

文章编号 1004-924X(2009)08-1870-08

加权最小二乘算法在机器视觉系统中的应用

杨 剑^{1,2}, 吕乃光^{1,2}, 董明利²

(1. 北京邮电大学, 电子工程学院, 北京 100876;

(2. 北京信息科技大学, 光电信息与通信工程学院, 北京 100192)

摘要: 为了进一步提高机器视觉的重建精度, 对相机站位和重建精度之间的关系进行了分析, 并在此基础上估计权值, 将加权的加权最小二乘算法应用于机器视觉系统的三维重建算法中。利用参数方程描述了机器视觉系统, 推导了空间点三维重建的参数方程解法。利用误差传递原理, 分析了从相机像平面上协方差到物空间协方差的传递过程, 给出了误差传递和相机布局的直接关系。然后, 利用得到的物空间协方差估计加权最小二乘算法的权值, 最后进行解算。仿真和实验结果表明: 加权最小二乘算法总体上优于普通的最小二乘法, 当噪声方差比较小时, 两种算法的区别不大。但是当噪声方差 > 0.5 时, 拍摄像片数量少于 30 幅的情况下有更优的精度; 对距离为 37.031 0, 24.970 4, 26.015 3 cm 的测量中, 和普通最小二乘算法比较, 加权最小二乘算法提高的精度平均为 0.4 cm。

关键词: 机器视觉, 重建精度, 加权最小二乘, 权重估计

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Application of weighted least square method to machine vision system

YANG Jian^{1,2}, LÜ Nai-guang^{1,2}, DONG Ming-li²

(1. *Department of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100081, China*; 2. *Department of Photoelectronic Information Engineering, Beijing Institute of Information Science, Beijing 100192, China*)

Abstract: In order to improve the accuracy of a recovered object by machine vision system, the relationship between the camera position and the accuracy of the recovered object is analyzed and the weighted values based on the relationship are evaluated. Then, the weighted least square method is used in the machine vision system. After expressing the machine vision model by parameter equations, a recovering equation for 3D space point recovering is deduced based on the parameter equation. Then, according to the error transmission principle, the transmission from the uncertainty of a camera image plane to the uncertainty of an observe space is analyzed, and the relationship between the error transmission and the camera position is obtained. Finally, the covariance of the observed object is used to evaluate the weighted value for the weighted least square method. Experimental results indicate that the accuracy of the weighted least square method is better than that of the general least square method. When the noise variance is bigger than 0.5 and the number of the photos is less than 30, this

收稿日期: 2008-12-15; **修订日期:** 2009-03-09.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 50475176, No. 50675015); 北京市属市管高等学校人才强教计划资助项目 (No. PXM2007-014224-044674); 北京市教委科技发展计划面上项目 (No. KM200711232006)

method can offer a very good measuring accuracy. According to the experiment, when the measurement distances are 37.031 0 cm, 24.970 4 cm and 26.015 3 cm, the weighted least square method can improve the accuracy by 0.4 cm.

Key words: machine vision; recovered accuracy; weighted least square method; weighted evaluation

1 引言

机器视觉是由多幅图像获取物体三维几何信息的方法。视觉系统一般基于针孔模型,联立投影矩阵方程重建特征点。由于存在误差,实践中常使用最小二乘方法求取特征点^[1]。机器视觉系统的误差分析错综复杂,为了改善系统的重建精度,研究人员做了许多工作。总体上可以分为三类:一类是研究网络布局对精度的影响,包括相机到特征点的距离和相机的旋转矩阵对精度的影响等^[2-7]。二类是建立误差模型,利用误差模型修正含有误差的数据;三类是设计非线性优化算法,利用优化算法修正实际值和理论值之间的偏差^[11-13]。

网络布局对重建精度有直接的影响。文献[2]讨论了双目相机系统布局问题,研究了相机光轴之间的夹角、基线长度、焦距等对精度的影响,提出了相机到特征点距离的远近,观测角度等也会对重建精度带来影响。对于多相机来说,情况更加复杂,通常使用最小二乘算法求解误差。由于网络布局属于高维度优化问题,文献[3-5]讨论了如何对相机布局进行优化的问题,提出利用遗传算法、进化算法、贝叶斯抉择等对网络布局进行寻优,以达到最佳精度,但是这些方法不能较精确给出相机站位和测量结果精度之间的关系。文献[6,7,8]分析了多传感器布局对精度的影响,给出了融合的方法,并建议利用加权的最小二乘方法来计算融合结果,以达到提高精度的目的。

由上述分析可知,精度和相机的布局有直接的关系。共面方程描述的针孔模型和最小二乘算法是机器视觉系统的算法基础,而最小二乘算法也是使拟合误差最小的基础。由于相机布局不同引入的误差不同,对最后结果的影响也不同,但是最小二乘算法并不能区分这些不同。针对这一问题,本文将加权的最小二乘算法应用于机器视觉系统的三维重构算法中,对于布局引起误差较大

的相机,给予较小的权值;误差较小的相机,给予较大的权值,从而加大布局较好的相机的“贡献”,改善最小二乘算法拟合的精度。为了估计权值,必须估计相机的协方差矩阵。但原有的系统模型算法是基于共面方程的,利用这一算法分析误差非常困难,所以本文改变了这一基础方程,提出利用参数方程描述机器视觉系统,并在此基础上给出了计算权值的方法和加权的最小二乘方法。

2 机器视觉原理和算法

用机器视觉方法进行三维重建,是指用多幅图像来恢复物体的三维几何形状。用相机组对空间物体表面任意一点 $P(X, Y, Z)$, 进行摄影如图1。当选定了世界坐标系后,可得到相机在世界坐标系下的坐标。 P 点的位置将由 $S_1 p_2$ 和 $S_2 p_2$ 的交点确定。对摄像机进行标定后,即可知道它的内外参数,从而得到投影矩阵 $M_i (i=1, 2)$ 。

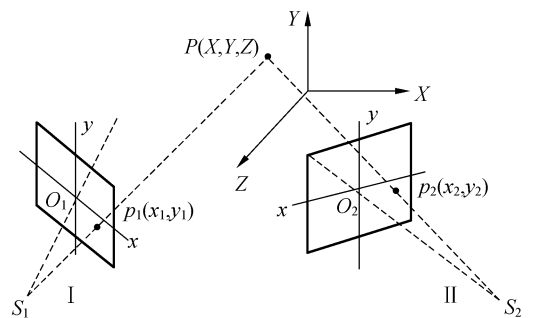


图1 机器视觉模型

Fig. 1 Computer vision measurement model

于是投影方程为:

$$Z_{ci} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = M_i P = \begin{bmatrix} m_{11}^i & m_{12}^i & m_{13}^i & m_{14}^i \\ m_{21}^i & m_{22}^i & m_{23}^i & m_{24}^i \\ m_{31}^i & m_{32}^i & m_{33}^i & m_{34}^i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$\begin{aligned} &(x_i m_{31}^i - m_{11}^i)X + (x_i m_{32}^i - m_{12}^i)Y + \\ &(x_i m_{33}^i - m_{13}^i)Z = m_{14}^i - x_i m_{34}^i \\ &(y_i m_{31}^i - m_{21}^i)X + (y_i m_{32}^i - m_{22}^i)Y + \\ &(y_i m_{33}^i - m_{23}^i)Z = m_{24}^i - y_i m_{34}^i \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $x_i, y_i (i=1, 2)$, 是像平面上的坐标, $m_{uv}^i (i, 1, 2; v, u=1, 2, 3, 4)$ 是投影矩阵的项。

求式(2)可以得到 $P(X, Y, Z)$ 。事实上, 通常进行多相机多角度拍摄时, 由于存在误差, 方程是不相容的, 一般使用最小二乘法求 $P(X, Y, Z)$, 然后通过曲面拟合来恢复出三维形状。

上文表明, 当相机的站位不同时, 最后所得的结果精度也不同, 相机的布局对精度影响较大。例如, 如果将像平面上的点视为圆形, 则逆向射出的直线可组成一个锥形, 显然相机离特征点越远, 误差越大。但现有的最小二乘法并不能区分这些不同。因此, 本文提出了加权的最小二乘算法, 该方法对于布局引起误差较大的相机, 给予较小的权值, 误差较小的相机, 给予较大的权值, 从而可加大布局较好的相机的“贡献”, 改善最小二乘算法拟合的精度。这一方法的关键是估算权值, 即协方差矩阵。但是, 利用现有的方法估算协方差矩阵很复杂, 从式(2)可知, 用现有的共面方程分析投影矩阵和协方差阵之间的关系是不可行的。

3 机器视觉加权最小二乘算法

3.1 参数方程

机器视觉的模型如图 2 所示, 对摄像机进行标定后, 即可知其内外参数。从图中可知, $O_0 P = O_0 O_1 + O_1 P$, 用左上标表示坐标系, 在相机坐标系

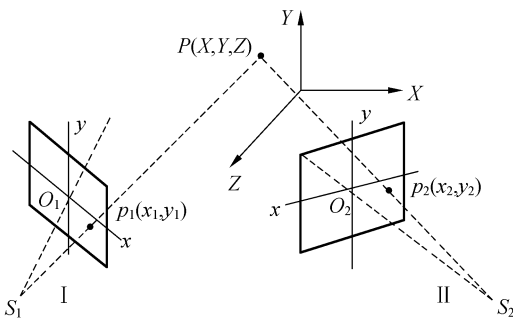


图 2 算法原理图

Fig. 2 Algorithm principle

中 ${}^c O_0 O_1 = (0, 0, f)$, ${}^c \overline{O_1 P} = (x, y, 0)$, 其中 f 表示焦距, x, y 表示点在像平面上的坐标。设 u, v 表示像素值, 上标表示坐标系, 则

$$O_0 P = \begin{bmatrix} x \\ y \\ f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dx & 0 & -u_0 dx \\ 0 & dy & -v_0 dy \\ 0 & 0 & f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中的符号与文献[2]相同。假设相机已经标定, 则可知从相机坐标系到世界坐标系的转换矩阵, 在世界坐标系下, 向量 ${}^w O_0 P$ 表示为下式

$${}^w O_0 P = \begin{bmatrix} x \\ y \\ f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx & 0 & -u_0 dx \\ 0 & dy & -v_0 dy \\ 0 & 0 & f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

以 ${}^w O_0 P$ 为向量, 相机的平移向量为已知点, 则这条射线在世界坐标系下的参数方程可以表示为,

$${}^w \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ f \end{bmatrix} * k_i + \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix}_i \quad (5)$$

其中, k_i 表示比例系数, i 代表相机。 t_i 表示相机在世界坐标系下的坐标值。将式(5)分解, 也就是将三维空间点分解为 3 个二维空间点, 其中一维是空间点到相机的距离 k_i 。为了解算 ${}^w(x, y, z)$ 还需要建立 k_i 比例约束, 当相机数是 i 时, 有 $3+i$ 个未知数和 $3 \times i$ 个方程, 利用多余的方程可建立 k_i 之间的约束关系。当有两台以上的相机时, 联立方程即可分别求出 ${}^w(X, Y, Z)$ 。这里设有多个相机时, 由于误差的存在需要使用最小二乘法求解。

上述为参数方程求取过程, 参数方程简化了协方差矩阵的估计。为了推算加权的最小二乘法, 首先需要估算像平面上的协方差阵, 从而推导出重建的协方差阵, 由于只是加权的作用, 所以并不需要过分强调它的准确性, 只需要准确地估计不同相机布局“权重”之间的比例。

3.2 像平面上误差

机器视觉系统有多种误差源, 包括量化误差、随机噪声、径向畸变等。虽然误差复杂, 但是从图像上看, 在 CCD 晶体格内将误差描述为正态分布是合理的^[9], 其中以像素格中心为期望值, 则像素平面上点的位置可以描述为:

$$p \sim N((x, y, f)^T, \mathbf{\Gamma}_p) \quad (6)$$

式中 $\mathbf{\Gamma}_p$ 是 3×3 矩阵, $\mathbf{\Gamma}_p = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_f^2 \end{bmatrix}$, 其中 σ_f^2

是焦距的协方差, 如果认为标定过程没有误差, 则 $\sigma_f^2 = 0$ 。为了确定 σ_x^2 及 σ_y^2 的值, 本文利用文献 [11] 中提到的利用交比不变性原理来确定像点误差特征的结果, 从而可以得到 σ_x^2 和 σ_y^2 的值。

3.3 加权最小二乘

在分析权值的估计问题前, 假设机器视觉系统中相机是相同的, 只是站位不同, 或者是同一相机在不同站位上的拍摄, 同时像平面上的像点误差符合正态分布。

首先不加证明地叙述本文中多次用到的结果:

$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 则有误差传递公式

$$\Delta y = \frac{\partial f}{\partial x_1} \Delta x_1 + \frac{\partial f}{\partial x_2} \Delta x_2 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n} \Delta x_n. \quad (7)$$

若随机向量 \mathbf{x} 的期望值是 \bar{x} , 协方差阵为 $\mathbf{\Gamma}_x$,

对于线性变化 $y = A\mathbf{x}$, 则下式成立:

$$\bar{y} = A\bar{x}, \quad \mathbf{\Gamma}_y = A\mathbf{\Gamma}_x A^T, \quad (8)$$

式(8)的一个推论是, 若 $y = x_1 + x_2 + \dots + x_N$, 各个 x_i 互相独立,

$$\bar{y} = \sum_{i=1}^N \bar{x}_i, \quad \mathbf{\Gamma}_y = \sum_{i=1}^N \mathbf{\Gamma}_{x_i}, \quad (9)$$

本文常用到协方差之逆为 $I = \mathbf{\Gamma}^{-1}$, 则当 A 为方阵时, 式(8)变形为

$$I_y = A^{-T} I_x A^{-1}. \quad (10)$$

先考虑单个相机视觉系统, 如图 2 中左边的相机, 在像平面坐标系下, 空间点在像平面上的投影分别是 $p(u, v)$, 假设相机已经标定过, 旋转矩阵和平移矩阵分别是 \mathbf{R}, \mathbf{T} , 相机像平面上的协方差阵为 \mathbf{I}_{pic}

$$\mathbf{I}_{pic} = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_f^2 \end{bmatrix}.$$

由式(3)可知, 在相机坐标系下, 向量 $\mathbf{O}_0 \mathbf{P} = (x, y, f)$ 。由式(4)可知, 在世界坐标系下向量描述为

$${}^w \mathbf{O}_0 \mathbf{P} = \begin{bmatrix} m \\ n \\ p \end{bmatrix} = \mathbf{R} \cdot p, \quad (11)$$

根据式(10), $\begin{bmatrix} m \\ n \\ p \end{bmatrix}$ 的协方差矩阵的逆为

$$I = \mathbf{R}^{-T} \mathbf{I}_{pic} \mathbf{R}^{-1}. \quad (12)$$

又由式(5)和(10), 知相机对最后结果的“权重”是

$$I_{0,p} = \frac{1}{k^2} \mathbf{R}^{-T} \mathbf{I}_{pic} \mathbf{R}^{-1}, \quad (13)$$

式(13)的物理意义也较为明显, k 越大也就是相机离物点越远则协方差逆越小, 也就是“权重”越小, 同时精度和旋转矩阵密切相关。多相机的情形很容易在此结果上进行推广。一般地, 若互相独立的观测有 s 次, 第 i 次观测位置相对于世界坐标系的变换为 (R_i, t_i) , 则式(13)变为:

$$I_i = \frac{1}{k_i^2} R_i^{-T} \mathbf{I}_{pic} R_i^{-1}. \quad (14)$$

这样已知相机的内外参数后就可以估计权值了。

对布局好的相机标定后, 旋转矩阵就是已知量。当有多台相机时, 根据式(5), 方程式是冗余的, 所以 k_i 之间的比例是已知的。通过式(14), 即可得到不同站位相机的权矩阵, 对(5)式进行加权解算。

4 实 验

4.1 对比仿真实验

为了比较最小二乘法和加权的最小二乘法的优劣, 利用 matlab7.0 对系统进行仿真实验。在系统中布置 8 台相机, 其中 4 台布局较好。在像平面上加入不同方差的噪声, 观察两种算法随噪声变化的趋势。

设物空间点坐标为 $(2, 1, 3)$, 相机内参数焦距 $f = 3$ cm, 像素单元 $d_x = d_y = 0.05$ cm, CCD 平面中心 $(u_0, v_0) = (5, 4)$, 采用 8 个相机系统。坐标变换中, 绕 x, y, z 轴旋转的角度 $r = (\alpha, \beta, \gamma)$, 平移向量为 t , 则 8 个相机的布局分别是:

$$r_1 = (pi/12, pi/12, pi/20), t_1 = (20, 20, 30);$$

$$r_2 = (pi/12, pi/12, pi/20), t_2 = (30, 20, 10);$$

$$r_3 = (pi/12, pi/10, pi/20), t_3 = (20, 50, 20);$$

$$r_4 = (pi/10, pi/12, pi/20), t_4 = (20, 20, 50);$$

$$r_5 = (pi/12, pi/5, pi/20), t_5 = (130, 120, 200);$$

$$r_6 = (pi/12, pi/15, pi/20), t_6 = (120, 140, 100);$$

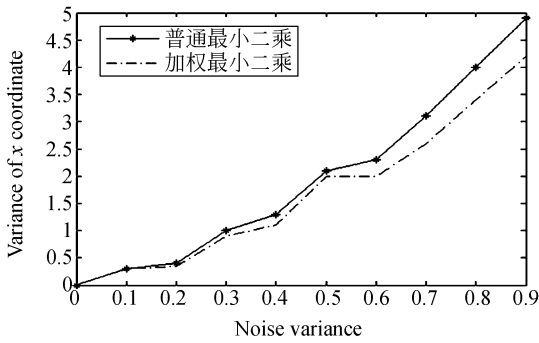
$$r_7 = (pi/12, pi/20, pi/10), t_7 = (130, 100, 100);$$

$$r_8 = (pi/12, pi/15, pi/10), t_8 = (120, 140, 50);$$

布置好相机后, 各个相机将得到物空间点的像点。对像平面数据加入方差 σ 从 0 到 1 的随机

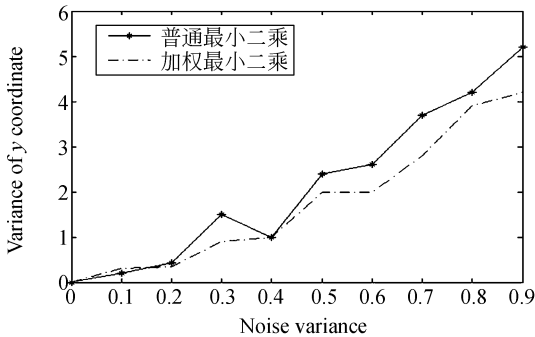
误差,步长为 0.05,并利用两种算法分别重建空间点。

对比仿真试验结果如图 3(a, b, c)所示,可以看出,加权最小二乘算法总体上优于普通的最小二乘法,当噪声方差比较小时,两种算法的区别不大,但是当噪声方差增大时,加权最小二乘法更优。同时也可以看到,两种算法的趋势基本相同。加权最小二乘法更优的原因在于突出了不同布局的“贡献”。



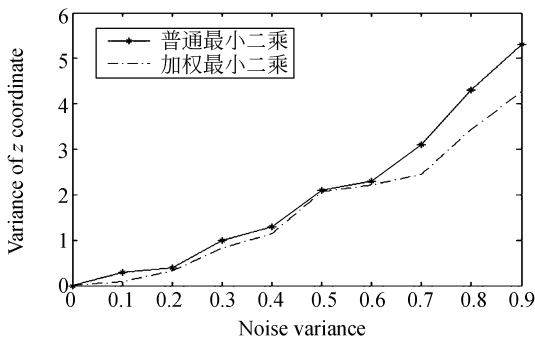
(a)对空间点 x 坐标重建的方差

(a) Variances received from x coordinate



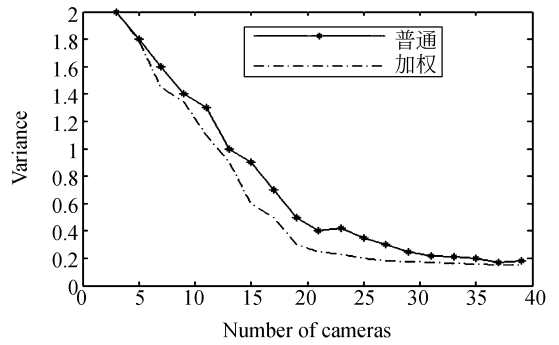
(b)对空间点 y 坐标重建的方差

(b) Variances received from y coordinate



(c)对空间点 z 坐标重建的方差

(c) Variances received from z coordinate



(d) x 坐标在不同相机数下的方差

(d) Variances based on different number of cameras

图 3 普通最小二乘法和加权最小二乘法的比较

Fig. 3 Comparison of least square method and weighted least method square

为了分析像平面上误差处于同一水平时,拍摄图片数量对两种算法的影响,将像平面上方差 $\sigma=0.4$ 从 3 个相机逐渐增加到 40 个相机,利用两种算法分别重建空间。图 3(d)给出对 x 坐标的重建的比较图。

从图中可以看出,重建的误差随相机数的增加而减小,但是当相机数增加到 40 个后对精度将不会再有大的提高。同时,加权的最小二乘法比普通最小二乘方法更优,尤其是当相机数量较少时,但当相机的数量较大时,两种方法结果比较接近。

4.2 测量点距实验

首先确定相机平面上的协方差阵,在实验室中布置如图 4(a)的靶场。假设相机像素格的横向和纵向无关,根据 2.2 节中方法,利用交比不变性对相机进行测试,得到大恒 DH-HV3120UC 系列相机平面上的协方差阵为 $\begin{bmatrix} 0.125 & 0 \\ 0 & 0.130 \end{bmatrix}(\text{mm}^2)$,其中包括各种误差源,也包括点中心算法的误差。

为了分析普通最小二乘算法和加权最小二乘算法的精度,设计了测量距离的比对实验,比对距离避免了点坐标值比较所需的坐标系转换,结果更符合实际,其实验场如图 5 所示;同时,其重建的解算算法没有使用亚像素、镜头校正、束调整、距离约束或其他优化算法,而是直接比较二者的区别。



(a) 统计像面上误差的靶点场 (b) 跟踪仪和视觉系统的转换附件
 (a) Target field used to statistic (b) Transmission accessory between laser tracker and computer vision system

图 4 实验室中的靶场

Fig. 4 Target field in laboratory

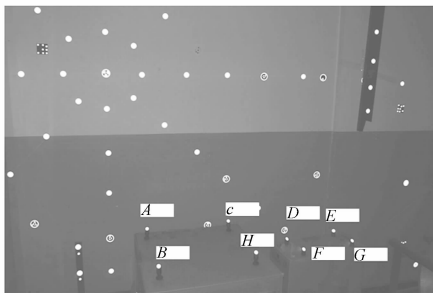


图 5 测试系统

Fig. 5 Experiment system

实验利用美国 API Tracker2, Model: LTS-1100 激光跟踪仪作为溯源的标准器具,在北京市机电系统测控重点实验室对其进行了实验测试,其精度在 $(5\sim 8)\times 10^{-6}$ 。由于激光跟踪仪和视觉测量系统不能统一,所以需要借助附件如图 4(b)所示,经过实验室测定其加工精度为 20×10^{-6} ,所以激光跟踪仪的溯源精度是 20×10^{-6} ,这样的精度对于视觉测量系统来说,已经足够了。

首先使用激光跟踪仪测量控制场中 AB,CD,EF 之间的距离,其值作为真值,其结果如表 1 所示,单位是 cm。利用大恒 DH-HV3120UC 相机,从不同的角度拍摄如图 5 所示的靶标 40 幅,其中人为的选择一些较偏的角度进行拍摄。分成 5、10、20、30、40 幅照片,利用相机平面上的协方差阵和各个相机的站位估计权值,分别利用普通最小二乘算法和加权最小二乘算法解算,并和真值

进行比对,其结果列于表 2。

表 1 激光跟踪仪测量的基准点距(单位:cm)

Tab. 1 Standard point distances measured by laser tracker (Unit: cm)

AB	CD	EF
37.031 0	24.970 4	26.015 3

表 2 测量结果比对(单位:cm)

Tab. 2 Comparison between two algorithms (Unit: cm)

相片数	线段	普通最小二乘	加权最小二乘	误差之间的差
5	AB	40.53	39.97	0.56 ↑
	CD	27.07	26.51	0.56 ↑
	EF	23.95	24.61	0.66 ↑
10	AB	41.09	40.59	0.5 ↑
	CD	26.41	25.91	0.5 ↑
	EF	26.44	26.31	0.13 ↑
20	AB	38.03	39.17	1.14 ↑
	CD	25.27	25.15	0.12 ↑
	EF	26.95	25.31	0.23 ↑
30	AB	37.53	37.67	0.14 ↓
	CD	24.89	24.91	0.2 ↑
	EF	25.75	25.81	0.06 ↑
40	AB	36.83	36.93	0.1 ↑
	CD	25.27	25.47	0.2 ↓
	EF	25.71	25.83	0.12 ↑

表 2 中误差的差 = |普通最小二乘法测量值 - 加权最小二乘法测量值|。 “↑”表示提高了精度,“↓”表示降低了精度。表 1 中的值取四位有效数字,表 2 的值取两位有效数字。从表 2 可知,随着照片数量的增加,精度得到提高。但照片数量较少时,加权最小二乘算法精度较好,虽然出现了 2 次精度降低的情况,但是总体上加权最小二乘算法较优。照片数量为 5、10、20、30 幅时,平均提高精度近 0.4 cm。

5 结 论

为提高重建精度,从参数方程的角度重新审视机器视觉系统,对相机站位和重建精度之间的关系进行了分析,并在此基础上估计权值,将加权

的最小二乘算法应用于机器视觉系统的三维重建算法中。该算法的关键是对权重的估计,文中给出了对权重计算的公式。仿真和实验结果表明,加权的最小二乘法好于普通的最小二乘法更好,这是因为它突出了布局较好的相机的作用,拍摄

像片数量少于 30 幅的情况下有更优的精度,在距离为 37.0310, 24.9704, 26.0153 cm 的测量中,和普通最小二乘算法比较,加权最小二乘算法精度提高了 0.4 cm,当相片数量多于 40 幅时,两种算法的精度较接近。

参考文献:

- [1] MCKVEY E S, LEE J W. Some accuracy and resolution aspects of computer vision distance measurements [J]. *IEEE PAMI*, 1982(4):646-649.
- [2] 张广军. 机器视觉[M]. 科学出版社, 2005:99-104. ZHANG G J. *Machine Vision* [M]. Science press, 2005:99-104. (in Chinese)
- [3] OLAGUE G, DUNN E. Development of a practical photogrammetric network design using evolutionary computing[J]. *Photogrammetric Record*, 2006, 18(4):675-684.
- [4] FRASER C S. Optimization of precision in closed-ranged photogrammetry[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1982, 48(4):561-570.
- [5] 孙九爱, 吕东辉, 宋平安, 等. 机器视觉中传感器规划综述[J]. 中国图像图形学报, 2001, 6(11):1047-1052. SUN J A, LU D H, SONG P A, *et al.*. The overview about the machine vision camera planning[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2001, 6(11):1047-1052. (in Chinese)
- [6] 张福民, 曲兴华, 叶声华. 大尺寸测量中多传感器的融合[J]. 光学精密工程, 2008, 16(7):7320-7324. ZHANG F M, QU X H, YE SH H. Multiple sensor fusion in large scale measurement [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(7):7320-7324. (in Chinese)
- [7] 高印寒, 周晓华, 梁杰, 等. 数据融合技术在声全息测量中的应用[J]. 光学精密工程, 2007, 15(7):1104-1111. GAO Y H, ZHOU X H, LIANG J, *et al.*. Application of data fusion to acoustic holography[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(7):1104-1111. (in Chinese)
- [8] 李晓光, 王兆楠, 王智, 等. 一种目标位置解算方法[J]. 光学精密工程, 2006, 14(6):1076-1081. LI X G, WANG ZH N, WANG ZH, *et al.*. Research on location computer method of object [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(6):1076-1081
- [9] BLOSTEIN S D, HUANG T S. Error analysis in stereo determination of 3D point position [J]. *IEEE PAMI*, 1987(9):752-765.
- [10] JEFFREY R, AGGAIWAL J K. Stochastic analysis of stereo quantization error [J]. *IEEE PAMI*, 1990, 12:467-470.
- [11] 王君. 视觉测量中相机标定及网络规划[B]. 北京邮电大学, 2007(6):71-74. WANG J. Research on camera calibration and network planning of videogrammetry [B]. *Beijing University of Posts and Communication*, 2007(6):71-74.
- [12] MORE J J. The levenberg-marquardt algorithm, implementation and theory, In: Proceedings of Dundee Conference on Numerical Analysis [C]. Berlin: Springer-Verlag, 1997, 105-116.
- [13] OLAGUE G, MOHR R. Optimal camera placement for accurate reconstruction[J]. *Pattern Recognition*, 35(4), 2002(4):927-944.

作者简介:



杨 剑(1979—),男,山西临汾人,博士研究生,2005年于太原理工大学获得硕士学位,现为北京邮电大学博士研究生,主要从事计算机视觉及图像处理等方面的研究。E-mail: yangjian9770@126.com



董明利(1965—),女,辽宁海城人,教授,硕士生导师,北京理工大学博士,现为北京信息科技大学教授,主要从事视觉测量及精密测量技术等方面的研究。E-mail: dongml@sina.com



吕乃光(1944—),男,安徽临泉人,教授,博士生导师,毕业于清华大学,现为北京信息科技大学教授,主要从事光信息处理及视觉测量等方面的研究。E-mail: nglv2002@yahoo.com.cn

●下期预告

激光粒度测量的综合反演法及其参数选择

王燕民,陈琪星,潘志东

(华南理工大学 材料科学与工程学院,广东 广州 510640)

为了有效地将激光粒度仪所获得光能分布反演为颗粒粒度分布,提出了一种无模式综合反演算法,即二阶段迭代法。该算法综合采用了改进的共轭梯度法和松弛迭代法的优点,使用共轭梯度法作第一步预迭代,利用其快速收敛性和解的平滑性得到第二步迭代的初始解;然后,使用正则化方法对原问题进行修正处理以得到具有较好稳定性的正则化方程;最后,采用改进的松弛迭代法把第一步预迭代的解作为初始解对改进后的正则化方程进行迭代求解。对算法进行了分块操作,并对所有模块如共轭迭代法、正则化法、松弛迭代法进行分析,指出各模块的可行性与必要性,同时进行各模块参数的独立和综合的最优化选择。相比于单独地使用以上某一种方法,该综合方法能使解在稳定性和准确性方面同时得到了一定程度的改进,并对单峰和多峰分布的国家标准样品及具备噪声的模拟信息测试结果具有令人满意的分辨精度。