

基于加权 Levenberg-Marquardt 的多目视觉同名物点定位算法

周爱国, 于江洋*, 蒲家坤, 李振雨**, 魏榕慧

同济大学机械与能源工程学院, 上海 201804

摘要 为了充分利用多目视觉系统的冗余信息, 提高系统对同名物点世界坐标的解算精度, 提出了一种基于加权 Levenberg-Marquardt(LM)非线性优化的定位算法。该算法充分考虑拍摄距离对物点计算精度的影响, 利用矩阵论中的广义正交投影法求解多相机约束下物点世界坐标初值, 结合深度信息对目标函数进行加权, 提高近距离相机的置信度, 根据加权处理的 LM 算法对物点世界坐标进行迭代计算以获得最优解。在 $8\text{ m}\times 6\text{ m}\times 3\text{ m}$ 的测量空间对 4 种算法进行了实验, 实验结果表明, 所提加权 LM 算法相比传统算法及近年提出的算法在精度与效率方面均有不同程度的提高, 可为多目视觉系统的高精度定位提供一定的参考。

关键词 机器视觉; 多目视觉系统; 高精度定位; 非线性优化; 广义正交投影; 加权 LM 算法

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2415006

Positioning Algorithm of Homonymous Object Points in Multi-Vision System Based on Weighted Levenberg-Marquardt

Zhou Aiguo, Yu Jiangyang*, Pu Jiakun, Li Zhenyu**, Wei Ronghui

School of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China

Abstract In order to make full use of the redundant information of the multi-vision system and improve the precision of the system in solving the world coordinates of the homonymous object points, a nonlinear optimization algorithm based on weighted Levenberg-Marquardt (LM) is proposed. The algorithm fully considers the influence of shooting distance on the accuracy of object point calculation. The generalized orthogonal projection method in matrix theory is used to solve the initial position of the object points in world coordinates under the constraint of multiple cameras, and the objective function is weighted with depth information to improve the confidence of the camera in closer distance. Then, the weighted LM algorithm is used to iteratively calculate the object point world coordinates to obtain the optimal solution. Experiments are carried out on four algorithms in an $8\text{ m}\times 6\text{ m}\times 3\text{ m}$ measurement space, experimental results show that the proposed algorithm has different degrees of improvement in accuracy and efficiency compared with the traditional algorithm and the algorithm proposed in recent years, which can offer some references for high precision positioning of the multi-vision system.

Key words machine vision; multi-vision system; high precision positioning; nonlinear optimization; generalized orthogonal projection; weighted LM algorithm

OCIS codes 150.4232; 150.6910; 150.1135

1 引言

随着计算机视觉的发展, 视觉定位技术被广泛

应用于机械臂跟踪、航天器姿态测量、机器人导航等领域^[1]。多目视觉测量是近年来提出的一种高精度视觉定位技术, 利用 3 个或 3 个以上的相机在不同

收稿日期: 2021-01-29; 修回日期: 2021-02-06; 录用日期: 2021-03-05

通信作者: *1930217@tongji.edu.cn; **zhenyu.li@tongji.edu.cn

视角下对同一物体进行拍摄,根据同名物点在各相机成像面中的像素坐标差异计算出物体的空间位置^[2],测量原理建立在双目视觉视差原理的基础上^[3]。多目视觉测量系统相比于单目系统避免了深度信息丢失的问题,具有鲁棒性高、适应能力强等优点,而且比双目系统具有更广的视场范围,适用于大范围场景下的目标定位。此外,针对自身变形较大的物体,如对搬运机器人、挖掘机机臂等进行位姿测量时,可能存在标记点遮挡的情况,而多目视觉系统从多个视角进行拍摄,可以有效地解决这一问题,而且多视觉的冗余特性可以有效地提高同名物点定位精度。

多视觉系统测量物点的空间位置时,传统方法利用空间前方交会法^[4]求解物点在测量空间的坐标,但该方法对测量噪声较为敏感,受单个相机成像精度影响较大。He 等^[5]综合考虑各相机与同名物点的位置关系,利用加权平均的方法计算物点的空间位置,该方法通过一次计算即可得到物点三维坐标,但并未结合各图像信息进行优化。文献[6]通过设置重投影误差权值估算物点三维位置,该方法虽然利用了多视觉的冗余特征,但只在相机光轴近似平时才能体现出优势。Guo 等^[7]提出了基于误差传递矩阵的特征点位置优化目标函数,该函数在双目视觉姿态测量中取得了较好的效果,但并未在双目视觉系统中进行验证。Liu 等^[8]提出了一种三维空间粒子滤波跟踪方法,以二维平面粒子作为三维空间粒子在成像平面上的投影,基于贝叶斯后验概率递归推导出空间粒子权重,建立了基于分辨率概念的协同跟踪机制,但该方法较为复杂且对硬件算力要求较高。吴贤权等^[9]在定向天线周围遍布 4 个摄像头,通过识别天线上的反光标志点解算位姿,该方法实现了对定向天线位姿的非接触式测量,但每次计算位姿时,只取成像视野中标记点最多的两个相机组建成双目系统,并未发挥出多目视觉的优势。乔玉晶等^[10]结合多目标遗传算法,提出了一种多目视觉智能组网规划方法,该方法兼顾了测量覆盖率和被测对象的三维不确定度,但实验时仅应用了单个相机进行多个站位点实验,没有验证多个相机的情况。文献[11]分析了多目视觉系统位姿参数对测量精度的影响,通过仿真获得了系统搭建时最优取值范围的位姿参数,但该实验基于双目视觉测量系统,并未验证 3 个或更多相机的系统。文献[12]用 bundle adjustment(BA)对三维点坐标和相机姿态进行非线性优化,提高了同名物点的位置计算精度,

但未考虑相机距离对图像噪声的影响。

针对目前研究的不足,在多目视觉同名物点位置测量中,提出了一种基于加权 Levenberg-Marquardt(LM)优化的定位算法。该算法通过正交投影法计算到所有相机反投影线距离之和最小点的世界坐标,并以该坐标为初值,利用加权 LM 非线性优化算法求解使得目标函数最小的物点世界坐标。当各相机规格、所处的环境基本相同时,相机与物点的距离对图像噪声影响较大,在设计目标函数时,充分考虑距离对测量误差的影响,利用距离信息为目标函数添加加权因子,提高近距离相机的置信度。

2 多目视觉测量模型

2.1 视觉成像坐标系定义

视觉成像本质上是三维空间的物体到二维平面图像的变换过程。为了定量描述这一过程,引入世界坐标系、相机坐标系、像平面坐标系及图像坐标系,如图 1 所示。

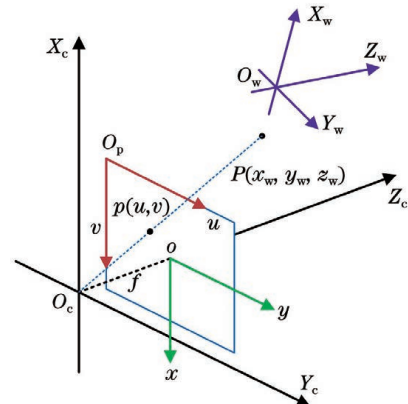


图 1 视觉成像模型

Fig. 1 Visual imaging model

2.1.1 世界坐标系 ($O_w-X_w Y_w Z_w$)

世界坐标系是在真实世界三维空间内的坐标系,用来描述物点在测量空间内的位置,可表示为 (x_w, y_w, z_w) ,单位为 mm。

2.1.2 相机坐标系 ($O_c-X_c Y_c Z_c$)

相机坐标系原点 O_c 是相机的光心, Z_c 沿相机光轴方向,此坐标系下的坐标值可表示为 (x_c, y_c, z_c) ,单位为 mm。世界坐标系与相机坐标系之间的关系可用旋转矩阵 \mathbf{R} 与平移矩阵 \mathbf{T} 描述,即

$$\overrightarrow{O_c P_c} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \overrightarrow{O_w P_w}, \quad (1)$$

式中: $\overrightarrow{O_w P_w} = [x_w \ y_w \ z_w \ 1]^T$ 表示世界坐标系中原点 O_w 指向物点 P_w 齐次坐标的矢量; $\overrightarrow{O_c P_c} =$

$[x_c \ y_c \ z_c \ 1]^T$ 表示相机坐标系中原点 O_c 指向物点 P_c 齐次坐标的矢量;世界坐标系到相机坐标

系的旋转描述子 $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}$;世界坐标系

到相机坐标系的平移描述子 $\mathbf{T} = [t_x \ t_y \ t_z]^T$ 。

2.1.3 像平面坐标系(o - xy)

真实的成像平面位于光心后方,为避免出现负值,通常在光心前方建立一虚拟像平面来描述像点在成像平面的位置,像平面坐标系原点 o 位于相机光轴与虚拟平面的交点处, $\|oO_c\|_z^2 = f$, f 为相机的焦距。 x 轴与 y 轴分别与相机坐标系的 X_c 轴和 Y_c 轴平行,该坐标系为二维平面坐标,坐标值可表示为 (x, y) ,单位为 mm。在不考虑相机畸变的情况下,像平面坐标系与相机坐标系之间的变换关系为

$$z_c \vec{o_p} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \vec{O_c P_c}, \quad (2)$$

式中: $\vec{o_p} = [x \ y \ 1]^T$ 表示像平面坐标系中原点 o 指向像点 p 齐次坐标的矢量; z_c 表示物点在相机坐标系中沿光轴方向的深度信息,单目相机并不具备获取 z_c 的能力,只能通过数学计算消除。

2.1.4 图像坐标系(o_p - uv)

图像坐标系原点 o_p 位于像平面的左上角,图像坐标系的 u 轴与 v 轴分别与像面坐标系的 x 轴与 y 轴平行。坐标值为 (u, v) ,单位为 pixel,表示像点位于图像中的第 v 行、第 u 列。像平面坐标系与图像坐标系之间的变换关系为

$$\vec{o_p p} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \vec{o p}, \quad (3)$$

式中: $\vec{o_p p} = [x \ y \ 1]^T$ 表示图像坐标系中原点 o_p 指向像点 p 齐次坐标的矢量; dx, dy 表示单个像元的尺寸。对于单目相机,物点世界坐标到像点图像坐标的变化关系^[13]为

$$z_c \vec{o_p p} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \vec{O_w P_w} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \vec{O_w P_w} = \begin{bmatrix} \mathbf{K} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \vec{O_w P_w}, \quad (4)$$

式中:相机的内参矩阵 $\mathbf{K} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$; $f_x =$

$\frac{f}{dx}, f_y = \frac{f}{dy}$ 分别表示像平面横纵轴的等效焦距; u_0, v_0 分别表示像平面坐标系原点 o 相对于图像坐标系原点 o_p 的偏移量。

将(4)式写成投影矩阵,有

$$z_c \vec{o_p p} = \mathbf{M} \vec{O_w P_w}, \quad (5)$$

式中:相机完整的参数矩阵 $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{K} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} =$

$$\begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{bmatrix}。$$

2.2 理想多目视觉测量模型

成像过程无噪声干扰、镜头无畸变的情况下得

到的图像是理想情况下的视觉测量模型。此时,相机成像过程可类比小孔成像,当使用多台摄像机在不同位置对测量空间中的同名物点进行拍摄时,各相机的光心与像点构成的反投影线交于一点^[14],如图 2 所示。

理想成像情况下由多个相机图像点坐标确定物点世界坐标时,对相机 i ,由(5)式有

$$z_{ci} \vec{o_{pi} p_i} = \mathbf{M}_i \vec{O_w P_w}, \quad (6)$$

式中: z_{ci} 表示相机 i 的光心到物点沿光轴方向的距离; $\vec{o_{pi} p_i}$ 表示在相机 i 的图像坐标系中原点 o_{pi} 指向像点 p_i 齐次坐标的矢量; \mathbf{M}_i 表示相机 i 的参数矩阵。将(6)式写成线性方程组形式,有

$$\begin{cases} m_{11}^i x_w + m_{12}^i y_w + m_{13}^i z_w + m_{14}^i = z_{ci} u_i \\ m_{21}^i x_w + m_{22}^i y_w + m_{23}^i z_w + m_{24}^i = z_{ci} v_i, \\ m_{31}^i x_w + m_{32}^i y_w + m_{33}^i z_w + m_{34}^i = z_{ci} \end{cases} \quad (7)$$

式中: x_w, y_w, z_w, z_{ci} 为未知量,其他为已知量。当

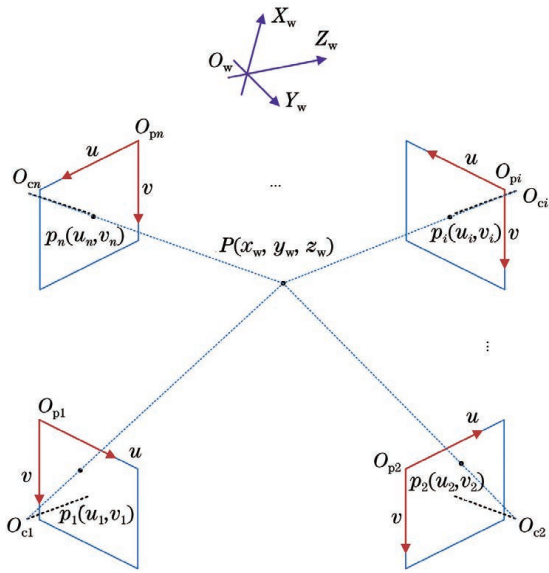


图 2 理想多目视觉成像系统
Fig. 2 Ideal multi-vision imaging system

有 $n (n \geq 2)$ 台相机时, 可得到由 $3n$ 个方程组成的线性方程组, 所有反投影线交于一点, 该方程组在空间上有唯一解。

2.3 实际多目视觉测量模型

然而实际测量时, 受镜头畸变、校准误差、空气质量等引起的成像噪声干扰, 物点通过镜头在像平面上的实际像点位置与预期投影像点位置不一致^[15], 由相机成像的原理可知, 微小的像素误差也会对物点的世界坐标计算带来较大的影响。此时, 所有相机的反投影线在测量空间中为异面直线, 不会严格交于一点, 如图 3 所示, (7) 式变为超静定方程组, 理论上无解。

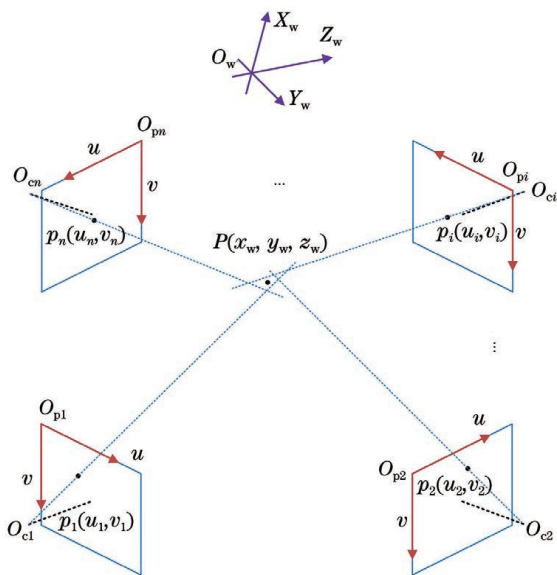


图 3 实际多目视觉成像系统
Fig. 3 Real multi-vision imaging system

实际情况中的多目视觉测量模型求解可看作是一个非线性优化问题, 通过多相机的几何约束求解物点位置初值, 设计合适的目标函数, 利用非线性优化算法获得物点世界坐标最优解。

3 加权 Levenberg-Marquardt 算法设计

3.1 物点世界坐标初值计算

物点世界坐标初值计算就是求解到多条异面直线距离之和最小点的世界坐标。根据前文的分析, 可建立如图 4 所示的视觉测量模型, 并利用正交投影法将其简化为图 5 所示模型。

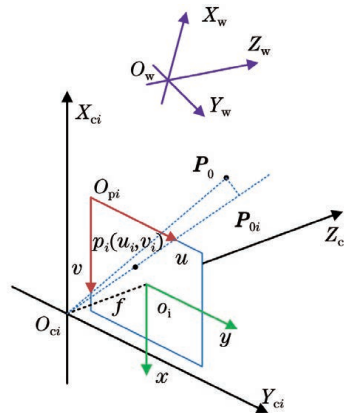


图 4 实际视觉测量模型
Fig. 4 Real vision measurement model

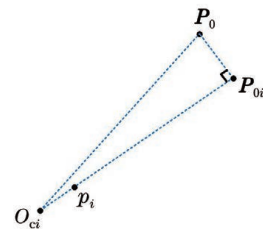


图 5 简化视觉测量模型
Fig. 5 Simplified vision measurement model

图 5 中, p_i 可通过图像获得, O_{ci} 由相机的安装位置确定, 二者均为已知量。 P_0 表示到所有相机反投影线距离之和最小的点, 即需要求解的初值, P_{0i} 表示第 i 个相机反投影线上距离 P_0 最近的点, 二者均为未知量。记 $\overrightarrow{O_{ci}p_i}$ 在世界坐标系中的矢量为 r_i , 根据空间变换理论可得

$$r_i = R^{-1} K^{-1} O_{ci} p_i \quad (8)$$

利用正交投影可得 P_{0i} 的位置为

$$\overrightarrow{O_{ci}P_{0i}} = \frac{r_i^T O_{ci} P_0 r_i}{\|r_i\|^2} \quad (9)$$

联立(8)式与(9)式, 可得

$$\|\overrightarrow{P_{0i}P_0}\|^2 = \left\| \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{r}_i^T \mathbf{r}_i}{\|\mathbf{r}_i\|^2} \right) \overrightarrow{O_{ci}P_0} \right\|^2, \quad (10)$$

式中: \mathbf{I} 表示单位矩阵。物点世界坐标的初值是使

得 $\sum_{i=1}^n \|\overrightarrow{P_{0i}P_0}\|^2$ 最小的解, 求其对 $\overrightarrow{O_w P_0}$ 的导数, 并使导数为 0, 可得

$$\sum_{i=1}^n \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{r}_i^T \mathbf{r}_i}{\|\mathbf{r}_i\|^2} \right) \overrightarrow{O_w P_0} = \sum_{i=1}^n \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{r}_i^T \mathbf{r}_i}{\|\mathbf{r}_i\|^2} \right) \overrightarrow{O_w O_{ci}}. \quad (11)$$

对于任意一个相机, $\overrightarrow{O_w P_0}$ 为不变量, 故

$$\overrightarrow{O_w P_0} = \left[\sum_{i=1}^n \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{r}_i^T \mathbf{r}_i}{\|\mathbf{r}_i\|^2} \right) \right]^{-1} \sum_{i=1}^n \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{r}_i^T \mathbf{r}_i}{\|\mathbf{r}_i\|^2} \right) \overrightarrow{O_w O_{ci}}. \quad (12)$$

3.2 LM 算法基本理论

LM 算法是应用最广泛的非线性优化算法之一, 是一种基于信赖域的优化算法, 兼备了梯度下降法的全局搜索特性及高斯牛顿法的局部快速收敛特性, 且克服了高斯牛顿法不能处理奇异和非正定矩阵的弱点^[16]。

LM 算法的基本理论是对某一非线性函数 $f(\mathbf{x})$ 进行一阶泰勒展开:

$$f(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) \approx f(\mathbf{x}) + J(\mathbf{x})\Delta\mathbf{x}, \quad (13)$$

式中: $J(\mathbf{x})$ 为雅可比矩阵, 表示 $f(\mathbf{x})$ 关于 \mathbf{x} 的导数。LM 算法的目标是寻找一个下降矢量 $\Delta\mathbf{x}$, 使得 $\|f(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x})\|^2$ 达到最小。将 (13) 式代入 $\|f(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x})\|^2$, 得到一个线性的最小二乘问题, 即

$$\min_{\Delta\mathbf{x}} \frac{1}{2} \|f(\mathbf{x}) + J(\mathbf{x})\Delta\mathbf{x}\|^2. \quad (14)$$

高斯牛顿法的思想是将 (14) 式展开并对 $\Delta\mathbf{x}$ 求导, 可得

$$\Delta\mathbf{x} = - [J(\mathbf{x})^T J(\mathbf{x})]^{-1} J(\mathbf{x})^T f(\mathbf{x}). \quad (15)$$

但是在实际求解时, (15) 式中 $J(\mathbf{x})^T J(\mathbf{x})$ 可能是奇异或近似奇异的, 无法求逆。为了解决这一问题, LM 算法在高斯牛顿法的基础上添加一个阻尼系数 μ ($\mu > 0$)^[17]。

$$\Delta\mathbf{x} = - [J(\mathbf{x})^T J(\mathbf{x}) + \mu \mathbf{I}]^{-1} J(\mathbf{x})^T f(\mathbf{x}), \quad (16)$$

式中: μ 的取值一般由经验获得, 并根据实际下降效果进行调整。下降效果的表达式为

$$\rho = \frac{\|f(\mathbf{x})\|^2 - \|f(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x})\|^2}{\|J(\mathbf{x})\Delta\mathbf{x}\|^2}, \quad (17)$$

式中: 分子是实际下降的值; 分母是近似模型下降的值。 ρ 接近于 1 时, μ 值合适; ρ 过小说明实际下降效果不理想, μ 值需要缩小; ρ 较大说明实际效果比预计更大, μ 值应放大。

当 $\mu \approx 0$ 时, $J(\mathbf{x})^T J(\mathbf{x})$ 占主导地位, 说明二次近似值模型在该范围内表现较好, LM 算法接近高斯牛顿法; 当 μ 取值较大时, $\mu \mathbf{I}$ 占主导地位, 说明

二次近似值模型在该范围内表现较差, LM 算法更接近一阶梯度下降法。阻尼系数 μ 可以保证 $J(\mathbf{x})^T J(\mathbf{x}) + \mu \mathbf{I}$ 可逆, 避免系数矩阵非奇异和病态的问题, 具有较好的鲁棒性。

3.3 加权 LM 算法

在多目视觉测量系统中, 通常采用最小化重投影误差的方式进行非线性优化^[18], 即

$$\min_{\Delta\mathbf{x}} \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \|p_i - \tilde{p}_i\|^2, \quad (18)$$

式中: \tilde{p}_i 表示调整后的物点通过 (4) 式变换至第 i 个相机后得到的图像坐标。当各相机参数、测量环境等因素均相同时, 相机到物点的距离对成像噪声影响较为明显, 距离越远, 噪声越大, 反之, 噪声越小。在设计目标函数时, 将相机到物点距离的倒数转化为加权因子, 同时为了增加不同相机之间的可比性, 对距离信息进行归一化处理, 有

$$\omega_i = \frac{1}{\|\overrightarrow{O_{ci}P_{0i}}\|^2} \sum_{j=1}^n \frac{1}{\|\overrightarrow{O_{cj}P_{0j}}\|^2}. \quad (19)$$

因此, 最终的目标函数为

$$\min_{\Delta\mathbf{x}} \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \omega_i \|p_i - \tilde{p}_i\|^2. \quad (20)$$

将 (6) 式代入目标函数并转化为方程组形式, 可得

$$\begin{cases} F_{ui} = u_i - \frac{m_{11}^i x_w + m_{12}^i y_w + m_{13}^i z_w + m_{14}^i}{m_{31}^i x_w + m_{32}^i y_w + m_{33}^i z_w + m_{34}^i} \\ F_{vi} = v_i - \frac{m_{21}^i x_w + m_{22}^i y_w + m_{23}^i z_w + m_{24}^i}{m_{31}^i x_w + m_{32}^i y_w + m_{33}^i z_w + m_{34}^i} \end{cases}. \quad (21)$$

计算 (21) 式关于 $\overrightarrow{O_w P_w} = [x_w \ y_w \ z_w]^T$ 的导数, 可得雅可比矩阵为

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \dot{F}_{11}^i & \dot{F}_{12}^i & \dot{F}_{13}^i \\ \dot{F}_{21}^i & \dot{F}_{22}^i & \dot{F}_{23}^i \end{bmatrix}. \quad (22)$$

将(22)式代入(15)式,可得增量为

$$\Delta \mathbf{P} = \sum_{i=1}^n - [\mathbf{J}_i^T \mathbf{J}_i + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}_i^T \begin{bmatrix} F_{ui} \\ F_{vi} \end{bmatrix}. \quad (23)$$

关于 μ 的取值,采用文献[19]提供的形式,该文献已从数学推理的角度证明其收敛性。

$$\mu = \sum_{i=1}^n \left\| \mathbf{J}_i^T \begin{bmatrix} F_{ui} \\ F_{vi} \end{bmatrix} \right\|_2^2. \quad (24)$$

因此,加权 LM 算法具体计算步骤如下。

1) 根据正交投影法计算物点坐标初值 $P_0(x_0, y_0, z_0)$, 设置迭代终止常量为 e 、实际下降效果阈值为 ϵ 、迭代次数为 k , 并初始化 μ ;

2) 根据当前估算的物点世界坐标及相机参数, 利用(22)式求解雅可比矩阵 \mathbf{J} , 并根据(24)式计算 μ ;

3) 根据(23)式计算增量 $\Delta \mathbf{P}$;

4) 利用(17)式计算 ρ , 评估当前下降效果;

5) 若 $\rho < \epsilon$, 则 $\mu = 0.5\mu$, 并返回步骤 3), 否则 $\overrightarrow{OP} = \overrightarrow{OP} + \Delta \mathbf{P}$, 继续执行步骤 6);

6) 若 $\|\Delta \mathbf{P}\|_2^2 \leq e$ 或迭代次数大于等于 k , 停止迭代, 输出优化后的结果; 否则返回步骤 2) 进入下一轮迭代。

4 实验与结果分析

4.1 实验环境

在 $8 \text{ m} \times 6 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ 空间的 4 个角落分别放置相机, 记为 C_1, C_2, C_3, C_4 , 4 个相机均为 500 万像素、等效焦距为 8 mm 的同一规格 CCD 相机, 像元尺寸为 $2.5 \mu\text{m} \times 2.5 \mu\text{m}$ 。在相机内参标定时, 考虑相机的径向畸变与切向畸变的前两项 k_1, k_2 与 p_1, p_2 [20], 得到的内参标定结果如表 1 所示, 外参标定结果如表 2 所示, 表 2 中平移向量以 mm 为单位。

表 1 内参标定结果

Table 1 Calibration results of internal parameters

Camera	f/mm	u_0/pixel	v_0/pixel	$k_1/10^{-5}$	$k_2/10^{-8}$	$p_1/10^{-6}$	$p_2/10^{-6}$
C_1	8.04782	1311.726	979.674	7.6504	9.1907	1.9608	7.3531
C_2	8.06759	1289.349	936.021	8.3771	9.4679	4.7539	2.6350
C_3	8.07361	1257.554	941.253	9.0845	5.2863	3.6931	4.5361
C_4	8.05470	1295.348	967.692	7.9584	8.0388	6.8472	3.7469

表 2 外参标定结果

Table 2 Calibration results of external parameters

Camera	External parameter matrix
C_1	$\begin{bmatrix} -0.6424 & -0.0262 & -0.7659 & 3868.3 \\ 0.6957 & 0.3993 & -0.5971 & 2798.9 \\ 0.3215 & -0.9164 & -0.2383 & 2704.8 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
C_2	$\begin{bmatrix} -0.5712 & -0.2832 & 0.7704 & -3942.6 \\ -0.8045 & 0.0071 & -0.5939 & 2876.2 \\ 0.1627 & -0.9590 & -0.2319 & 2649.7 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
C_3	$\begin{bmatrix} 0.5606 & -0.0219 & 0.8278 & -3623.2 \\ -0.7669 & -0.3909 & 0.5090 & -2835.7 \\ 0.3124 & -0.9202 & -0.2360 & 2633.1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
C_4	$\begin{bmatrix} 0.5761 & 0.3102 & -0.7563 & 3767.8 \\ 0.7970 & -0.0079 & 0.6039 & -2776.4 \\ 0.1814 & -0.9506 & -0.2518 & 2838.4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

4.2 精度对比实验

为了验证加权 LM 算法的精度, 4 个相机对分布在测量空间中的标记物同时进行拍摄, 对加权 LM 算法、经典的空间前方交会法、文献[5]的快速算法及文献[14]的算法进行了对比实验, 其中文献[14]的算法为近年提出的算法, 该算法在多目视觉的仿真中取得了较好的表现。实验时, 标记物随机分布于以世界坐标系原点为中心的 $3 \text{ m} \times 2 \text{ m} \times 1.5 \text{ m}$ 的空间中, 进行 10 次独立的实验, 实验场景的布局俯视图如图 6 所示。

由于文献[14]的算法在设置权重系数时并未进行归一化, 为了统一标准, 对权重系数进行归一化处理。采用像素误差和真值误差两种精度标准进行评价。像素误差是指各相机同名物点的观测值与物点世界坐标估计值重投影至相机后得到的像素值之间的欧氏距离总和, 像素误差越小说明计算的结果越准确。真值误差是指物点世界坐标估计值与真值之间的误差, 真值误差越小说明计算的结果越准确。一般来讲, 物点的真值坐标是无法获得的, 这里以专

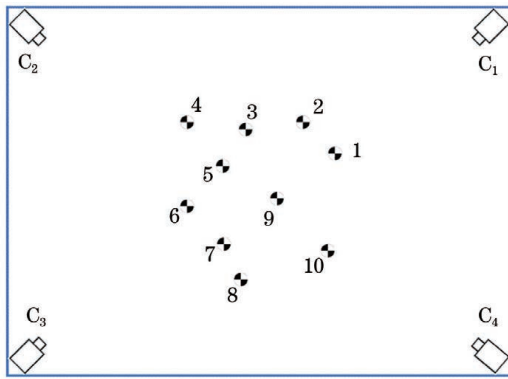


图 6 实验场景俯视图

Fig. 6 Top view of experiment scene

业的测绘设备结合高精度的测量基准点得到的坐标值为基准,通过对比各算法计算结果与该基准之间的欧氏距离得到真值误差。

图 7 为像素误差实验结果。从图中可以看出:加权 LM 算法和文献[14]的算法的像素误差均比传统的空间前方交会法和快速计算法的像素误差小;加权 LM 算法的像素误差略优于文献[14]的算法的像素误差。从相对误差的角度来说,虽然加权 LM 算法相比传统方法在像素误差中只提高了 10%,但由于相机模型的放大作用,较小的像素变化会对物点的世界坐标计算精度带来较大的影响。

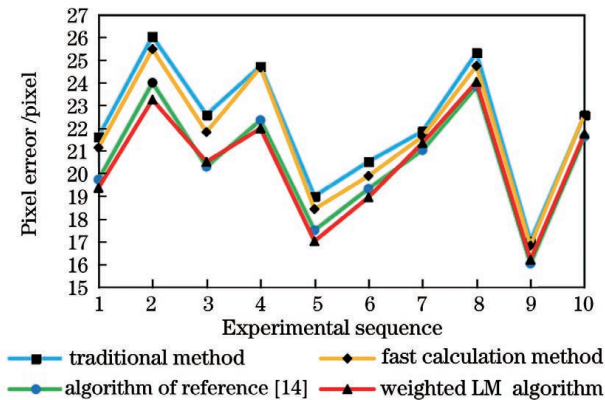


图 7 像素误差对比

Fig. 7 Comparison of pixel error

图 8 为真值误差实验结果。从图中可以看出:在像素误差差距不明显的情况下,加权 LM 算法和文献[14]的算法的真值误差相比于空间前方交会法降低了 50%,相比于快速计算法降低了 30%;加权 LM 算法整体精度优于文献[14]算法的整体精度,但差距不大。

此外,综合像素误差与真值误差的实验结果发现,不同点像素误差波动较大。结合图 6 中每次实验物点的位置分布,经分析可知:当物点距离各相机

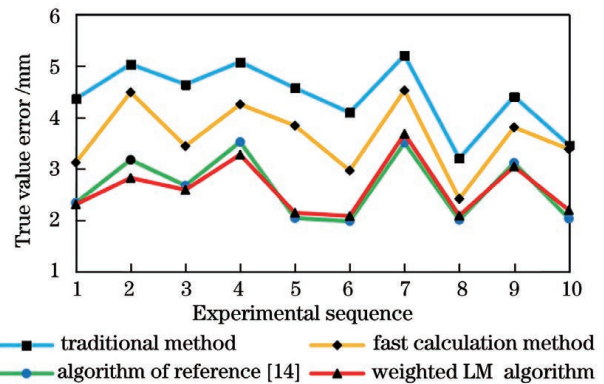


图 8 真值误差对比

Fig. 8 Comparison of truth error

的距离差异较大时,各相机的误差分布不均衡,像素误差较大,如位置 2、4、8 等;当物点距离各相机的距离相近时,各相机的误差分布较为均匀,像素误差较小,如位置 3、5、9 等。真值误差波动相对较小,但趋势与像素误差基本一致,可见像素误差评判标准比较接近实际情况。所提算法在一定程度上提高了近距离相机的置信度,但远距离相机误差的影响不可避免,故误差同样存在上述问题。

4.3 效率对比实验

通过精度对比实验可知,加权 LM 算法精度明显优于空间前方交会法和快速计算法,略优于文献[14]的算法。为了进一步验证所提算法的优越性,对比了 10 次实验中所提算法和文献[14]算法的迭代次数。

图 9 为某次实验中对物点世界坐标的迭代计算过程。从图中可以看出,在精度差别不大的情况下,加权 LM 算法收敛速度比文献[14]的算法更快,效率更高。表 3 为全部实验中两种算法达到收敛条件时的迭代次数,相比于文献[14]的算法,加权 LM 算法的平均迭代次数减小了 4.2 次,收敛速度提高了 30%。

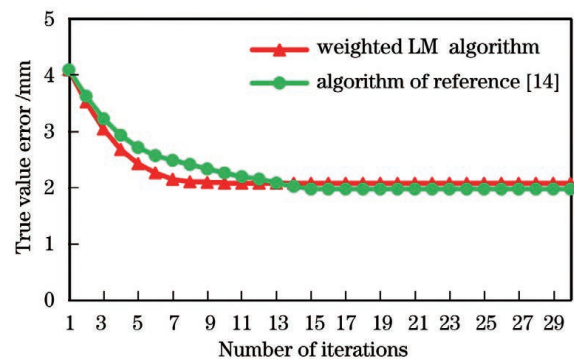


图 9 算法收敛曲线

Fig. 9 Algorithm convergence curve

表 3 达到收敛条件时的迭代次数
Table 3 Number of iterations when convergence condition is reached

Experimental sequence	Algorithm of reference [14]	Weighted LM algorithm
1	14	8
2	16	12
3	13	11
4	17	10
5	16	9
6	11	9
7	12	11
8	15	10
9	19	13
10	12	10
Average	14.5	10.3

5 结 论

针对多目视觉测量系统同名物点定位问题,提出了一种高精度的加权 Levenberg-Marquardt 算法,分析相机的参数化成像过程,确定了基于重投影误差的非线性优化模型。在设计目标函数时,充分考虑了观测距离对成像噪声的影响,引入基于深度信息的加权因子,对同名物点的三维坐标进行优化计算。在实际环境中,通过实验验证了所提算法的有效性,相比目前已有的多目视觉研究,该算法在精度与效率两方面均有较为明显的提高,可为三维重建、位姿解算等提供一定的理论支持。

参 考 文 献

- [1] Huang L P. Research on pose estimation method based on multi-vision sensor information fusion[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2019.
黄良鹏. 基于多视觉传感器信息融合的位姿估计[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2019.
- [2] Ke F K. Research on detection algorithms of the robot-oriented multi-vision system and its implementation[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2016.
柯丰恺. 面向机器人的多目视觉检测算法研究及系统实现[D]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
- [3] Zhang X L, Yin S B, Ren Y J, et al. High-precision flexible visual measurement system based on global space control [J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(9): 2805-2812.

张晓龙, 尹仕斌, 任永杰, 等. 基于全局空间控制的高精度柔性视觉测量系统研究[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(9): 2805-2812.

- [4] Ni X D. Modified forward intersection algorithm based on the principle of space geometry[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2016, 25(6): 33-36.
倪晓东. 基于空间几何原理的空间前方交会改进算法[J]. 测绘工程, 2016, 25(6): 33-36.
- [5] He Q, Hu C, Liu W, et al. The fast method of point positioning in multi-vision system [C] // 2010 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, December 14-18, 2010, Tianjin, China. New York: IEEE Press, 2010: 1463-1467.
- [6] He Q, Liu W, Wei N, et al. A method for 3D-point reconstruction in multi-vision based on perpendicular foot [C] // 2011 9th World Congress on Intelligent Control and Automation, June 21-25, 2011, Taipei, Taiwan, China. New York: IEEE Press, 2011: 147-151.
- [7] Guo Y B, Chen G, Ye D. Researches on binocular vision pose measurement with selected feature points [J]. Optik, 2016, 127(19): 8090-8095.
- [8] Liu L, Xi Z H, Sun Q. Multi-vision tracking and collaboration based on spatial particle filter[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 59: 316-326.
- [9] Wu X Q, Yin S B, Ren Y J, et al. Pose measurement of directional antenna based on multi-vision[J]. Automation & Instrumentation, 2019(5): 1-6.
吴贤权, 尹仕斌, 任永杰, 等. 多目视觉定向天线位姿测量[J]. 自动化与仪器仪表, 2019(5): 1-6.
- [10] Qiao Y J, Tan S Z, Jiang J G. Planning strategy for multi-visual measurement networking[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(5): 0515005.
乔玉晶, 谭世征, 姜金刚. 一种多视觉测量组网规划策略[J]. 光学学报, 2018, 38(5): 0515005.
- [11] Qiao Y J, Gao S B, Pi Y C. Optimization method of node pose for measurement network based on multi-view stereo vision[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(5): 051501.
乔玉晶, 高胜彪, 皮彦超. 多目立体视觉测量网络节点的位姿优化方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(5): 051501.
- [12] Li J. Research and application of 3D reconstruction and segmentation of aircraft parts based on multi-vision[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2019.
李瑾. 多目立体视觉的飞机零件三维重建和三维分割研究与应用[D]. 北京: 北京工业大学, 2019.

- [13] Xu Q Y, Yang L H, Niu Z Y, et al. High-accuracy calibration of multi-camera positioning system based on precision angle reference[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(1): 0115001.
徐秋宇, 杨凌辉, 牛志远, 等. 精密角度基准下的多相机定位系统高精度标定[J]. 光学学报, 2019, 39(1): 0115001.
- [14] Wu M J. Research on multi-vision three-dimensional measurement[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
吴梦娟. 多目视觉三维测量方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- [15] Chen Y J, Xue Y T, Yao Y Q. Adaptive calibration algorithm for multi-geometric projection[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(1): 304-308.
陈姚节, 薛雅婷, 姚永强. 一种适应多几何面投影的校正算法[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(1): 304-308.
- [16] Chen P S, Jiao W L, Jia X P, et al. Robust LM algorithm and it's application on regious physical model [J]. Science Technology and Engineering, 2009, 9(16): 4614-4618.
陈朋山, 焦伟利, 贾秀鹏, 等. 抗差 LM 算法求解遥感影像严格物理模型[J]. 科学技术与工程, 2009, 9(16): 4614-4618.
- [17] Zhang B, Zou Z, Chen S J, et al. Fabric image registration based on affine transform and Levenberg-Marquardt algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(1): 0133002.
张彪, 邹哲, 陈书界, 等. 基于仿射变换与 Levenberg-Marquardt 算法的织物图像配准[J]. 光学学报, 2017, 37(1): 0133002.
- [18] Zhou D, Dong X C, Zhang F, et al. Monocular pose optimization algorithm based on adaptive reprojection error[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(2): 021204.
周单, 董秀成, 张帆, 等. 基于自适应重投影误差单目位姿优化算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2): 021204.
- [19] Yang L, Chen Y P. On the convergence of a new Levenberg-Marquardt method[J]. Mathematica Numerica Sinica, 2005, 27(1): 55-62.
杨柳, 陈艳萍. 一种新的 Levenberg-Marquardt 算法的收敛性[J]. 计算数学, 2005, 27(1): 55-62.
- [20] Sun J H, Liu C, Zhang Z. General distortion correction model of omnidirectional structured-light vision measurement [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2): 0215003.
孙军华, 刘畅, 张洲. 全景结构光视觉测量通用畸变校正模型[J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0215003.