 4.1 节中的方法进行优化,计算优化前后反投影误差的最大值和平均值,结果如表 2 所示。



数标定结果如表 3 所示。

5.3 测量精度分析实验

为验证测量系统整体测量精度,现将 Tritop 测量结果作为 ground truth 来验证本文空间点定位方

表 1 基准重建精度对比实验结果

Table 1 Contrast experimental results of reference positioning

pixel

No. of group	RP-TW		RPNBC		RP-BC	
	Max	Ave	Max	Ave	Max	Ave
1	5.210	2.339	0.693	0.245	0.384	0.118
2	3.220	2.470	0.596	0.280	0.272	0.130
3	23.208	14.187	4.732	2.494	0.524	0.181
4	5.097	2.215	0.823	0.823	0.204	0.103
5	5.558	1.960	0.8225	0.253	0.219	0.108
6	13.403	12.553	3.621	0.896	0.444	0.144
7	8.300	7.377	2.582	0.694	0.488	0.201
8	6.916	2.712	2.441	0.568	0.537	0.230
9	13.370	9.192	2.826	0.891	0.453	0.176
10	2.686	1.545	0.593	0.210	0.287	0.094

表 2 反投影误差的最大值和平均值

Table 2 Maximum and average value of back-projection error

pixel

Algorithm for comparison	Before optimization		After optimization	
	Maximum error	Average error	Maximum error	Average error
Traditional (RP-TW)	5.220	0.442	0.206	0.0751
Proposed (RP-BC)	3.621	0.421	0.179	0.0688

表 3 数码相机内参数标定结果

Table 3 Intrinsic calibration result of digital camera

f	u_0	v_0	N_x	N_y	k_1	k_2
24.744493	2140.735	1411.926	179.237	179.196	0.000098	-0.000001

法三维测量的精度。通过各非编码点间的距离关系实现两次测量结果中非编码点的匹配,以匹配点间的距离作为评价标准,实验结果如表 4 所示。

表 4 定位精度分析实验结果(绝对误差)

Table 4 Experimental results of positioning accuracy analysis (absolute error)

mm

Maximum error	Minimum error	Average error
0.133	0.00219	0.031

由此可以看出对于尺寸为 1 m 左右的被测工件,本文所提测量方法的测量结果与 Tritop 的测量

结果基本一致,误差小于 0.133 mm。

5.4 标记点世界坐标及相机位姿恢复实验

图 7(a)所示为拍摄视图中的四幅图像。将各视图拍摄位置及标记点三维点云数据通过逆向工程软件 Imageware 打开,如图 7(b)所示,其中 O -XYZ 为世界坐标系,四个红色实三角组成基准三视图组,十字线表示其他各视图相机拍摄位置,红色实心圆表示编码点,黑色实心圆为非编码点。由图可以看出相机分布在各个角度,三维重建得到工件稀疏三维轮廓。

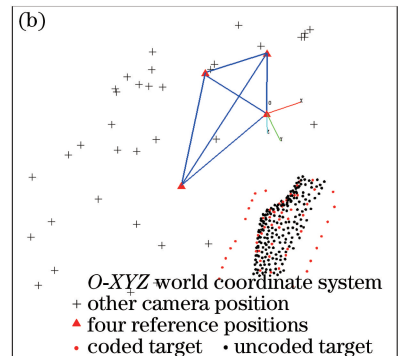
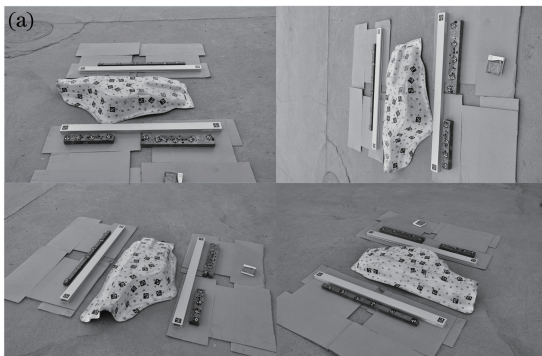


图 7 (a)四幅示例视图;(b)标记点世界坐标及各相机拍摄位姿

Fig. 7 (a) Four samples images; (b) recovered 3D coded and uncoded targets and camera poses

6 结 论

基于运动恢复结构,提出了一种便携式空间点定位方法。重点研究了基于重心约束的基准定位算法,提高了编码点初始重建的数量和稳健性,为目标物三维重建提供了精确的定位基础;实现了相机运动参数估计,使得编码点三维重建后的反投影误差在 0.179 pixel 以内。非编码点三维重建的结果表明,本文方法能够实现高精度、大尺度的空间点三维测量,满足工业测量的需求。

参 考 文 献

- [1] Ding S W, Zhang X H, Yu Q F, *et al.* Overview of non-contact 3D reconstruction measurement methods [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54 (7): 070003.
丁少闻, 张小虎, 于起峰, 等. 非接触式三维重建测量方法综述 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54 (7): 070003.
- [2] Xie Z X, Zhu R X, Zhang A Q. Extrinsic parameters calibration of three-dimensional measurement system for ultra-large scale line-structured light sensor [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(10): 1004003.
解则晓, 朱瑞新, 张安祺. 超大尺度线结构光传感器三维测量系统外参数标定 [J]. *中国激光*, 2017, 44 (10): 1004003.
- [3] Liu J W, Liang J, Liang X H, *et al.* Industrial vision measuring system for large dimension work-pieces [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, 18(1): 126-134.
刘建伟, 梁晋, 梁新合, 等. 大尺寸工业视觉测量系统 [J]. *光学精密工程*, 2010, 18(1): 126-134.
- [4] Hu G, Zhang J, Yu L. The precision study of mark position after binarization for dynamic tests [J]. *Proceedings of SPIE*, 2016, 9903: 99032R.
- [5] Li Z L, Han Z. Research and development of vision measurement system with marked targets [J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2013, 336/338: 2003-2007.
- [6] Zheng J D, Zhang L Y, Zhou L, *et al.* 3D target location with one single hand-held CCD camera [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2007, 28 (6): 1521-1526.
郑建冬, 张丽艳, 周玲, 等. 基于单数码相机自由拍摄的空间点定位 [J]. *航空学报*, 2007, 28(6): 1521-1526.
- [7] Jia S M, Wang K, Li X Z, *et al.* Monocular camera three dimensional reconstruction based on variation model [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34 (4): 0415002.
贾松敏, 王可, 李秀智, 等. 基于变分模型的单目视觉三维重建方法 [J]. *光学学报*, 2014, 34(4): 0415002.
- [8] Li X Z, Yang A L, Qin B L, *et al.* Monocular camera three dimensional reconstruction based on optical flow feedback [J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(5): 0515001.
李秀智, 杨爱林, 秦宝岭, 等. 基于光流反馈的单目视觉三维重建 [J]. *光学学报*, 2015, 35 (5): 0515001.
- [9] Xie Z X, Gao X, Zhu R X. Efficient extraction and robust recognition algorithm of circle coded target [J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2015, 26 (3): 559-566.
解则晓, 高翔, 朱瑞新. 环状编码标记点的高效提取与鲁棒识别算法 [J]. *光电子·激光*, 2015, 26(3): 559-566.
- [10] Chen M J, Zhou H C, Zhang L Y. Recognition of motion blurred coded targets based on convolutional neural network [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2017, 29(10): 1844-1852.
陈明军, 周含策, 张丽艳. 基于卷积神经网络的运动模糊编码点识别 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017, 29(10): 1844-1852.
- [11] Hartley R, Zisserman A. *Multiple view geometry in computer vision* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004: 262-270.
- [12] Tomasi C, Kanade T. Shape and motion from image streams under orthography: a factorization method [J]. *International Journal of Computer Vision*. 1992, 9(2): 137-154.
- [13] Poelman C J, Kanade T. A paraperspective factorization method for shape and motion recovery [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1997, 19(3): 206-218.
- [14] Quan L. Self-calibration of an affine camera from multiple views [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1996, 19(1): 93-105.
- [15] Sturm P F, Triggs B. A factorization based algorithm for multi-image projective structure and motion [J]. *Proceedings of European Conference on Computer Vision*, 1996, 1065(3): 709-720.
- [16] Yuan J Y, Liu J J, Wang K, *et al.* 3D reconstruction algorithm from uncalibrated images with high

- precision [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(12): 4786-4788.
- 袁建英, 刘甲甲, 王凯, 等. 一种非定标图像高精度三维重建算法[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(12): 4786-4788.
- [17] Cui Z, Tan P. Global structure-from-motion by similarity averaging [C] // *IEEE International Conference on Computer Vision*. IEEE Computer Society, Santiago, Chile, 2015: 864-872.
- [18] Guan Q, Jin J J, Zhang J H, *et al*. Non-sequential multi-view 3D reconstruction base on ac-ransac [J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2015, 43(5): 473-478.
- 管秋, 金俊杰, 张剑华, 等. 基于最优 RANSAC 算法的非增加式多视图三维重建[J]. *浙江工业大学学报*, 2015, 43(5): 473-478.
- [19] Seitz S M, Szeliski R, Snavely N. Photo tourism: exploring photo collections in 3D [J]. *Acta Transactions on Graphics*, 2006, 25(3): 835-846.
- [20] Zhang J, Zhu D Y, Zhang Z Y. Nonmetric calibration of camera lens distortion[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, 28(8): 1552-1557.
- 张靖, 朱大勇, 张志勇. 摄像机镜头畸变的一种非量测校正方法[J]. *光学学报*, 2008, 28(8): 1552-1557.
- [21] Agarwal S, Mierle K. Ceres solver[EB/OL]. [2018-4-1]. <http://ceres-solver.org>.