

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201309029

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.3969/j.issn.1673-4785.201309029.html>

多视图的三维景物中平表面重建

李静¹, 杨宜民², 蔡述庭²

(1. 洛阳师范学院 信息技术学院, 河南 洛阳 471022; 2. 广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510090)

摘要:针对使用传统的三维景物重建方法用于三维景物中平表面重建而出现的精度低等问题,提出了2种基于多视图的三维景物中平表面重建模型:最小化反投影误差的平表面重建模型和最小化转移误差的平表面重建模型。第1种模型利用反投影线应与空间平面相交且交于一点,从而将误差转移到空间平面上进行最小化反投影误差;第2种模型利用二维空间平面与二维图像平面之间的单应转移关系,从而将误差转移到空间平面上最小化转移误差。这2种模型都采用遗传算法进行优化求解,从而获得平表面重建结果。实际上,2种平表面重建方法的基本原理相同,只是计算复杂度不同。实验结果表明,2种平表面重建方法的精度基本一致,而平表面重建的精度大大提高。

关键词:三维景物中平表面;重建;单应矩阵;约束条件;智能算法;遗传算法

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2014)04-454-07

中文引用格式:李静,杨宜民,蔡述庭. 多视图的三维景物中平表面重建[J]. 智能系统学报, 2014, 9(4): 454-460.

英文引用格式:LI Jing, YANG Yimin, CAI Shuting. 3-D scene plane reconstruction based on multiple views[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2014, 9(4): 454-460.

3-D scene plane reconstruction based on multiple views

LI Jing¹, YANG Yimin², CAI Shuting²

(1. Academy of Information Technology, Luoyang Normal University, Luoyang 471022, China; 2. School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510090, China)

Abstract: With consideration to the problems including low accuracy of the 3-D scene plane reconstruction by using the traditional 3-D reconstruction method, two kinds of 3-D scene plane reconstruction models based on multiple views are presented. One is the model of a scene plane reconstruction based on minimizing the reverse projection error. The other is the model of a scene plane reconstruction based on minimizing the transfer error. The first model uses the knowledge that the reverse projection lines should not only intersect with a scene plane but should also meet at one point in a scene plane, so as to minimize the reverse projection error in the scene plane. The second model uses the transfer relationship between the image plane and the scene plane, so as to minimize the transfer error in the scene plane. Finally, the optimized value is computed by the genetic algorithm. The basic principles of the two methods are the same, and the difference between them is in regard to the computational complexity. The experimental results show that the accuracy of the two methods is almost the same and the accuracy of the 3-D scene plane reconstruction is improved greatly.

Keywords: 3-D scene plane; reconstruction; homography; constraint condition; intelligent algorithm; genetic algorithm

收稿日期:2013-09-29. 网络出版日期:2014-06-21.

基金项目:国家自然科学基金青年基金资助项目(61201392);广东省自然科学基金资助项目(S2011010004006).

通信作者:李静. E-mail: litangjing61@163.com.

重建位于同一张平表面上的三维空间点,这对于室内场景以及一些建筑场景是很常见的情形。传统的方法是先重建出三维空间点^[1-2],再用这些三

维空间点去拟合场景中的平表面^[3-4]。此方法存在2个缺陷:1)重建三维空间点时,没有利用这些三维空间点位于一个平表面上这一先验知识;2)在拟合景物平表面时,需测量三维空间点之间距离的大小,在射影空间中,三维空间点之间的距离没有物理意义。针对这些缺陷,文献[5]将三维空间点约束到一个已知平表面上,并将问题转化为一个8次多项式进行求解。文献[6]考虑到三维点位于景物平表面的约束条件,针对场景平表面已知与景物平表面未知2种情形,给出了恢复三维景物平表面的方法,但不能保证获得全局最优。文献[7]利用场景平表面与单应矩阵之间的关系,通过求解单应矩阵来求解场景平面,由于单应矩阵的转移误差函数是拟凸函数,可以利用最小化 L_∞ 范数方法估计单应矩阵,继而恢复景物平表面,利用 L_∞ 方法能够得到全局最优值,缺点是计算效率较低,且对局外点敏感。另外,文献[5-7]都是针对2幅图像的三维场景平表面重建,且不能推广到多幅图像。因为考虑三维点位于一张已知的景物平表面上,则对应点集的反向投影线不仅要相交,而且要相交于一个平表面上,以此为约束条件,给出最小化反投影误差的重建法和最小化转移误差的重建法,并采用GA算法进行了最小化求解。采用最小化反投影误差的平表面重建法记为“RPE-GA”(reverse projection error-GA)法,采用最小化转移误差的平表面重建法记为“TE-GA”(transfer error-GA)法,实验结果证明了所提方法的优越性。

1 基于两视图的三维景物中平表面重建

如图1所示,一张景物平表面上的点的图像点与在第2幅视图上的对应图像点由一个单应矩阵相关联,事实上,这一景物平表面诱导了2幅视图之间的一个单应矩阵。来自空间不同景物平表面的图像对应点之间满足不同的平面单应约束。

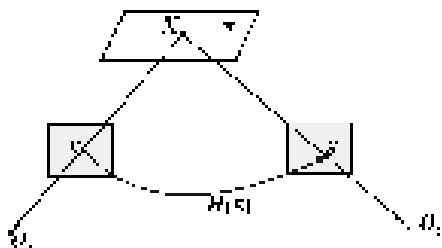


图1 由景物平表面诱导的单应矩阵 $H(\pi)$

Fig.1 The homography $H(\pi)$ induced by a scene plane

若 $x_i = [u_i \ v_i \ 1]^T$, $x'_i = [u'_i \ v'_i \ 1]^T$ 是空间平表面上的点在2幅图像上的对应点对, π 为未

知景物平表面,空间景物平表面参数化为

$$\pi = [n^T \ d]^T$$

式中: $n \in \mathbf{R}^3$ (法向量), $0 \neq d \in \mathbf{R}$ 。则存在矩阵 $H(\pi)$ 使得

$$x'_i \simeq H(\pi) x_i$$

式中: \simeq 表示相差一个比例因子的情况下相等, $H(\pi)$ 是一个 3×3 的矩阵,表示从图像1到图像2通过任意平面 π 的转移映射。同理,从图像2到图像1的转移映射表示:

$$x_i \simeq H^{-1}(\pi) x'_i$$

若两视图投影矩阵为

$$P_1 = K[I \ 0], P_2 = K'[R \ t]$$

则单应矩阵 $H(\pi)$ 表示为

$$H(\pi) \simeq K'(R - t(n/d)^T)K^{-1}$$

证明 为计算 $H(\pi)$,把第1幅视图上的点反向投影且确定该射线和平面 $\pi = [n^T \ d]^T$ 的交点 X ,然后再把这个3-D点 X 投影到第2幅视图上。对第1幅视图有 $x \simeq P_1 X = K[I \ 0] X$,因此该射线上的任何点 $x = [x^T K^{-T} \ \rho]^T$ 都可以投影到 x ,其中 ρ 是确定该射线上某个点的参数,因3-D点 X 在平面 π 上,所以满足 $\pi^T x = 0$,则 $\rho = -(n^T K^{-1}x)/d$,从而,

$$X = \begin{bmatrix} K^{-1}x \\ -(n^T K^{-1}x)/d \end{bmatrix}$$

3-D点 X 投影到第2幅图像上可得到

$$x' \simeq P_2 x = K'[R \ t] \begin{bmatrix} K^{-1}x \\ -(n^T K^{-1}x)/d \end{bmatrix} = K'(R - (tn^T)/d)K^{-1}x$$

由此,可得 $H(\pi) \simeq K'(R - (tn^T)/d)K^{-1}x$ 。

若不存在噪声干扰和误匹配,一般通过最小化几何误差来找到一个单应矩阵 $H(\pi)$,即可求得空间平面参数 π ,若

$$H(\pi) = [h_1(\pi) \ h_2(\pi) \ h_3(\pi)]$$

$$H^{-1}(\pi) = [h_1^{-1}(\pi) \ h_2^{-1}(\pi) \ h_3^{-1}(\pi)]$$

则最小化几何误差函数表示为

$$\min_{\pi} \sum_i \left(\left\| \frac{x_i'^T h_1^{-1}(\pi)}{x_i'^T h_3^{-1}(\pi)} - u_i, \frac{x_i'^T h_2^{-1}(\pi)}{x_i'^T h_3^{-1}(\pi)} - v_i \right\|_2 + \left\| \frac{x_i^T h_1(\pi)}{x_i^T h_3(\pi)} - u'_i, \frac{x_i^T h_2(\pi)}{x_i^T h_3(\pi)} - v'_i \right\|_2 \right)$$

这种方法的目标函数为 L_2 范数,所以称之为 L_2 方法,缺陷是容易陷入局部最优。将求解单应矩阵的问题转换为最小化 L_∞ 范数进行求解,即最小化最大转移误差来求解,表示为

$$\min \max e_i(\pi)$$

式中: $e_i(\pi)$ 是转移误差函数, 可表示为

$$e_i(\pi) = \left\| \frac{\mathbf{x}_i^T \mathbf{h}_1(\pi)}{\mathbf{x}_i^T \mathbf{h}_3(\pi)} - u'_i, \frac{\mathbf{x}_i^T \mathbf{h}_2(\pi)}{\mathbf{x}_i^T \mathbf{h}_3(\pi)} - v'_i \right\| = \frac{\| [\mathbf{x}_i^T \mathbf{h}_1(\pi) - u'_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{h}_3(\pi) \quad \mathbf{x}_i^T \mathbf{h}_2(\pi) - v'_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{h}_3(\pi)] \|}{\mathbf{x}_i^T \mathbf{h}_3(\pi)} \quad (1)$$

可证明式(1)在给定子集 $C = \{\pi; \mathbf{x}_i^T \mathbf{h}_3(\pi) > 0\}$ 上是一个拟凸函数^[8], 当范数取2范数时, 可以转换为二阶锥规划问题进行求解; 当范数取1范数或者 ∞ 范数时, 可以转化为线性规划问题进行求解。利用二分搜索在公开的软件包SeDuMi上进行求解 π 的参数值, 由此来恢复三维景物平表面。最小化 L_∞ 方法可获得最优解, 只是这种方法的计算效率比较低, 对局外点比较敏感, 且基于这种单应矩阵转移误差的方法只局限于2幅图像的三维景物平表面重建。

2 基于多视图的三维景物中平表面重建

三维景物中平表面重建意味着重建后的空间点应位于同一个平面内。换言之, 三维景物中平表面重建就是以重建的空间点在同一个平面内为约束条件的寻优问题。采用基于最小化反投影误差的平表面重建法记为“RPE-GA”, 采用基于最小化转移误差的平表面重建法记为“TE-GA”。

2.1 基于最小化反投影误差的平表面重建模型

若已经得到多视图所对应的摄像机投影矩阵 $\mathbf{P}_i, i = 1, 2, \dots, M$ 和对应匹配点集, 设任意空间点齐次坐标为 $\mathbf{X}_j = [\tilde{\mathbf{X}}_j^T \ 1]^T$ 。第 j 个空间点在第 i 幅图像上的成像点齐次坐标为 \mathbf{x}_{ij} , 有 $\mathbf{x}_{ij} \approx \mathbf{P}_i \mathbf{X}_j = \mathbf{K}_i [\mathbf{R}_i \ \mathbf{t}_i] \mathbf{X}_j$, 满足该方程的所有可能空间点构成一条直线, 该直线的方程可以由通过其上的2个点确定: 相机中心 \mathbf{O}_i 和无穷远点 \mathbf{x}_{ij}^∞ (无穷远点的图像点也是 \mathbf{x}_{ij})。摄像机光心 \mathbf{O}_i 满足 $\mathbf{P}_i \mathbf{O}_i = 0$, 所以 $\mathbf{O}_i = [- (\mathbf{R}_i^T \mathbf{t}_i)^T \ 1]^T$ 。而无穷远点的齐次坐标为 $\mathbf{X}_{ij}^\infty = [\boldsymbol{\eta}_{ij}^T \ 0]^T$, 通过 $\mathbf{x}_{ij} \approx \mathbf{P}_i \mathbf{X}_{ij}^\infty$ 可得出 $\boldsymbol{\eta}_{ij} \approx \mathbf{R}_i^T \mathbf{K}_i^{-1} \mathbf{x}_{ij}$ 。这样由相机中心 \mathbf{O}_i 和无穷远点 \mathbf{x}_{ij}^∞ 确定的直线上任意点的非齐次坐标可以表示为参数形式为 $-\mathbf{R}_i^T \mathbf{t}_i + \alpha_{ij} \boldsymbol{\eta}_{ij}$, 其中 α_{ij} 为可变的比例系数。而 $-\mathbf{R}_i^T \mathbf{t}_i + \alpha_{ij} \boldsymbol{\eta}_{ij}$ 就表示任意一个图像点反投影到三维空间形成的一条反投影直线, 每一个图像点反投影到三维空间形成一条反投影直线, 如果不存在任何误差, 这些反投影直线应该正好交于一点, 即应该存在合适的 α_{ij} 使得式(2)成立:

$$-\mathbf{R}_1^T \mathbf{t}_1 + \alpha_{1j} \boldsymbol{\eta}_{1j} = \dots = -\mathbf{R}_i^T \mathbf{t}_i + \alpha_{ij} \boldsymbol{\eta}_{ij} = \dots = -\mathbf{R}_M^T \mathbf{t}_M + \alpha_{Mj} \boldsymbol{\eta}_{Mj} \quad (2)$$

由于在图像点检测与匹配的过程中, 不可避免地存在误差, 所以这些反投影直线并不相交于一点, 如图2所示。一般的求解方法是通过最小化点到所有反投影直线的距离平方和来得到最优解 \mathbf{X}_j , 但这种方法只适用于欧氏空间或者准欧氏空间, 如果未得到摄像机的标定参数, 即仅仅在射影空间中进行三维重建, 此时欧氏距离并没有实际的物理含义, 因此不能保证此方法的最优性。因此很多文献^[9-12]都是将误差转移到图像平面上 (即欧氏空间中) 进行最小化重投影误差来求解的。本文是针对景物中的平表面进行重建, 由于误差的存在, 反向投影线虽然也不交于一点, 但反向投影线都应与一个空间平面相交, 如图3所示。因为反投影线都与一个场景平面 π 相交, 且所求空间点也位于场景平面 π 上, 因此平表面重建可以通过最小化平表面上的反投影误差进行求解, 表示为

$$\begin{aligned} \min_{\tilde{\mathbf{X}}_j, \alpha_{1j}, \dots, \alpha_{Mj}, \pi} \quad & \sum_{ij} \| \tilde{\mathbf{X}}_j - (-\mathbf{R}_i^T \mathbf{t}_i + \alpha_{ij} \boldsymbol{\eta}_{ij}) \|_2 \\ \text{s.t.} \quad & \sum_j \pi^T [\tilde{\mathbf{X}}_j^T \ 1]^T = 0 \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{ij} \pi^T [(-\mathbf{R}_i^T \mathbf{t}_i + \alpha_{ij} \boldsymbol{\eta}_{ij})^T \ 1]^T = 0 \\ & i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (3)$$

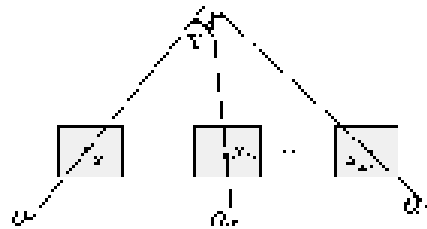


图2 反投影线不交于一点

Fig.2 Reverse projection lines don't intersect in a point

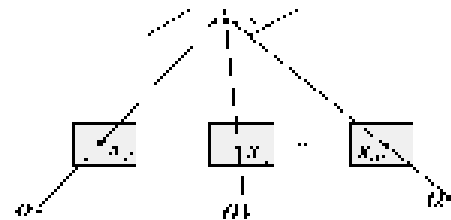


图3 反向投影线与一个空间平面相交

Fig.3 Reverse projection lines intersect in a scene plane

约束方程 $\pi^T [(-\mathbf{R}_i^T \mathbf{t}_i + \alpha_{ij} \boldsymbol{\eta}_{ij})^T \ 1]^T = 0$ 表示反投影线与平表面相交于一点, 而 $\pi^T [\tilde{\mathbf{X}}_j^T \ 1]^T = 0$ 表示空间点 \mathbf{X}_j 位于景物平表面。可以直接在空间平表面上进行最小化反投影误差, 而不需要转化到图像平面上进行最小化重投影误差来计算。但式

(9) 涉及较多的未知参数,求解过程较为复杂。

2.2 基于最小化转移误差的平表面重建模型

为了降低问题求解的复杂度,可利用空间景物平面与图像平面之间的单应转移关系,从而通过在空间景物平面上最小化转移误差进行求解。若多视图投影矩阵为 $P_1 = K_1 [R_1 \ t_1]$, $P_i = K_i [R_i \ t_i]$, $\dots, P_M = K_M [R_M \ t_M]$, 平面 π 上一个空间点坐标为 $X = [\tilde{x}^T \ 1]^T$, 考虑它在摄像机下的投影,在第1个摄像机下的投影表示为

$$x_1 \simeq P_1 \begin{bmatrix} \tilde{x} \\ 1 \end{bmatrix} = K_1 [R_1 \ t_1] \begin{bmatrix} \tilde{x} \\ 1 \end{bmatrix} = K_1 (R_1 \tilde{x} + t_1)$$

由于空间点 X 位于平面 π 上,所以 $\pi^T X = 0$, 则有 $n^T \tilde{X} = -d$, 即 $(n/d)^T \tilde{X} = -1$, 因此 t_1 可以写为 $t_1 = -t_1 (n/d)^T \tilde{X}$ 。则第1个摄像机下的投影又可表示为

$$x_1 \simeq K_1 (R_1 \tilde{X} + t_1) = K_1 (R_1 - t_1 (n/d)^T) \tilde{X}$$

因此,平面 π 到第1个图像平面的单应矩阵为 $H_1 = K_1 (R_1 - t_1 (n/d)^T)$ 。同理,在第2个摄像机下的投影表示为

$$x_2 \simeq K_2 (R_2 - t_2 (n/d)^T) \tilde{X}$$

则平面 π 到第2个图像平面的单应矩阵为 $H_2 = K_2 (R_2 - t_2 (n/d)^T)$ 。以此类推,平面 π 到第 i 个图像平面的单应矩阵为 $H_i = K_i (R_i - t_i (n/d)^T)$ 。若摄像机矩阵已知,则空间场景平面与图像平面之间的单应矩阵是一个关于未知量 π 的矩阵,记为 $H_i(\pi)$, 单应矩阵总是将二维空间点齐次映射到二维空间点上,因此它是一个 3×3 的可逆矩阵。则对于第 j 个空间点 \tilde{X}_j , 应有

$$\begin{cases} \tilde{X}_j = H_1^{-1}(\pi) x_{1j} \\ \tilde{X}_j = H_2^{-1}(\pi) x_{2j} \\ \vdots \\ \tilde{X}_j = H_M^{-1}(\pi) x_{Mj} \end{cases}$$

而由于存在误差,所以实际要求的空间点 \tilde{X}_j 与 $H_i^{-1}(\pi) x_{ij}$, $i = 1, 2, \dots, M$ 并不相等,因此,可以将平表面重建问题转化为最小化转移误差进行求解,且附加约束条件,即将所求的空间点应位于一个平表面上,表示为

$$\begin{aligned} \min_{\pi, \tilde{x}_j} \sum_{ij} \| \tilde{X}_j - H_i^{-1}(\pi) x_{ij} \|_2 \\ \text{s.t.} \quad \sum_j \pi^T [\tilde{X}_j^T \ 1]^T = 0 \end{aligned}$$

$$i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

由于可以很明显地看出,式(4)较式(3)少了未知参数 α_{ij} , 求解相对简单一些。式(4)是利用二维图像平面与二维空间平面之间的转移矩阵(即单应矩阵 $H_i(\pi)$)将误差转移到空间平表面上进行最小化的。而式(3)是通过限制反投影线与空间平面相交且交于一点,从而将误差转移到空间平面上最小化求解。总而言之,无论最小化反投影误差的平表面重建法,还是最小化转移误差的平表面重建法,都是将误差转移到空间平表面上进行最小化求解的,这2种方法的基本原理一致。

2.3 基于多视图的三维景物中平表面重建

式(3)和式(4)都是有约束的优化问题,对于有约束的最小化问题,可以引入罚函数构造增广代价函数,将给定的约束优化问题转化为一系列无约束优化问题,然后通过求解这一系列的无约束优化问题而获得原约束优化问题的解。惩罚法有多种类型,常用的有:外惩罚法(又称罚函数法)和内惩罚法(又称障碍函数法)。采用罚函数法,如果约束优化问题为

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ \text{s.t.} \quad g_i(x) = 0, i = 1, 2, \dots, M \\ \text{s.t.} \quad h_{ij}(x) = 0, i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (5)$$

记可行域为 $\Omega = \{x \in \mathbf{R}^n \mid g_i(x) = 0, h_{ij}(x) = 0, i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N\}$, 首先选择一个充分大的数 β , 构造一个惩罚函数:

$$a(x) = \begin{cases} 0, & x \in \Omega \\ \beta, & x \notin \Omega \end{cases}$$

式中: β 为惩罚因子,表示对不可行点的惩罚。然后,将原问题转换为求解下列无约束优化问题:

$$\min b(x) \quad (6)$$

$$\text{式中: } b(x) = f(x) + a(x) = \begin{cases} f(x), & x \in \Omega \\ \beta, & x \notin \Omega \end{cases}$$

称式(6)为式(5)的增广代价函数。由于 β 是一个非常大的数,所以函数 $b(x)$ 的解也一定是原问题的解。

先将式(3)和式(4)转换为无约束问题,再采用遗传算法(GA)进行求解,遗传算法是一个非常成熟的计算工具,这里不再详细介绍。本文的创新之处是建立了2种平表面重建模型,而不是针对遗传算法的改进。另外,由法向量 n 中的3个参数足以确定一个平面,所以在实际计算过程中令 $d = 1$ 。

基于多视图的三维景物中平表面重建步骤为:

1) 输入 N 个空间点对应的图像点数据,摄像机的投影矩阵 $P_i, i = 1, 2, \dots, M$;

2)将式(4)和式(3)转换为如式(6)所示的无约束优化函数,设置惩罚因子 $\beta = 500$,即构造关于式(4)和式(3)的适应度函数;

3)初始化种群,每一个染色体都是 N 个空间点和场景平面法线向量 \mathbf{n} ,以及参数 α_{ij} (见式(3))的组合,采用实数编码,设定种群个数,即染色体个数 $N_{\text{ind}} = 50$,并设置边界条件;

4)选择操作,计算种群中每个染色体的适应度值,采用轮盘赌的方法进行选择复制,即各个染色体按照适应度值所占总适应度值的比例组成面积为1的一个圆盘,指针转动停止之后,指向的染色体将被复制到下一代,适应度好的染色体被选择的概率大,每个染色体被选中的概率为

$$(1/f(\mathbf{x}_i)) / \sum_{i=1}^{N_{\text{ind}}} (1/f(\mathbf{x}_i))$$

式中: $f(\mathbf{x}_i)$ 代表适应度值, N_{ind} 代表染色体个数;

5)交叉操作,以交叉概率 $p_c = 0.6$ 进行一点交叉,把2个父代个体的部分基因进行交换而生成新的个体,直到所有个体都被选择过;

6)变异操作,选变异概率 $p_m = 0.02$,即全部染色体串上的每位基因按变异概率 p_m 进行随机改变;

7)保存当前适应度函数的最小值,以及对应的染色体位置;

8)直至达到最大迭代次数,最大迭代次数为100,若满足,则停止迭代,否则转4);

9)输出当前适应度函数最小值对应的最优染色体,即空间点的最优坐标值 $\hat{\mathbf{X}}_j, j = 1, 2, \dots, N$, 平面法向量 \mathbf{n} 以及 α_{ij} 。

3 实验与结果分析

采用 2.6 GHz Pentium Dual-Core CPU, 2 GB 内存的台式电脑,并在 MATLAB 7.0 环境下进行了2组实验,分别是仿真数据实验和真实图像实验。并对式(3)和式(4)利用 GA 算法进行了优化计算,采用式(3)记为“RPE-GA”法,采用式(4)记为“TE-GA”法。为了进行对比,利用传统法进行实验,首先重建出三维空间点,然后拟合一个平表面,在传统法中利用 L_∞ 方法^[11]进行多视图的重建, L_∞ 方法可以获得全局最优解,因此将这种方法记为“ L_∞ ”法。实验中采用的性能参数为:重投影均方根误差为

$$\left(\frac{1}{MN} \sum_{ij} d^2(\mathbf{x}_{ij}, \mathbf{P}_i \hat{\mathbf{X}}_j) \right)^{1/2}, i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N, \mathbf{x}_{ij} \text{ 代表检测点坐标, } \mathbf{P}_i \hat{\mathbf{X}}_j \text{ 代表反投影点坐}$$

标,单位为像素;空间位置均方根误差为 $\left(\frac{1}{N} \sum_j d^2(\bar{\mathbf{X}}_j, \hat{\mathbf{X}}_j) \right)^{1/2}, j = 1, 2, \dots, N, \bar{\mathbf{X}}_j$ 代表真实三维坐标值, $\hat{\mathbf{X}}_j$ 代表重建出的三维坐标值。

3.1 仿真实验与结果分析

仿真实验中需要知道产生检测数据的真正平表面参数,设置如下:将平表面定为 X_w - Y_w 平表面,即 $Z_w = 0$ 平表面,随机生成范围在 $[-1, 1]$ 内的100个点,即 $N = 100$,要保证这些点在每个摄像机下都是可视的。假设用6个摄像机进行拍摄,实验中每台摄像机的内参数设为

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 700 & 0 & 320 \\ 0 & 700 & 240 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

设定每个摄像机之间大概相差 10° ,图像分辨率为 640×480 。仿真实验环境如图4所示,图4中用圆圈来表示摄像机的位置,点云为随机生成的 $Z_w = 0$ 平面上的点。



图4 仿真实验环境示意图

Fig.4 The schematic diagram of simulation environment

在每个图像点上增加零均值、标准差为 σ 的高斯噪声,噪声大小分别为 0.2、0.4、0.6、0.8、1.0 个像素,对每种噪声分别进行 100 次实验。由于对带有噪声的数据都进行了 100 次实验,每次实验都会产生一个重建结果,数据过多,不再列出,只给出 3 种平表面重建方法的性能比较,如表 1 所示。从表 1 可以看出, RPE-GA 法和 TE-GA 法的精度基本一致,可以明显看出空间位置均方根误差比较小,这是因为是通过最小化的空间点位置误差进行优化求解的,所以空间位置均方根误差较小;而 L_∞ 方法的重投影均方根误差较小,这是因为在 L_∞ 法中是通过最小化图像平面上的重投影误差进行优化求解的,所以重投影均方根误差较小。由于在 L_∞ 法中没有考虑到景物平表面的约束,所以空间位置均方根误差较大,也就与真实的景物平表面相差较远。

表 1 3 种平表面重建方法的性能比较

Table 1 The performance of three plane reconstruction methods

方法名称	噪声标准差(σ)	重投影均方根误差	空间位置均方根误差
L_∞	0.2	0.013 0	0.005 1
	0.4	0.017 1	0.016 2
	0.6	0.020 1	0.0183
	0.8	0.031 1	0.025 1
	1.0	0.045 2	0.038 3
RPE-GA	0.2	0.020 1	0.000 8
	0.4	0.063 3	0.001 1
	0.6	0.085 2	0.001 3
	0.8	0.096 4	0.0017
	1.0	0.104 2	0.002 3
TE-GA	0.2	0.018 4	0.000 7
	0.4	0.059 4	0.001 0
	0.6	0.083 3	0.001 4
	0.8	0.095 4	0.001 6
	1.0	0.109 1	0.002 0

3.2 真实图像实验与结果分析

真实图像实验采用 Zhang 从不同角度拍摄平面模版的 5 幅图像 (<http://research.microsoft.com/en-us/um/people/zhang/calib/>),如图 5 所示,图像分辨率大小为 640×480 ,平面模版上共有 256 个角点,即 $N = 256$ 。

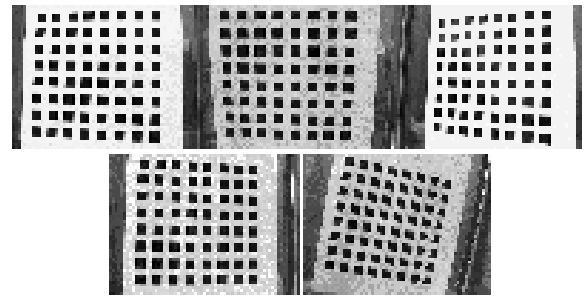


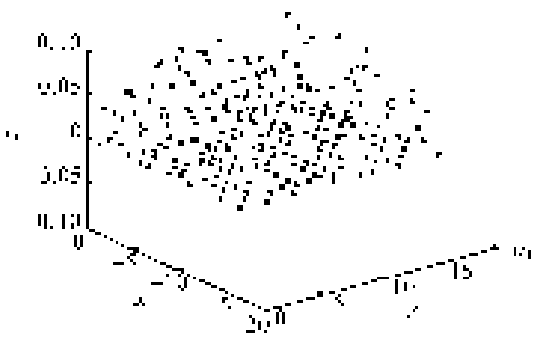
图 5 平面模版的 5 幅图像

Fig.5 Five images of a planer pattern

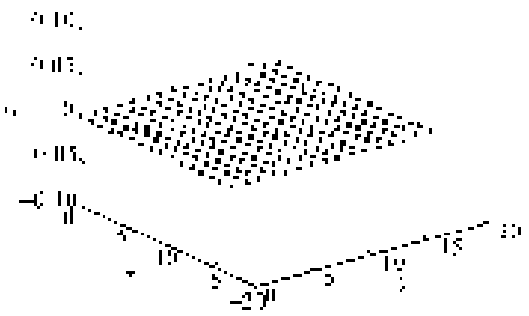
真实图像的重建结果如图 6 所示。从图 6 可以看出本文方法的重建结果基本上位于一个平表面上,而传统的 L_∞ 法重建结果非常散乱,并不位于一个平表面上。真实图像实验中 3 种重建平表面方法的性能比较如表 2 所示。同样的,RPE-GA 法和 TE-GA 法的空间位置均方根误差比较小,与真实的景物平表面相接近;而 L_∞ 法重投影均方根误差较小,但空间位置均方根误差却比较大,也就是与真实的景物平表面相差较远。从原理上来讲,RPE-GA 和 TE-GA 2 种优化方法是一样的,都是将空间点限制在一个平表面上,然后最小化空间点之间的距离误差,所以它们的精度基本一致。只是由于 RPE-

GA 法中多了参数 α_{ij} ,所以 RPE-GA 法的计算会比 TE-GA 法复杂。本文方法的优越性:1)利用三维空间点都位于同一个景物平表面这一先验知识,计算出的平表面精度较高;2)可以推广到多幅视图。

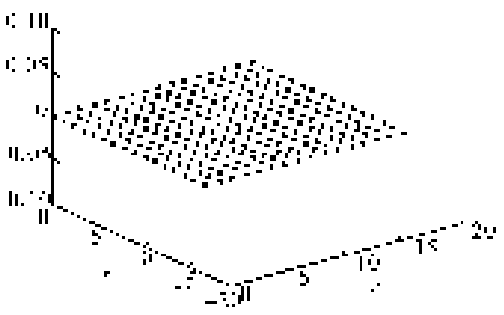
需要指出的是 RPE-GA 法和 TE-GA 法对局外点都比较敏感,事实上,目前已有的基于两视图景物平表面重建方法,如 Olsson^[7]提出的重建方法对局外点也比较敏感。如果用在场景比较复杂的真实图像实验中,会存在 2 类局外点,一类是在匹配错误的点,一类是不位于一个平表面上的点。首先需要采用一些剔除局外点的方法对局外点进行剔除,Olsson 采用 L_1 方法对局外点进行了剔除,但是从实验结果中可以很明显的看出,即使对局外点进行了剔除,仍然有很多图像点不位于同一个平表面上,用这些不位于同一个平表面上的图像点去重建一个平表面势必是不准确的。



(a) L_∞ 的重建结果



(b) RPE-GA 的重建结果



(c) TE-GA 的重建结果

图 6 平面模版的重建结果

Fig.6 Reconstruction of the planar pattern

表2 3种平表面重建方法的性能比较

Table 2 The performance of three plane reconstruction methods

方法名称	重投影均方根误差	空间位置均方根误差
L_{∞}	0.063 5	0.058 3
RPE-GA	0.081 2	0.001 3
TE-GA	0.081 5	0.001 2

5 结束语

在传统的三维景物中平表面重建法中,都是先重建出三维点,再用这些三维点去拟合景物平表面,由于没有利用三维空间点位于一个平表面的先验知识,所以重建出的三维点并不位于一个平表面上。针对这个问题,本文提出了2种三维景物中平表面重建模型,2种模型都是考虑到重建的空间点应位于同一个平面内,以此为约束条件分别在空间平面上进行最小化反投影误差和最小化转移误差,再采用GA算法对2种模型进行了优化求解,从而获得平表面重建结果。实际上,基于最小化反投影误差的平表面重建法和基于最小化转移误差法的平表面重建法基本原理相同,只是计算复杂度不同。实验表明了本文方法的优越性。另外如何剔除掉局外点,或者说如何从复杂场景中提取出位于一个平表面上的图像点,将RPE-GA法和TE-GA法用于复杂场景的真实图像实验上,将是未来需要研究的问题。据知,目前在国内外考虑三维点位于空间景物平面的约束条件,针对多视图的三维景物中平表面重建的研究还处于空白。

参考文献:

- [1] LINDSTROM P. Triangulation made easy[C]//Proceedings of IEEE Conference Computer Vision Pattern Recognition. San Fransico, USA, 2010: 1554-1561.
- [2] TOSSAVAINEN T. Approximate and SQP two view triangulation[C]//Proceedings of 10th Asian Conference Computer Vision. Queenstown, New Zealand, 2010, 3: 1303-1316.
- [3] HARTLEY R, ZISSERMAN A. Multiple view geometry in computer vision[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003: 54-57.
- [4] ZACH C, SORMAN M, KARNER K. High-performance multi-view reconstruction[C]//Proceedings of the Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission. Chapel Hill, North Carolina, USA, 2006: 113-120.
- [5] CHUM O, PAJDLA T, STURM P. The geometric error for homographies[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2002, 97(1): 86-102.
- [6] KANATANI K, NIITSUMA H. Optimal two-view planar scene triangulation[J]. IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications, 2011, 3: 67-79.
- [7] OLSSON C, ERIKSSON A. Triangulating a plane[C]//Proceedings of Scandinavian Conference on Image Analysis. Berlin Heidelberg, Germany, 2011: 13-23.
- [8] KE Q, KANADA T. Quasiconvex optimization for robust geometric reconstruction[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(10): 1834-1847.
- [9] AGARWAL S, SNAVELY N, SEITZ S M. Fast algorithms for L-infinity problems in multiview geometry[C]//Proceeding of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, Alaska, USA, 2008: 24-26.
- [10] HARTLEY R, KAHL F, OLSSON C, et al. Verifying globle minima for L_2 minimization problems in multiple view geometry[J]. International Journal of Computer Vision, 2013: 288-304.
- [11] KAHL F, HARTLEY R. Multiple-view geometry under the L-infinity norm[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(9): 1603-1617.
- [12] LEE H, SEO Y, LEE S W. Removing outliers by minimizing the sum of infeasibilities[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28: 881-889.

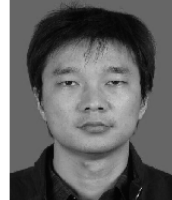
作者简介:



李静,女,1983年生,博士研究生,主要研究方向为计算机视觉、多视图几何、三维重建。



杨宜民,男,1945年生,教授,博士生导师,主要研究方向为机器视觉、多机器人技术、人工智能等。



蔡述庭,男,1979年生,副教授,博士,主要研究方向为分布式视频编码、人工智能等。