



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于大型场景下的多相机标定方法

廖德, 张辉, 赵晨阳

引用本文

廖德, 张辉, 赵晨阳. 基于大型场景下的多相机标定方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(11A): 211200054-6.

LIAO De, ZHANG Hui, ZHAO Chen-yang. [Multi-camera Calibration Method Based on Large-scale Scene](#) [J]. Computer Science, 2022, 49(11A): 211200054-6.

相似文献推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于点云数据的交通环境下单阶段三维目标检测方法](#)

Single-stage 3D Object Detector in Traffic Environment Based on Point Cloud Data

计算机科学, 2022, 49(11A): 210900079-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900079>

[基于注意力机制与混合监督学习的钢轨表面缺陷检测模型](#)

Rail Surface Defect Detection Model Based on Attention Module and Hybrid-supervised Learning

计算机科学, 2022, 49(11A): 210800241-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800241>

[基于战术关联的网络安全风险评估框架](#)

Network Security Risk Assessment Framework Based on Tactical Correlation

计算机科学, 2022, 49(9): 306-311. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210600171>

[去除离群点的改进椭圆拟合算法](#)

Improved Ellipse Fitting Algorithm with Outlier Removal

计算机科学, 2022, 49(4): 188-194. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210200040>

[基于U-net的道路缺陷检测](#)

U-net for Pavement Crack Detection

计算机科学, 2021, 48(11A): 616-619. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201200059>

基于大型场景下的多相机标定方法

廖德¹ 张辉² 赵晨阳¹

¹ 长沙理工大学电气与信息工程学院 长沙 410114

² 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410012

(LiaoDe1995@qq.com)

摘要 在计算机视觉领域,在实现大型目标物体的检测定位、尺寸估计等系列测量时,需要用到多个相机传感器获取物体的三维信息。但在复杂环境下,会出现相机之间存在非重叠视场情况而无法进行有效视觉测量的问题。为了解决非重叠视场下多相机的标定问题,提出了一种无需改变机械结构,且在带约束条件下的多相机标定方法。首先将相机安装在相互固定的位置,并确保相机之间不存在振动等情况,通过建立多相机优化数学模型以及相机同时采集多组相机对应标定板的位姿参数关系,采用 SVRG 优化算法实现对相机坐标系之间的位姿参数优化,进而求得多相机之间的位姿矩阵。最后利用相机之间的坐标系变换矩阵,求得对应目标之间的相对位姿参数作为评估精度指标。结合实际大型盾构机进行仿真实验与实际测试,结果表明,所提方法抗干扰性较强,优化效果稳定,且在实际应用中能够达到毫米级别的准确度。

关键词: 视觉测量;相机标定;非重叠视场;盾构机;位姿估计

中图分类号 TP391

Multi-camera Calibration Method Based on Large-scale Scene

LIAO De¹, ZHANG Hui² and ZHAO Chen-yang¹

¹ College of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China

² College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410012, China

Abstract In the field of computer vision, multiple camera sensors need to be used to obtain three-dimensional information of the object so as to achieve a series of measurements such as detection, positioning and size estimation of large target objects. In actual applications, in complex environments, there will be a problem of non-overlapping field of view between the cameras, which prevents effective visual measurement. Therefore, in order to solve the calibration problem of multiple cameras, a multi-camera calibration method with constraints is proposed, without changing the mechanical structure. First, install the cameras in a fixed position, and ensure that there is no vibration between the cameras, by establishing a multi-camera optimization mathematical model and the cameras simultaneously collecting the pose parameter relationships of multiple sets of cameras corresponding to the calibration board, and using the SVRG optimization algorithm to achieve Optimize the pose parameters between the camera coordinate systems, and then obtain the pose matrix between multiple cameras. Finally, the coordinate system transformation matrix between the cameras is used to obtain the relative pose parameters between the corresponding targets as the evaluation accuracy index. And combined with the actual large-scale shield machine to carry out simulation experiment and actual test. The results show that this method has strong anti-interference, stable optimization effect, and can achieve millimeter-level accuracy in practical applications.

Keywords Vision measurement, Camera calibration, Non-overlapping field of view, Shield machine, Pose estimation

1 引言

在实际场景中,相机传感器有着天然的视角局限性,受拍摄距离及视场角的影响,图像采集的信息受限,单个相机所采集目标对象的空间信息有限,对此,需要借助多个相机传感器

之间的配合来完成大型目标对象及复杂场景的信息采集工作,这一先决条件则是多相机传感器之间的位姿关系标定工作。

当前,传统的多相机标定算法^[1-3]往往建立在重叠视场下,而实际场景复杂多样,无法满足现阶段智能化作业的广泛

基金项目:国家重点研发计划(2018YFB1308200);国家自然科学基金(61971071,6202780012);湖南省杰出青年科学基金(2021JJ10025);长沙市科技重大专项(kh2003026);机器人学国家重点实验室联合开放基金(2021-KF-22-17);中国高校产学研创新基金(2020HYA06006)

This work was supported by the National Key R & D Program of China (2018YFB1308200), National Natural Science Foundation of China (61971071,6202780012), Hunan Science Fund for Distinguished Young Scholars(2021JJ10025), Changsha Science and Technology Major Project (kh2003026), Joint Open Foundation of State Key Laboratory of Robotics(2021-KF-22-17) and China University Industry-University-Research Innovation Fund(2020HYA06006).

通信作者:张辉(zhanghuihy@126.com)

需求。Perez 等^[4]对已有的多相机标定模型提出用 3D 重建的方式进行标定。Gao 等^[5]提出当多相机捕捉到部分重叠标定板时,通过图像修改匹配角点等方式依然能够解决该标定问题。而在非重叠视场下,Xie 等^[6]设计了一种基于特征点提取的折型机构来解决多个相机在非重叠视场下的标定工作;Dong 等^[7]提出了一种面向异面标定板的点激光与相机标定方法,解决了近距离状态下 2D 激光与相机传感器的标定问题;Huo 等^[8]提出了一种基于大尺度标定板下的多个 3D 相机标定方法,能够解决在特定场景下的多相机标定问题。

上述方法均适用于小型场景或存在特定标定机构的情况,标定方法及流程复杂、多变,难以适用于多个场景,因此无法针对实际大型场景下解决传感器的标定问题^[9]。因此,在实际应用场景下,如大型盾构机的场景中,为了完成对盾构管片智能化定位拼装工作,需要首先解决盾构机与感知传感器之间的数据传输枢纽,为此,提出了一种适应多复杂场景的多相机标定方法,由此可以将每个相机与机械设备的抓取末端建立数据联系。

2 相关背景

基于大型场景的多目测量系统如图 1 所示。多相机视觉测量系统将固定安装在大型盾构机的机械吸盘上,分别通过焊接固定支架延伸至可估测处,其中 C_i 代表相机传感器序号;符号 M 代表大型盾构机械抓手; Tag_i 表示相机所对应的标定板;其中,相机 C_1 到相机 C_2 的距离大约有 $1m$ 、 C_1 到 C_4 的距离约有 $2m$ 。

在工程机械领域,若需要对目标对象完成精准测量,则测量精度通常需要达到毫米级别^[9]。为了降低整个控制系统的误差,需要在视觉传感器数据转换期间,精确估计出多个相机传感器之间的位姿转换关系。而在实际场景下的难点是,

由于相机传感器之间的跨距太大,多个相机之间存在非重叠视场,因此需要考虑多相机之间的标定问题所带来的误差影响。传统的多相机标定方法难以适用实际工程场景,因此在此工程设备的基础上针对性地设计出一种适用性多相机标定方法,从而确保能够解决多相机标定带来的误差优化问题,以及需要设计特定大型高精度标定板、降低工业成本等系列工程问题。

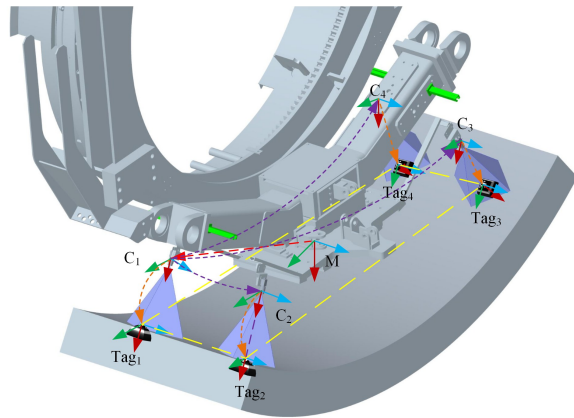


图 1 多相机视觉测量系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of multi-camera vision measurement system

3 多相机传感器标定算法

本文提出的多相机标定原理如图 2 所示,其中将多相机视觉测量系统搭建在大型盾构机的机械末端吸盘上,视觉系统将 与盾构机联调完成整个控制作业,在此基础上,参考手眼标定算法^[10],将多相机标定问题转换成位姿误差优化问题,进而采用 SVRG^[11]优化算法求解多相机标定问题。

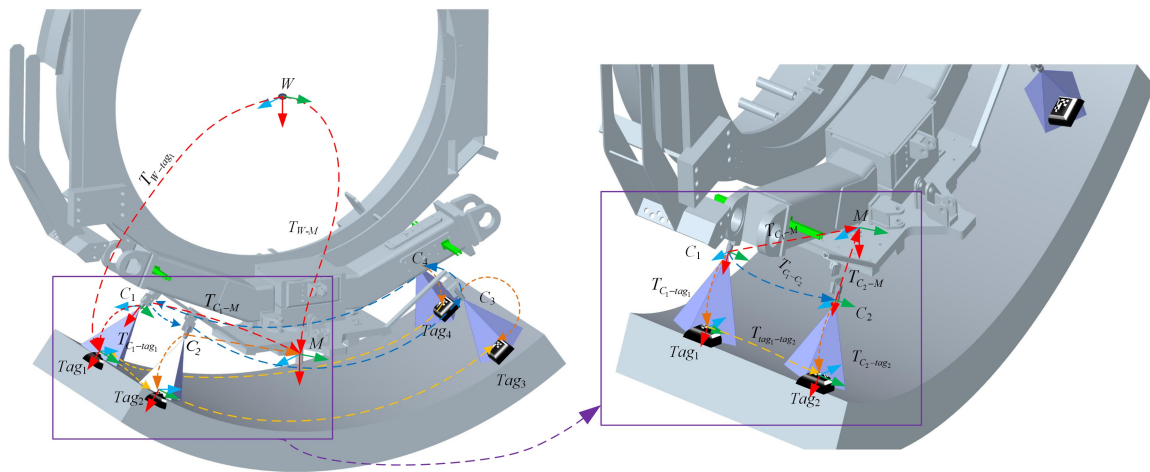


图 2 带约束条件下的多相机标定原理图

Fig. 2 Schematic diagram of multi-camera calibration with constraints

3.1 基于手眼标定算法下的多相机标定方法

在图 2 所述应用场景中,展示了在某一时刻下大型盾构机与相机传感器坐标系之间的关系。其中定义所含的刚性变换矩阵 T 均满足 $T(R, P) \in SE(3)$, 此处的 R 和 P 分别代表 3×3 的旋转矩阵及 3×1 的平移矢量, T 下标的变量表示各个传感器及靶平面的定义符号,如 $T_{C_1-Tag_1}$ 表示靶平面 Tag_1 在相机 C_1 坐标系下的位姿变换矩阵。

$$T(R, P) = \begin{pmatrix} R & P \\ 0^T & 1 \end{pmatrix} \in SE(3), R \in SO(3) \quad (1)$$

其中, $SO(3)$ 表示特殊正交群, T 表示 $SE(3)$ 元素 (6D) 的符号, 为 4×4 的齐次变换矩阵。 $SE(3)$ 的单位元就是 4×4 的单位矩阵 $I_{4 \times 4}$ 。

由手眼标定算法^[10]指出,在 K 时刻,由图 2 所述的红色虚线可知,转换关系为:

$$T_{W-Tag1}^k = T_{W-M}^k T_{M-C1}^k T_{C1-Tag1}^k \quad (2)$$

则完成两个时刻的等式转换即可组成手眼标定算法的经典公式:

$$A_i \begin{pmatrix} R_{MCj} & P_{MCj} \\ 0^T & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_{MCj} & P_{MCj} \\ 0^T & 1 \end{pmatrix} B_i \quad (3)$$

$$\begin{cases} A_i = (T_{W-M}^k)^{-1} T_{W-M}^{k-1} \\ B_i = T_{Cj-Tagj}^{k-1} (T_{Cj-Tagj}^k)^{-1} \end{cases}$$

其中,将 A_i 定义为在 k 时刻,机械末端抓手相对上一时刻即 $k-1$ 时刻位姿的第 i 组相对变换矩阵; B_i 定义为在 k 时刻,靶平面相对上一时刻即 $k-1$ 时刻位姿的相对变换矩阵;参数 j 代表每个相机的序号。由于变换矩阵由旋转矩阵加平移向量组成,则对于每个相机到机械手末端式(3)分为两个部分去求解:

$$R_{Ai} R_{M-Cj} = R_{M-Cj} R_{Bi} \quad (4)$$

$$R_{Ai} P_{M-Cj} + P_{Ai} = R_{M-Cj} P_{Bi} + P_{M-Cj}$$

当双相机都固定在机械末端时,通过式(4)即可计算求得 T_{M-C1} 和 T_{M-C2} 。但在实际场景下,由于大型机械的运动控制无法运动得极其精确,因此所获得的参数也会产生较大的误差,因此,在运动过程中,仅依靠机械运动是远远不足以对相机之间的位姿关系进行精确求解的,故提出加入新的约束条件进行约束求解,从而建立更为切合实际场景的数学模型。

如图2所示,当同时对两个相机都进行手眼标定时,由于多相机的固定安装,相机之间的位姿变换矩阵依然是某个确定的关系矩阵。由于外部靶平面固定安装, $T_{Tag1-Tag2}$ 所代表的是对应靶平面 Tag_1 到 Tag_2 之间的位姿变换矩阵。即这个参数矩阵是固定不变参数,可将其转换成约束条件:

$$(T_{MC1})^T T_{MC2} = T_{C1-Tag1} T_{Tag1-Tag2} (T_{C2-Tag2})^T \quad (5)$$

同样将式(5)转换成两个部分,有:

$$\begin{aligned} R_{MC1}^T R_{MC2} &= R_{C1-Tag1,i} R_{Tag1-Tag2} R_{C2-Tag2,i}^T \\ R_{MC1} R_{C1-Tag1,i} P_{Tag1-Tag2} &+ R_{MC1} P_{C1-Tag1,i} + \\ P_{MC1} &= R_{MC2} P_{C2-Tag2,i} + P_{MC2} \end{aligned} \quad (6)$$

在扩展到广泛复杂环境时,多相机传感器与靶平面所形成的坐标系变换关系如图3所示。

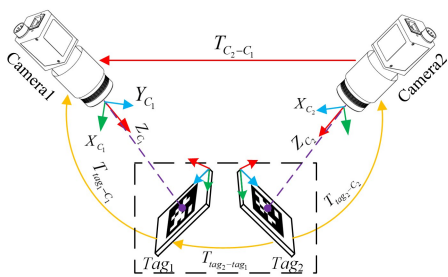


图3 双相机标定示意图

Fig. 3 Schematic diagram of dual camera calibration

当外部测量工具可对靶平面 Tag_1 和 Tag_2 进行位姿测量时,即可将其视作可重叠视场;当无法进行测量时也可建立其模型,即建立如式(7)所示的最小二乘问题进行求解:

$$\min G(R_{MC1}, R_{MC2}, P_{MC1}, P_{MC2}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\| R_{MC1}^T R_{MC2} - R_{C1-Tag1,i} R_{Tag1-Tag2} R_{C2-Tag2,i}^T \|_F^2 + \| R_{MC1} R_{C1-Tag1,i} P_{Tag1-Tag2} + R_{MC1} P_{C1-Tag1,i} + P_{MC1} - R_{MC2} P_{C2-Tag2,i} + P_{MC2} \|_F^2 \right) \quad (7)$$

若多相机处于重叠视场, $R_{Tag1-Tag2}$ 应为单位矩阵 $I_{3 \times 3}$, $P_{Tag1-Tag2}$ 为零向量。本文以相机一与相机二为例,至少需要两组以上的位姿变换数据进行分析求解,将式(4)一式(7)统一建立为带约束条件下的多相机标定的数学模型,即:

$$\begin{aligned} \min F(R_{MC1}, R_{MC2}, P_{MC1}, P_{MC2}) &= \\ & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\| R_{Ai} R_{MC1} - R_{MC1} R_{Bi} \|_F^2 + \| R_{Ai} R_{MC2} - R_{MC2} R_{Bi} \|_F^2 + \| R_{Ai} P_{MC1} + P_{Ai} - R_{MC1} P_{Bi} - P_{MC1} \|_F + \| R_{Ai} P_{MC2} + P_{Ai} - R_{MC2} P_{Bi} - P_{MC2} \|_F \right) \\ \text{s. t. } & R_{MC1} R_{MC1}^T = I, \\ & R_{MC2} R_{MC2}^T = I, R_{MC1}^T R_{MC2} = R_{C1-Tag1} R_{Tag1-Tag2} R_{C2-Tag2}^T, \\ & R_{MC1} R_{C1-Tag1,i} P_{Tag1-Tag2} + R_{MC1} P_{C1-Tag1,i} + P_{MC1} = \\ & R_{MC2} P_{C2-Tag2,i} + P_{MC2} \end{aligned} \quad (8)$$

其中所求的旋转矩阵必须正交,因此添加惩罚项 $R_{MC1} R_{MC1}^T = I, R_{MC2} R_{MC2}^T = I$ 。但实际情况是在优化过程中,由于旋转矩阵 R 都是正交矩阵,直接在约束条件下进行求解很难找到最优解,因此采用拉格朗日松弛法^[12]将有约束的极小化问题转化为无约束的极小化问题,将式(8)转换如下所示的最小化问题:

$$\begin{aligned} \min F(R_{MC1}, R_{MC2}, P_{MC1}, P_{MC2}, R_{Tag1-Tag2}, P_{Tag1-Tag2}, \vec{U}) &= \\ & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(u_1 \| R_{Ai} R_{MC1} - R_{MC1} R_{Bi} \|_F^2 + u_2 \| R_{Ai} R_{MC2} - R_{MC2} R_{Bi} \|_F^2 + u_3 \| R_{Ai} P_{MC1} + P_{Ai} - R_{MC1} P_{Bi} - P_{MC1} \|_F + u_4 \| R_{Ai} P_{MC2} + P_{Ai} - R_{MC2} P_{Bi} - P_{MC2} \|_F + u_5 \| R_{MC1} R_{MC1}^T - I \|_F^2 + u_6 \| R_{MC2} R_{MC2}^T - I \|_F^2 + u_7 \| R_{MC1}^T R_{MC2} - R_{C1-Tag1,i} R_{Tag1-Tag2} R_{C2-Tag2,i}^T \|_F^2 + u_8 \| R_{MC1} R_{C1-Tag1,i} P_{Tag1-Tag2} + R_{MC1} P_{C1-Tag1,i} + P_{MC1} - R_{MC2} P_{C2-Tag2,i} + P_{MC2} \|_F \right) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\vec{U} = [u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8]$ 是拉格朗日乘子系数。为了简化公式,本文对式(9)中的相关参数进行重新定义,如式(10)所示:

$$\begin{cases} E_1 = R_{Ai} R_{MC1} - R_{MC1} R_{Bi} \\ E_2 = R_{Ai} R_{MC2} - R_{MC2} R_{Bi} \\ e_3 = R_{Ai} P_{MC1} + P_{Ai} - R_{MC1} P_{Bi} - P_{MC1} \\ e_4 = R_{Ai} P_{MC2} + P_{Ai} - R_{MC2} P_{Bi} - P_{MC2} \\ E_5 = R_{MC1} R_{MC1}^T - I \\ E_6 = R_{MC2} R_{MC2}^T - I \\ E_7 = R_{MC1}^T R_{MC2} - R_{C1-Tag1,i} R_{Tag1-Tag2} R_{C2-Tag2,i}^T \\ e_8 = R_{MC1} R_{C1-Tag1,i} P_{Tag1-Tag2} + R_{MC1} P_{C1-Tag1,i} + \\ P_{MC1} - R_{MC2} P_{C2-Tag2,i} + P_{MC2} \end{cases} \quad (10)$$

为了满足正交性,有必要对旋转矩阵进行正则化处理,使旋转矩阵完成严格正交,因此将式(9)改写为式(11):

$$\begin{aligned} \min F(R_{MC1}, R_{MC2}, R_{Tag1-Tag2}, P_{MC1}, P_{MC2}, P_{Tag1-Tag2}, \vec{U}) &= \\ & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(u_1 \| E_1 \|_F^2 + u_2 \| E_2 \|_F^2 + u_3 \| e_3 \|_F + u_4 \| e_4 \|_F + u_5 \| E_5 \|_F^2 + u_6 \| E_6 \|_F^2 + u_7 \| E_7 \|_F^2 + u_8 \| e_8 \|_F \right) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(u_1 \text{tr}(E_1^T E_1) + u_2 \text{tr}(E_2^T E_2) + u_3 e_3^T e_3 + u_4 e_4^T e_4 + u_5 \text{tr}(E_5^T E_5) + u_6 \text{tr}(E_6^T E_6) + u_7 \text{tr}(E_7^T E_7) + u_8 e_8^T e_8 \right) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_i (R_{MC1}, R_{MC2}, R_{Tag1-Tag2}, P_{MC1}, P_{MC2}, \end{aligned}$$

$$P_{Tag1-Tag2}, \vec{U}) \quad (11)$$

其中, $tr(\cdot)$ 表示矩阵的迹。值得注意的是, Frobenius 范数和 L_2 范数都是各自参数的严格凸函数^[13], 作为严格凸函数之和的目标函数 F 显然仍然是严格凸函数。因此, 多相机标定的非线性最小二乘问题被转化为严格凸优化问题; 本文采用迭代算法进行带约束的手眼标定求解。最终将可求解出的末端抓手到各个相机的旋转矩阵、平移矢量 $R_{MC1}, R_{MC2}, P_{MC1}, P_{MC2}$ 进行转换, 从而求解出 R_{C1-C2}, P_{C1-C2} :

$$\begin{aligned} R_{C1-C2} &= R_{MC1}^T R_{MC2} \\ P_{C1-C2} &= -R_{MC1}^T P_{C1-M} + P_{MC2} \end{aligned} \quad (12)$$

3.2 基于 SVRG 算法改进的迭代方法

在建立多相机标定的目标函数之后, 求解凸函数中的未知参数时, 多采用一些迭代方法, 如传统的梯度下降 (GD)、随机梯度下降 (SGD)、随机方差梯度下降 (SVRG) 算法等进行参数求解。梯度下降算法是求解凸函数较为基础的方法, 但其中计算量较大, 当每次计算函数对未知参数的偏导值时, 都需要整个数据进行计算, 因此为了提高整个计算速度及稳定性, 通过实践验证, 采用 SVGD 算法更为适合, 其中 SVRG 算法更新偏导公式为:

$$V_{i+1} = V_i - \eta \nabla V_i F(V_i) \quad (13)$$

其中, V_i 代表未知参数所拼接起来的矩阵。 $\nabla V_i F(V_i)$ 表示在 i 次计算时, F 函数对未知参数计算梯度, η 表示的梯度下降的步长系数, 在实践过程中步长的选取往往影响着最后的标定结果, 因此需要根据实际情况自适应调整步长系数。在本文场景下, 由于参数存在旋转矩阵, 需要将其改造成适合矩阵形式的步长^[14], 如式 (14) 所示, 其中对步长系数完成自适应迭代计算:

$$\eta_i = \frac{\|V_i - V_{i-1}\|_F^2 / (V_i - V_{i-1})^T (\nabla V_i F(V_i) - \nabla V_{i-1} F(V_{i-1}))}{\|F(V_{i-1})\|_F} \quad (14)$$

其中, 在具体实验中需要由人工设定初始位姿矩阵, 将步长 η_0 参数作为初始值, 将通过传感器采集到的对应的旋转矩阵及平移矢量作为目标函数 (见式 (9)) 的数据输入, 最后由本文

针对性采用的 SVRG 改进算法完成对未知参数的迭代优化, 并得出最终的多相机标定参数。

4 实验结果与分析

在实验过程中, 主要通过两部分实验进行实验分析。一部分是仿真实验, 主要验证算法模型的可行性、稳定性以及抗干扰性; 另一部分是从实际场景进行数据采集, 通过实际设备控制并采集相关数据, 并在实际真实状态下进行数据分析, 验证本文算法在实际场景下的准确度是否满足实际应用。

4.1 仿真状态下的多相机标定实验

本文主要从不同噪声程度、不同距离、不同样本数量来分析算法的可行性及抗干扰性, 并设定不同的初始化参数来验证算法是否具有稳定性。通过表 1 建立仿真数据集, 设定噪声程度参数、位姿变换矩阵的真实值, 并设定不同的样本数量进行计算。

表 1 仿真实验中的噪声参数设定

Table 1 Noise parameter settings in simulation experiment

	$\theta/^\circ$	d/mm
Low	0.1	1
Mid-H	1.0	10
Mid	0.5	5
High	5.0	50

式 (15) 中, 代表旋转矩阵 R 所对应的旋转矢量, 其中可由罗格里格斯公式将旋转矩阵转换为旋转矢量。旋转噪声 R_N 与平移噪声 P_N 分别由随机生成的偏角 θ 、距离 d 生成计算:

$$\begin{aligned} R_N &= R_{0-i} \text{Rot} \left(r_i, \frac{\pi}{180} \text{rand}(0 \sim \theta) \right) \\ P_N &= P_{0-i} + [\text{rand}(-d \sim d), \text{rand}(-d \sim d), \text{rand}(-d \sim d)]^T \end{aligned} \quad (15)$$

在不同噪声下的实验结果如图 4 所示, 从整体来看多相机标定的误差会随着数据样本的增加而趋向稳定。

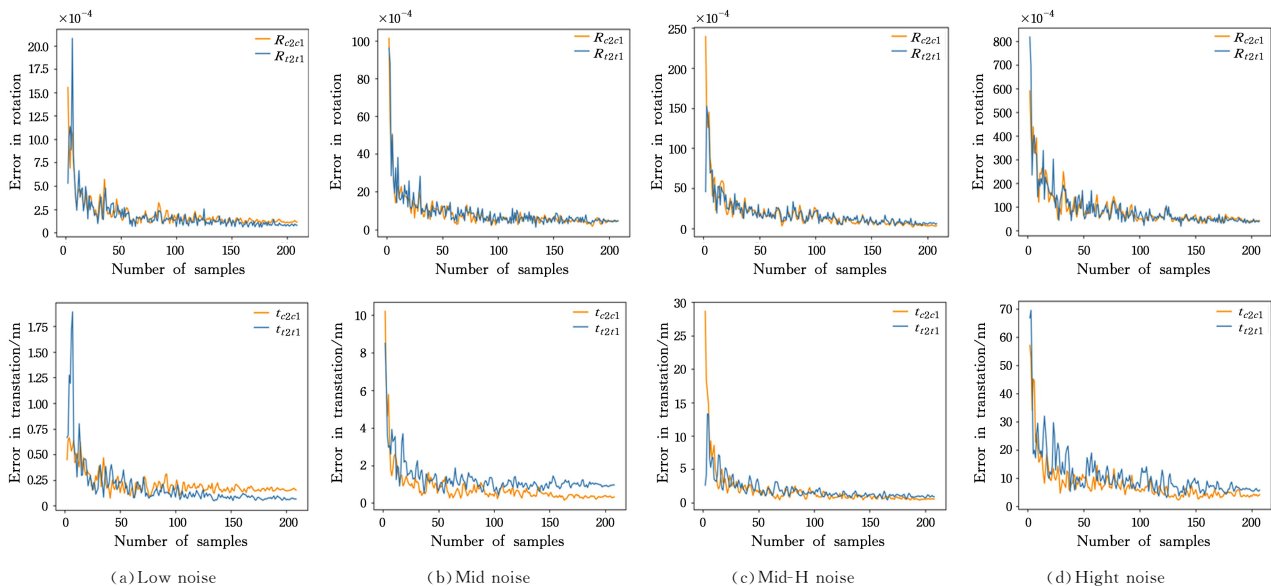


图 4 不同噪声程度下的标定误差结果

Fig. 4 Calibration error results with different noise levels

从仿真结果来看,在样本数达到 100 的数量时即可,并且误差值也均在噪声参数的 10% 以内,其中平移误差相比姿态误差的波动较大,原因在于平移矢量往往受旋转矩阵的影响,导致其波动幅度会大于旋转误差,但整体能够保证算法的可行性,其中当产生较大的噪声时(见图 4(d)),数据量较少的情况下,标定之后产生的误差较大,但随着数据样本的增加,标定误差趋向稳定值,并且能满足达到毫米级别的标定精度。

在验证不同噪声状态下的实验结果之后,本文设定相同噪声、不同的旋转姿态、平移向量来验证算法的稳定性,其中设定参数值如表 2 所列,定义固定噪声为中高噪声,即偏角噪声 $\theta=1^\circ$ 、距离噪声 $d=10\text{ mm}$ 。此时仿真结果如图 5 所示,通过数据分析可知,当位姿变换幅度较小时,多相机标定结果往往足够稳定,其中位姿变换的误差值会随着数据样本的增加而降低。当求解两个位姿变换矩阵时,只有两者均出现较大的相对变换位姿(Hight Transformation)时,才会有较大的波动,但误差值依然会随着样本数量的增加而降低,最终能够控制在 0.06° 、2 mm 以内的精度,因此能够保证方法的可行性。

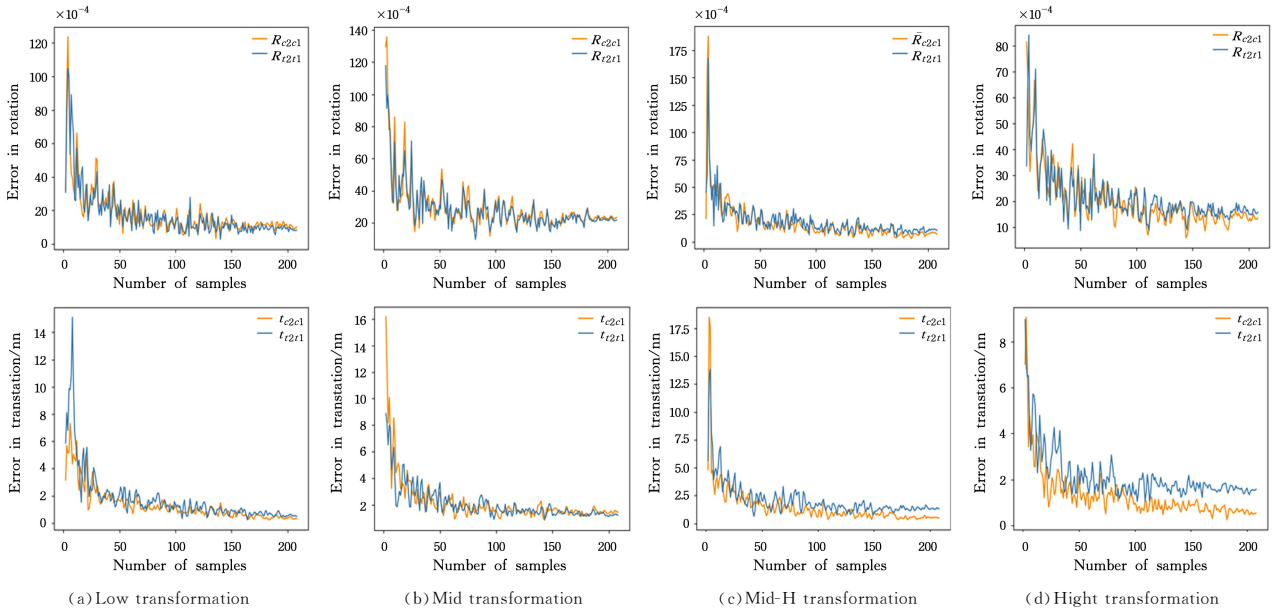


图 5 不同姿态及距离下的标定误差结果

Fig. 5 Calibration error results with different attitudes and distances

4.2 实践场景下的多相机标定实验

除了通过仿真实验进行验证,本文也将本文方法应用于实际场景,如图 6 所示,将 4 个工业相机搭载在大型盾构机上,通过外部工具对定制的标定靶平面进行测量,得到相对位姿矩阵 $T_{Tag1-Tag2}$,并给予约束参数,控制盾构机的多次移动并记录相关的位姿数据,再由此完成多相机标定算法,并对其进行评估。由于在实际场景下很难借助精密仪器或其他方式直接测量出每个相机之间真实的位姿变换矩阵,因此本文借助对求解出的 $\bar{T}_{Tag1-Tag2}$ 与外部约束下测量的 $T_{Tag1-Tag2}$ 进行对比,计算出 T_{Tag1} 到其他 $T_{Tag,i}$ 之间的位姿变换矩阵,并将其分解成旋转矢量与平移矢量。

整个测试流程中,首先通过张正友相机标定算法^[16]求解出每个相机内参,然后通过本文多相机标定算法求解出多相机之间的位姿变换矩阵,并通过人工干预将每个标定板固定在木板上,保证其平面平行,测量出每个标定板之间的位姿矩阵,最后由计算出来的 T_{C1-Cj} 测试标定板之间真实误差。其中

表 2 仿真实验中的位姿变换矩阵参数设定

Table 2 Transformation matrix parameter settings in simulation experiment

	Transformation Matrix	Value
Low	T_{C1-C2}	$\begin{bmatrix} Rot([0,0,1]^T, \pi) & [0 & 0 & 1000]^T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix}$
	$T_{Tag1-Tag2}$	$\begin{bmatrix} Rot([0,0,1]^T, \pi/2) & [0 & 0 & 1000]^T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix}$
Mid-H	T_{C1-C2}	$\begin{bmatrix} Rot([0,0,1]^T, \pi/2) & [0 & 0 & 1000]^T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix}$
	$T_{Tag1-Tag2}$	$\begin{bmatrix} Rot([0,0,1]^T, \pi/2) & [0 & 0 & 5000]^T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix}$
Mid	T_{C1-C2}	$\begin{bmatrix} Rot([0,0,1]^T, \pi) & [0 & 0 & 1000]^T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix}$
	$T_{Tag1-Tag2}$	$\begin{bmatrix} Rot([0,0,1]^T, \pi/2) & [0 & 0 & 5000]^T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix}$
Hight	T_{C1-C2}	$\begin{bmatrix} Rot([0,0,1]^T, \pi/2) & [0 & 0 & 1000]^T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix}$
	$T_{Tag1-Tag2}$	$\begin{bmatrix} Rot([0,1,0]^T, \pi/2) & [0 & 0 & 5000]^T \\ 0^T & 1 \end{bmatrix}$

实践场景采集了 100 组标定图片数据进行标定,最终的多相机标定结果如表 3 所列。

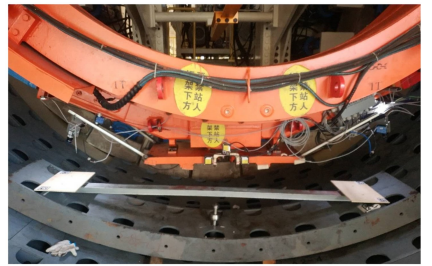


图 6 实际场景下的多相机标定示意图

Fig. 6 Schematic diagram of multi-camera calibration in actual scenes

由于实际场景下多相机之间的距离与旋转难以测量,因此通过计算标定板之间的相对位姿矩阵进行验证。本文在完成多相机标定之后,从不同的姿态、距离下采集 30 组测试数据进行验证,最终实验结果如图 7 所示。结果图

采用箱线图绘制,其中红虚线代表中位值,用其 X 轴表示不同靶平面之间的旋转及平移关系, Y 轴表示在不同状态

下的误差值,平移误差用毫米为单位,旋转误差用角度为单位。

表 3 四相机标定结果表

Table 3 Quad camera calibration results

	Virtual camera 1	Virtual camera 2	Virtual camera 3	Virtual camera 4
$(f_x, f_y)/(\text{pixels})$	(2516.1, 2518.1)	(2548.3, 2552.7)	(3807.4, 3854.1)	(2505.1, 2507.1)
$(u_0, v_0)/(\text{pixels})$	(1872.6, 1336.6)	(1874.8, 1320.1)	(2027.2, 1285.8)	(1860.2, 1294.9)
(d_1, d_2, d_3)	(-0.064, -0.092, -0.05)	(-0.062, -0.085, -0.037)	(-0.063, -0.09, -0.034)	(-0.0612, -0.0765, -0.0244)
r_{im}	—	(0.1046, -1.186, -0.302)	(-1.695, -0.39, 2.124)	(0.0169, -1.0078, 2.4561)
$P_{im}()$	—	(628.28, -200.62, 399.79)	(274.5, -1931.5, -228.5)	(-397.23, -1548.34, -609.06)

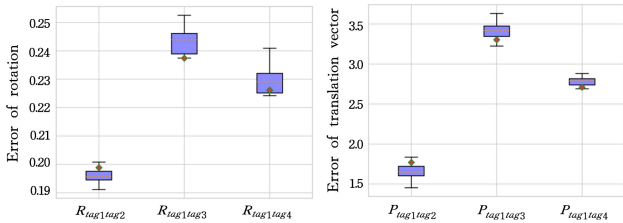


图 7 实际场景下的多相机标定误差结果图(电子版为彩图)

Fig. 7 Results of multi-camera calibration error in actual scenes

在实际状态下,标定精度由多方面因素导致,由测试结果可知,当相机之间的距离和旋转角度较大时,会出现对靶平面定位偏差较大的情况,因此误差会随着标定距离的跨距变大而增加。但即便相机在跨距相差 2 m 的情况下,依然能够保证靶平面的相对定位精度整体控制在 0.3° 的偏角、4 mm 的平移误差以内,这能够满足实际应用的需求的。

结束语 在实际场景中,多相机标定往往受限于环境,在非重叠视场下很难建立多相机之间的联系,当前往往都是借助特殊的标定工具或者定制当前场景适用的标定工具,这给实际应用带来了不必要的成本。本文从实际场景出发,将多相机标定问题转化成误差最小二乘问题,并借助已知参数进行约束求解,进而解决实际大型场景下的多相机标定问题。本文仿真实验和实际应用的结果,可以确保本文提出的多相机标定算法能够满足高精度、高稳定性的特性。

参考文献

- [1] ZHANG Q, PLESS R. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder(improves camera calibration)[C]//2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) (IEEE Cat. No. 04CH37566). IEEE, 2004: 2301-2306.
- [2] CHEN X, DAVIS J, SLUSALLEK P. Wide area camera calibration using virtual calibration objects[C]// Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2000) (Cat. No. PR00662). IEEE, 2000: 520-527.
- [3] HEIKKILA J, SILVÉNO. A four-step camera calibration procedure with implicit image correction[C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 1997: 1106-1112.
- [4] PEREZ A J, PEREZ-CORTES J C, GUARDIOLA J L. Simple and precise multi-view camera calibration for 3D reconstruction [J]. Computers in Industry, 2020, 123: 166-3615.
- [5] GAO Z, ZHU M, YU J. A Novel Camera Calibration Pattern Robust to Incomplete Pattern Projection[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(8): 10051-10060.
- [6] MENG X, WEI Z Z, ZHANG G J, et al. A flexible technique for calibrating relative position and orientation of two cameras with non-overlapping FOV[J]. Measurement, 2013, 46(1): 34-44.

- [7] DONG W B, ISLER V. A Novel Method for the Extrinsic Calibration of a 2D Laser Rangefinder and a Camera[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(10): 4200-4211.
- [8] HUO J, LI Y H, YANG M. Multi-camera calibration method based on minimizing the difference of reprojection error vectors [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(4): 844-853.
- [9] SHUANG M M. Accurate calibration method of non overlapping field of view camera based on spatial constraints[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 237-245.
- [10] LI S T. Research on segment assembly robot and vision system of shield machine[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018.
- [11] TSAI R Y, LENZ R K. A new technique for fully autonomous and efficient 3D robotics hand/eye calibration[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1989, 5(3): 345-358.
- [12] RIE J, ZHANG T. Accelerating stochastic gradient descent using predictive variance reduction[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2013, 26(1): 315-323.
- [13] BRAGIN M. Convergence of the surrogate Lagrangian relaxation method[J]. Journal of Optimization Theory and Applications, 2015, 164(1): 173-201.
- [14] DATTORRO J. Convex optimization & Euclidean distance geometry[M]//Springer US, 2005.
- [15] WANG G G. Simultaneous calibration of multicoordinates for a dual-robot system by solving the AXB=YZC problem[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(4): 1172-1185.
- [16] KANG Y H. Reverse engineering of a Hamiltonian for a three-level system via the Rodrigues' rotation formula [J]. Laser Physics Letters, 2016, 14(2): 025201.
- [17] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.



LIAO De, born in 1995, master. His main research interests include image processing, robot control technology, etc.



ZHANG Hui, born in 1983, Ph.D, professor. His main research interests include machine vision, sparse representation and vision tracking.