

基于轮廓模型的单应识别优化算法

张跃强^{1,2} 周朗明^{1,2} 尚 洋^{1,2} 于起峰^{1,2}

¹国防科技大学航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073

²图像测量与视觉导航湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410073

摘要 提出了基于轮廓模型的复杂背景弱纹理目标单应优化方法。算法在随机抽样一致(RANSAC)框架下实现了初始变换的求解,通过优化法向距离实现了单应的优化求解。为了快速稳健地求解初始单应,算法随机选取三条满足一定几何约束的直线段进行假设变换关系的求解,通过选取使得投影误差最小的变换关系作为单应初值。为了解决复杂背景条件下模型-图像对应错误引起的优化失败问题,在模型-图像点匹配阶段,算法为每个采样点保留多个图像点对应,同时在对样本点进行加权过程中,该算法综合考虑了样本点自身的属性和样本点同周围点的关系,有效提高了稳健性。实验结果表明:该方法能够实现复杂场景目标单应的优化求解,相比传统的方法,该方法能够有效克服复杂背景的干扰,实现弱纹理目标单应的稳健估计。

关键词 机器视觉;单应识别;单应估计;迭代加权最小二乘

中图分类号 TP391.4 TP242.6

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.1015001

Homography Recognition and Optimization Algorithm Based on Contour Model

Zhang Yueqiang^{1,2} Zhou Langming^{1,2} Shang Yang^{1,2} Yu Qifeng^{1,2}

¹College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China

²Hunan Provincial Key Laboratory of Image measurement and Vision Navigation, Changsha, Hunan, 410073, China

Abstract A method based on contour model tracking to estimate the homography for the textureless object in the clutter scene is proposed. The initial estimation of the transformation is obtained in the framework of random sample consensus (RANSAC). The optimized homography solution is obtained by minimizing the normal distance. To calculate the initial transformation quickly and robustly, random three line segments conforming to the certain geometry constraint are utilized to solve the assumptive transformation relation. The transformation relation with the minimal errors are picked out as the homographic initial value. To overcome the issue that the mismatches of the model and image lines in the complicated background may lead to the failure of the homography optimization, in the process of matches of the model and image points, multiple image points matches are retained for each model sample point. In the weighting process for sample point, due to the use of the property of the sample point as well as the relation to the neighbor points, the robustness of method is enhanced effectively. Experimental results show that the proposed method can realize the optimized solution of homography in the complicated background. Contrast with the traditional method, the proposed method can overcome the influence induced by the complex background effectively and optimize the homography parameters for textureless objects successfully.

Key words machine vision; homography recognition; homography estimation; iteratively reweighted least squares

OCIS codes 150.1135; 330.5000; 150.5758; 110.4153

1 引言

单应估计的目的是恢复出图像平面同平面场景或者不同视角的平面场景间的全局变换关系。其广泛应用于全景图拼接^[1-2],超分辨率重建^[3],平面目标运动估计^[4],以及相机参数标定^[5-7]等领域。本文研究主要应

收稿日期: 2015-04-07; 收到修改稿日期: 2015-05-08

基金项目: 国家973计划(2013CB733100)、国家自然科学基金(11332012)

作者简介: 张跃强(1987—),男,博士研究生,主要从事图像测量,计算机视觉方面的研究。E-mail: zyoungnurd@yahoo.com

导师简介: 于起峰(1958—),男,教授,中国科学院院士,主要从事空天图像测量与视觉导航方面的研究。

E-mail: yuqifeng@vip.163.com

用于单目定位领域,即利用未标定的单目相机或者单视图自动恢复已知结构的平面场景中未知目标的位置,算法的核心是自动恢复出平面场景同相机平面的单应变换关系。

目前存在的单应估计方法可以分为两类:基于外观的方法和基于特征的方法。基于外观的单应估计方法通常利用像素或者颜色相关性构建误差函数,通过优化误差函数最小高精度地求取单应矩阵^[8-9]。该类方法的优点是可以充分利用场景中的每个像素的信息对单应矩阵进行优化求解。然而由于需要使用非线性优化方法或者全局搜索方法进行误差函数的求解,因而该类方法对初值比较敏感且计算复杂度较大。针对弱纹理场景,因其特点为纹理简单或者重复分布,像素间的灰度或者颜色信息差异性较小,所以利用场景的外观信息很难实现单应矩阵的求解。

基于特征的方法通常在图像对中检测特征,利用特征匹配方法建立两图像特征间的对应关系,根据特征对应线性或者稳健地估计视图间的单应关系。常用的特征为点特征,如尺度不变特征变换(SIFT)^[10],加速稳健(SURF)^[11]等。这些特征对于光照,旋转,尺度变换等具有一定的稳健性,因而已广泛应用于单应估计。由于特征匹配中可能存在误匹配,且少量的误匹配可能造成单应解算的失败,因而在实际应用中通常需要借助稳健估计手段,如随机抽样一致(RANSAC)^[12]等。RANSAC方法分为假设和验证两步,随机采样得到最小样本集并线性求取假设单应矩阵,根据内点阈值将样本数据分为内点集和外点集两部分,并对假设单应矩阵进行验证。由于RANSAC方法不需要借助优化手段,且实现简单,因而在计算机视觉领域具有广泛应用。为了提高其性能,在传统的算法框架基础上,出现了三种改进:1) 对其进行加速^[13];2) 提高其稳健性^[14];3) 提高其精度^[15]。同样,对于弱纹理场景,传统的基于特征点的方法面临很大的挑战。然而,由于弱纹理场景具有很多能够很好反映目标几何信息的直线段,相对于点特征,直线特征的提取可靠性更高,属性信息更丰富,因此利用直线特征进行单应矩阵的求解^[16]对于弱纹理场景具有明显的优势。本文研究需要根据未标定单目相机拍摄的一张场景视图自动恢复平面场景到相机平面的单应变换矩阵。由于在具体应用过程中,平面场景中的模型直线段同图像中检测的直线段对应关系未知,因而本文算法分为两部分:1) 在RANSAC框架下利用直线段进行初始单应矩阵的求解;2) 在加权最小二乘框架下利用轮廓模型实现单应矩阵的优化求解。

为了提高算法在杂乱背景干扰条件下的稳健性,设计了基于RANSAC的初始单应解算框架;为了提高RANSAC算法的效率和稳定性,利用满足一定几何约束的三条直线进行初始变换解算,相比传统方法降低了最小样本集的数目(理论上需要四条直线)。为了提高杂乱背景干扰条件下单应优化的精度和稳健性,提出了一种结合多对应和加权最小二乘的单应优化算法。在模型图像配准阶段,为每个模型采样点保留了多个对应图像点,将共线的图像对应点聚类为多条直线,并为每条模型边缘保留多条图像直线对应,利用加权最小二乘算法通过优化法向距离实现单应的解算。由于在解算阶段为每个模型采样点保留了多假设对应,因此本文方法有效克服了杂乱背景的影响,提高了弱纹理目标单应优化的稳定性。

2 初始变换的求解

对于弱纹理目标,可以利用目标中的直线信息进行初始单应的解算。由于初始条件下模型直线同图像直线是不对应的,单应变换的先验信息也无从获得,需要在假设-检验框架下实现单应的自动识别。所谓假设即随机建立模型图像对应,并解算假设变换;所谓检验即根据模型同图像配准误差对假设变换进行验证。

2.1 单应变换矩阵求解

模型坐标系的点和线分别表示为 P, L , 其在图像坐标系的投影表示为 p, l , 对应的带噪声的图像测量点和线表示为 \tilde{p}, \tilde{l} 。给定模型平面到图像平面单应变换 H , 则 P 同 p 间的透视投影关系为

$$p = \Gamma(P, H) = \lambda HP, \quad (1)$$

式中 λ 为尺度因子, 对应 HP 的 z 坐标分量的倒数。

(1)式可以提供两个约束,为了求得单应矩阵(单应矩阵有8个自由度),至少需要4对点,同样也需要4组直线对应。为了提高算法的效率和稳定性,通过引入单应变换条件下直线长度比不变这一约束,使用三组线对应进行单应变换的求解。

随机从模型直线段序列中选三条相邻直线(直线夹角大于 45° 且直线间端点最短距离小于 10 pixel, 其中

三条直线的公共相交直线段为基准直线,三条直线结构如图 1 所示),并从图像中随机选取三条相邻直线构成相同的结构。为了在保证精度前提下,提高识别算法的效率,假设单应变换条件下,相邻直线段的长度比保持不变,这样便能对图像直线段的端点进行重新定位。

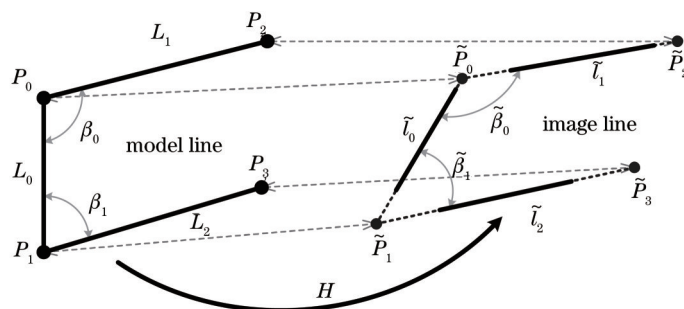


图 1 模型直线到图像直线单应变换

Fig.1 Homography transformation between model and image lines

如图 1 所示,将图像直线 \tilde{l}_0 作为基准直线, \tilde{l}_1, \tilde{l}_2 为从图像中选取的同 \tilde{l}_0 相邻的直线段, \tilde{l}_1, \tilde{l}_2 可能由于遮挡等影响,端点定位不准确。 \tilde{l}_1 的一个端点可以选为其同 \tilde{l}_0 的交点 \tilde{p}_0 , 另外一个端点记为 \tilde{p}_2 , 同样 \tilde{l}_2 的一个端点可以选为其同 \tilde{l}_0 的交点 \tilde{p}_1 , 另外一个端点记为 \tilde{p}_3 , 则可以得到两对点对应: $\{P_0, \tilde{p}_0\}$ 和 $\{P_1, \tilde{p}_1\}$ 。 \tilde{l}_1 的另外一个端点 \tilde{p}_2 可以根据假设进行重新定位为

$$\tilde{p}_2 = \tilde{p}_0 + \frac{|P_2 - P_0|}{|P_1 - P_0|} \begin{bmatrix} \cos \tilde{\beta}_0 & -\sin \tilde{\beta}_0 & 0 \\ \sin \tilde{\beta}_0 & \cos \tilde{\beta}_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} (\tilde{p}_1 - \tilde{p}_0). \quad (2)$$

式中直线端点坐标均采用齐次坐标表示。同理可以求得 \tilde{l}_2 的另外一个端点 \tilde{p}_3 的坐标。利用四组点对应便能线性解算出单应变换矩阵。

2.2 模型直线-图像直线匹配

根据假设单应变换矩阵将模型直线序列 $M = \{L_1, L_2, \dots, L_m\}$ (m 为模型直线数目) 投影到图像得到投影直线序列 M' , 为了对 RANSAC 算法随机生成的模型进行检验, 需要将投影直线序列同图像直线序列进行配准, 计算配准误差, 利用该配准误差衡量假设变换的有效性。由于目标只可能出现在图像的某个区域, 且目标的结构信息通过模型可以得到, 因此只需在基准直线邻域寻找 M' 对应的图像直线序列, 从而可以有效避免在全图进行搜索。令图像中检测的直线段序列为 $S = \{\tilde{l}_1, \tilde{l}_2, \dots, \tilde{l}_N\}$, 记基准直线段的邻域内直线段集合为 $N(\tilde{l})$, 则

$$N(\tilde{l}) = \{\tilde{l}_{\sigma_1(\tilde{l})}, \tilde{l}_{\sigma_2(\tilde{l})}, \dots, \tilde{l}_{\sigma_{N_{nbr}}(\tilde{l})}\}, \quad (3)$$

式中 $\sigma(\cdot)$ 为直线段邻域内直线段序号, N_{nbr} 为邻域内直线段数目, 取 $N_{nbr} > m$ 。

对模型直线序列同图像直线的相似性进行衡量, 即

$$S(M, S, H) = \sum_{L_j \in M} \left\{ S_{\max}, \min_{\tilde{l}_i \in N(\tilde{l})} d[\tilde{l}_i, \Gamma(L_j, H)] \right\}, \quad (4)$$

式中 $d(\cdot)$ 为直线间相似性度量, S_{\max} 用于控制模型直线被遮挡时, 对正确变换的过重惩罚, $\Gamma(L_j, H)$ 返回模型直线段 L_j 对应的二维图像直线(分别对端点进行投影)。

根据(4)式计算该假设变换对应的模型误差(匹配误差)。判断匹配误差大小, 并选取匹配误差最小的假设单应变换为初始单应变换 H_0 。

2.3 直线间距离度量

如图 2 所示, 假设图像直线 \tilde{l} 端点为 \tilde{p}_1 和 \tilde{p}_2 , 中点为 \tilde{p}_0 , 图像直线长度为 L , 模型直线在图像上的投影直线段中点为 p_0 , 图像直线端点对应的模型直线点为 p_1 和 p_2 , 图像直线段上任一点参数可以表示为 $\tilde{p}(t) = \tilde{p}_1 + t \cdot (\tilde{p}_2 - \tilde{p}_1)$, $t \in [0, 1]$, 模型线段上任意点可以表示为 $p(t) = p_1 + t \cdot (p_2 - p_1)$, $t \in [0, 1]$, 图像线段同模型线段的相似性可以度量表示为

$$\rho(\tilde{l}, l) = \int_0^l \|\tilde{p}(t) - p(t)\|^2 dt = \frac{1}{6} \cdot (s_1^2 + 4s_0^2 + s_2^2), \quad (5)$$

式中 s_1, s_2, s_0 分别为直线段端点和中点间距离。(5)式定义距离度量的物理意义为图像直线绕模型直线旋转一周确定的椎体截面的平均面积(相差一个 π)。

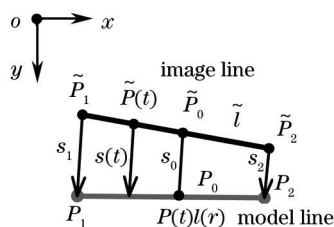


图2 直线段间距离度量

Fig.2 Distance between straight line measurement

图像直线可能由于遮挡,噪声等影响而检测不完整,即图像直线对应模型直线的一部分,为此定义图像直线段同模型直线距离函数为

$$d(\tilde{l}, L) = \min_{L_i \subset L} \rho[\tilde{l}, \Gamma(L_i, H)], \quad (6)$$

式中 L_i 对应模型直线的一部分。

3 基于加权最小二乘的单应优化求解

3.1 单应优化原理

如图3所示,当前目标单应变换条件下,模型轮廓的投影边缘使用实线表示,图像边缘使用虚线表示。

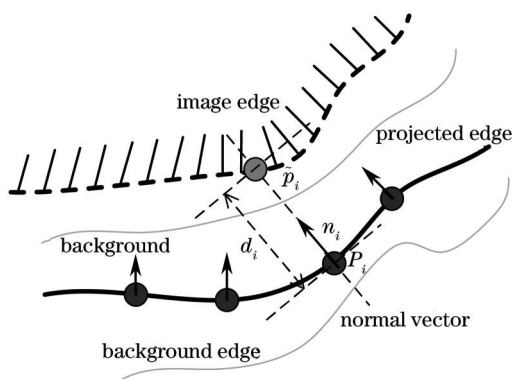


图3 模型线段同图像线段1D搜索配准示意图

Fig.3 Schematic of 1D search from the model line to the image line

对于模型边缘上的每一个采样点 p_i ,沿其所在直线的法线方向进行搜索,可以得到其对应的图像边缘点 \tilde{p}_i ,该边缘点到模型直线采样点的距离 d_i 称为法向距离。

$$d_i = \mathbf{n}_i^T (\tilde{p}_i - p_i), \quad (7)$$

式中 \mathbf{n}_i 为模型直线采样点在当前单应变换条件下的单位法向量。

假设模型直线可见的采样点数目为 N ,利用目标当前单应将模型边缘采样点投影到图像上,并沿其法线方向1D搜索其对应的图像点,则单应优化问题可以描述为

$$\hat{H} = \arg \min_H \sum_{i=1}^N \{ \mathbf{n}_i^T [\tilde{p}_i - \Gamma(P_i, H)] \}^2. \quad (8)$$

给定帧间单应运动为 ΔH ,则 t 时刻的单应 H_t 和 $t+1$ 时刻的单应 H_{t+1} 之间的关系为

$$H_{t+1} = \Delta H H_t. \quad (9)$$

帧间单应运动 ΔH 可以表示为

$$\Delta H = I_{3 \times 3} + \begin{pmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & h_8 \end{pmatrix}. \quad (10)$$

令误差 d_i 对单应参数的雅可比矩阵为 J , 则 $J \in \mathbf{R}^{N \times 9}$, 其中 N 为可见模型采样点的个数, 则 J 的任一元素 J_{ij} 形式为

$$J_{ij} = \frac{\partial d_i}{\partial h_j} = \mathbf{n}_i^T \begin{bmatrix} \frac{\partial p_i}{\partial q_i} \end{bmatrix}_{2 \times 3} \begin{bmatrix} \frac{\partial q_i}{\partial h_j} \end{bmatrix}_{3 \times 1} = \mathbf{n}_i^T J_i^M \tilde{J}_{ij}, \quad (11)$$

其中 $p_i = q_i/q_z, q_i = [q_x^i, q_y^i, q_z^i]^T = \Delta H H_i P_i$,

$$J_i^M = \begin{pmatrix} \frac{1}{q_z^i} & 0 & \frac{-q_x^i}{(q_z^i)^2} \\ 0 & \frac{1}{q_z^i} & \frac{-q_y^i}{(q_z^i)^2} \end{pmatrix}, \tilde{J}_{ij} = \begin{pmatrix} P_{i,t}^T & \mathbf{0}^T & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0}^T & P_{i,t}^T & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{0}^T & P_{i,t}^T \end{pmatrix} \mathbf{g}_j,$$

式中 \mathbf{g}_j 为第 j 个元素为 1 的 9 元素单位向量, $P_{i,t} = H_i P_i$ 。

因而(8)式描述的优化问题可以转化为最小二乘问题进行求解:

$$J\mathbf{h} = \mathbf{d}, \quad (12)$$

式中 $\mathbf{d} = (d_1 \ d_2 \ \dots \ d_i \ \dots \ d_N)^T$ 为模型边缘采样点投影到对应图像点的距离向量(即法向距离),

$\mathbf{h} = (h_0 \ h_1 \ h_2 \ h_3 \ h_4 \ h_5 \ h_6 \ h_7 \ h_8)^T$ 。

(12)式的最小二乘解为

$$\hat{\mathbf{h}} = (J^T J)^{-1} J^T \mathbf{d}. \quad (13)$$

因而目标 $t+1$ 时刻的单应矩阵为

$$\hat{H}_{t+1} = \Delta \hat{H} H_t, \quad \Delta \hat{H} = \begin{pmatrix} \hat{h}_0 + 1 & \hat{h}_1 & \hat{h}_2 \\ \hat{h}_3 & \hat{h}_4 + 1 & \hat{h}_5 \\ \hat{h}_6 & \hat{h}_7 & \hat{h}_8 + 1 \end{pmatrix}. \quad (14)$$

3.2 加权最小二乘问题求解

由于人造目标轮廓模型中包含了大量的直线, 直线经过单应变换仍为直线, 因此可以充分利用该约束有效滤除明显错误的模型点对应, 提高算法对于杂乱背景等干扰的稳健性。多假设实际上包括两部分: 1) 每个模型采样点可能搜索到多个图像点对应(模型点配准阶段); 2) 将搜索到的模型点对应聚类为多条直线, 即为每条模型边缘保留多条对应图像直线(模型边缘配准阶段)。

对于每条投影边缘 E_t , 通过一维搜索可以找到其投影边缘上的采样点对应的候选匹配点集合 $\{\{\tilde{\mathbf{p}}_{l,i,k}\}\}$, 使用随机霍夫变换(RHT), 可以在候选匹配点集合 $\{\{\tilde{\mathbf{p}}_{l,i,k}\}\}$ 中拟合出 m_l 条直线, 即将 $\{\{\tilde{\mathbf{p}}_{l,i,k}\}\}$ 分为 m_l 个共线点集合 $\{c_1^l, \dots, c_{m_l}^l\}$ 。在利用RHT进行聚类时, 限制同一个采样点 $p_{l,i}$ 对应的候选匹配点 $\tilde{\mathbf{p}}_{l,i,k_1}$ 和 $\tilde{\mathbf{p}}_{l,i,k_2}$ 不能位于一个集合内。利用RHT在剔除野值点的同时, 也将样本点分为多个共线点集合, 即得到了每条模型边缘对应的多条图像直线。

由于目标模型直线投影为图像上的直线, 考虑到图像畸变及其噪声的存在, 利用边缘点对直线进行拟合会存在拟合误差, 而拟合误差可以用来衡量直线的质量, 因而可以利用拟合误差对候选直线进行加权, 候选直线可以表示为 $\{(c_m^l, r_m^l)\}_{m=1}^{m_l}$, r_m^l 为集合 c_m^l 的拟合误差。每条候选直线的权重 v_m^l 为

$$v_m^l = \begin{cases} \exp\left[-\lambda_1 \left(\frac{r_m^l - r_{\min}^l}{r_{\max}^l - r_{\min}^l}\right)^2\right] & , r_{\max}^l \neq r_{\min}^l, \\ 1 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

式中 λ_1 为可设置参数(实验中设置为 0.5), r_{\max}^l 和 r_{\min}^l 分别为直线拟和误差的最大值和最小值。另外, 边缘点到其对应拟合直线的距离, 可以衡量边缘点的测量误差, 每个候选模型对应点的权重 w_m^l 为

$$w_{m,i}^l = \begin{cases} \exp\left[-\lambda_2 \left(\frac{d_{m,i}^l - d_{\min}^l}{d_{\max}^l - d_{\min}^l}\right)^2\right] & , d_{\max}^l \neq d_{\min}^l, \\ 1 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

式中 λ_2 为可设置参数(实验中设置为 0.5), $d_{m,i}^l$ 为边缘候选点对应到对应拟合直线的距离, d_{\max}^l 和 d_{\min}^l 分别为候选点对应到对应直线距离的最大值和最小值。

在实际情况下,可能只有少数模型边缘会出现一对多的情况,可以采用遍历的方法(如果候选匹配边缘组合数目很多,则采用随机选取的方法),计算每一种组合对应的单应,并选取重投影误差最小的作为优化单应。

$$\hat{H} = \arg \min_H \sum_{l=1}^{N_l} \sum_{\tilde{p}_{l,i} \in c_k^l} w_{k,i}^l \left\{ \mathbf{n}_i^T [\tilde{\mathbf{p}}_{l,i} - \Gamma(\mathbf{P}_{l,i}, \mathbf{H})] \right\}^2, \quad (17)$$

式中 w_i^l 包含两部分,采样点所在直线的拟合误差和采样点到对应拟合直线的距离,表示为

$$w_{k,i}^l = v_k^l \cdot v_{k,i}^l. \quad (18)$$

3.3 算法步骤

单应优化算法是在加权最小二乘框架下实现的,包括以下几个部分:

- 1) 算法初始化,如果为首帧则将第2节方法计算的初始变换作为单应初值,否则将上一帧单应作为单应初值;
- 2) 轮廓模型投影,根据当前变换关系将轮廓模型采样点投影到图像平面,并判断模型采样点投影是否在图像范围内;
- 3) 多假设模型图像点对应,沿模型采样点投影法线方向搜索方向梯度响应极值点,并保留所有梯度模值大于一定阈值的图像点为候选对应;
- 4) 多假设模型图像直线对应,对每条模型直线,使用RHT算法拟合模型采样点对应为多条直线,剔除野值点,并计算每条模型直线的权值以及每个模型采样点权值;
- 5) 加权最小二乘优化,综合利用模型点自身属性和所在直线属性对模型采样点进行加权,并采用最小二乘方法优化模型点投影到图像点的距离,得到单应矩阵修正量;
- 6) 更新单应矩阵,判断算法是否收敛,如果收敛,输出优化单应;否则继续步骤2)到6)。算法收敛判断准则为单应的修正量小于 $1e^{-5}$ 或者重投影误差小于 0.5 pixel。
- 7) 算法结束,输出优化后的单应。

4 实验结果

为了对提出的算法进行验证,使用实验室拍摄的平面目标(书本)测试算法对于复杂背景下初始单应识别的稳健性;利用算法实现序列图像中平面目标单应的自动跟踪,并同基于SIFT^[10]的单应估计方法进行了对比;将单应跟踪方法应用于相机参数标定。实验中,目标图像使用手机拍摄,分辨率为 720 pixel×480 pixel,实验计算机配置:CPU: i3 (3.19 G),内存: 3 G。

4.1 初始变换计算实验

选取的平面目标如图 4(a)所示,目标模型由直线段组成,除了文字部分,目标纹理相对较为简单。实验过程中,通过改变拍照位置和角度来得到独立的视图,并测试算法对大的视角变化的性能。为了验证设计的初始单应计算算法对于复杂背景的稳健性,将平面目标放置在相对杂乱的环境中,由于背景区域内多为结构性的人造目标,这些背景目标表面分布由大量的直线边缘,且同平面目标的边缘空间位置较为接近,这些将给算法带来很大的挑战。实验中采用直线检测(LSD)^[17]算法, S_{\max} 取为 20。

图像中检测直线使用红线表示,如图 4所示,大量的直线段分布在背景区域,目标区域检测的直线相对较少,另外,相对于模型图,目标视图存在较大的旋转变换和视角变换。图 4中粗线为模型轮廓线在图像平面的投影(使用自动计算的初始单应进行投影),由图 4可以看出,对于旋转相对较小的视图,图 4中目标 1 的视图 1, 3, 7 以及目标 2 的视图 3, 4, 7, 投影轮廓同目标图像轮廓的位置较为接近;对于视角变换较大的视图,由于在求解初始单应过程中假设相邻图像直线比率不变,这就使得求得的另外一条图像直线的端点将存在较大的透视失真,因而会出现图 4中目标 1 的视图 4, 6 投影轮廓一端相对较为准确,而另一端明显偏离的情况。

4.2 目标单应跟踪实验

将自动识别初始单应作为跟踪初值,由于整个拍摄过程图像平面同目标平面间的单应变换基本连续,即相邻两帧不会出现较大的单应突变,因而跟踪过程中以上一帧优化结果作为下一帧优化的初值。为了有效避

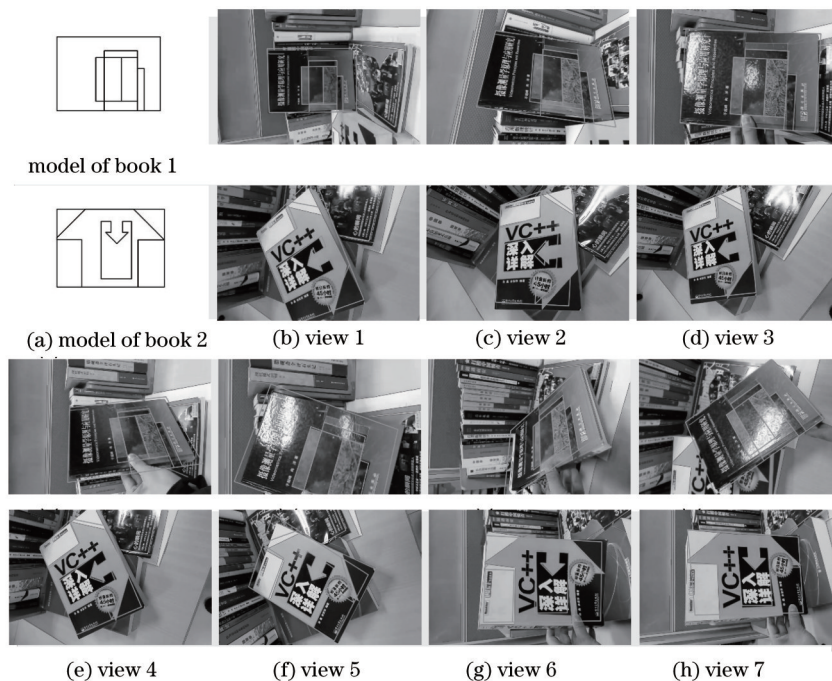


图 4 平面目标初始单应计算结果

Fig.4 Initial homography results of the planar objects

免剧烈运动带来的跟踪失败,算法在每一步优化结束后都进行判断,如果重投影误差均值大于 5 pixel 或者内点总个数少于采样点总数的三分之二,则算法重新进行初始化。实验中图像序列大小为 2000 帧左右。

由图 5 可以看出,整个过程中,相对于初始帧图像,目标经历了较大的视角变换,如第 700、1300、1900 帧,以及目标表面材质反光带来的光照变化,如第 1100 帧,而利用本文算法能够实现目标单应的稳定跟踪和优化。图 6 中目标也经历了较大的视角变化,同样投影轮廓同目标的图像中目标轮廓位置较为接近,本文算法实现单应的稳定跟踪。

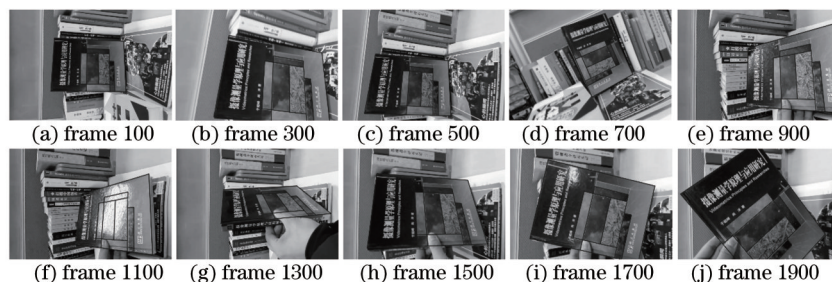


图 5 平面目标 1 单应跟踪结果

Fig.5 Homography tracking results for the planar object 1

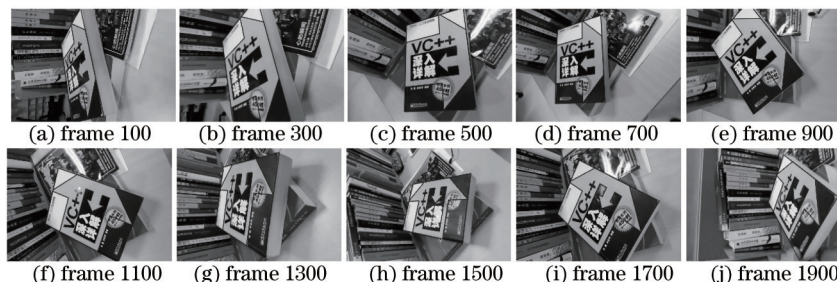


图 6 平面目标 2 单应跟踪结果

Fig.6 Homography tracking results for the planar object 2

另外选定首帧目标区域为模型视图,利用 SIFT 算子检测特征点并建立 SIFT 描述子;对于后续图像帧使用相同的参数进行 SIFT 特征点检测和描述,并建立后续视图同模型视图目标区域的特征对应关系;利用

RANSAC算法通过拟合目标区域单应变化剔除错误匹配,并通过最小化内点集的对称转移误差得到优化的单应 H'_0 。目标平面模型到模型视图的单应矩阵 H_0 可以使用本文算法得到,目标平面模型到当前视图的单应矩阵可以表示为 $H_t = H'_0 H_0$ 。

图7中第一行为SIFT算法特征匹配结果,匹配上的特征点使用灰色直线连接,可以看出匹配特征对主要集中在纹理相对丰富的文字部分,对于其他纹理相对较简单的部分,匹配特征数较少且不稳定。图7第二行为基于SIFT特征匹配解算的单应结果,可以看出单应解算结果同匹配特征数目和分布密切相关,当特征在整个目标区域分布较为均匀时,如图7(a)所示,投影轮廓线同图像轮廓线较为接近,当匹配特征集中在目标区域的一端时,如图7(b)和(d),解算的单应存在较大偏差;另外如图7(e)所示,由于光照的影响,平面目标文字部分匹配受到严重影响,从而使得投影轮廓出现较大偏差。由于本文方法利用对纹理,光照,视点变换等不敏感的边缘轮廓特征,因此对于此类弱纹理目标或者纹理分布不均匀的目标,单应的跟踪准确性和稳定性更好。

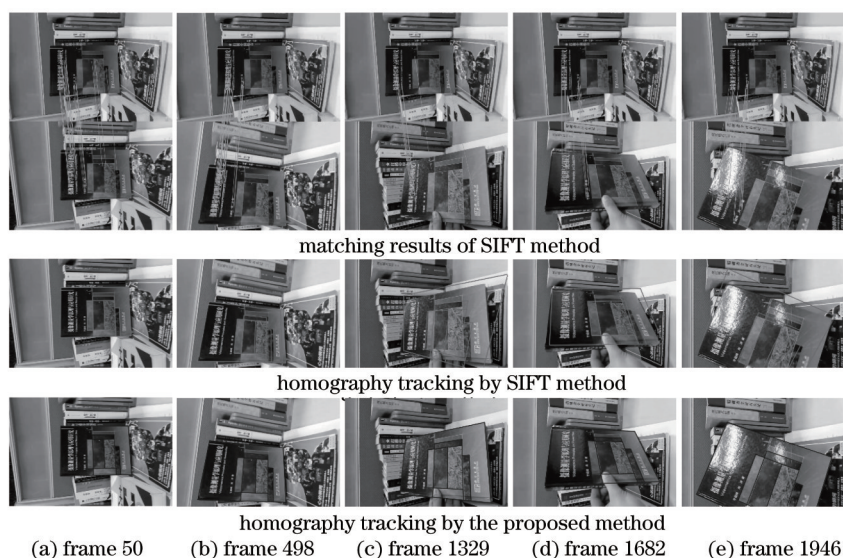


图7 平面目标单应跟踪对比

Fig.7 Homography tracking comparisons of the planar objects

4.3 相机标定实验

将本文方法用于相机参数的标定,图像序列使用手机拍摄,共1500帧,分辨率为720 pixel×480 pixel。平面目标为A4纸,其含有10×13的内角点。实验中,将A4纸的四条边作为目标边缘模型,并使用本文方法实现单应的连续跟踪,另外使用OpenCV中的角点提取和精定位函数进行棋盘格内角点的提取和跟踪。图8给出了一些单应跟踪结果。图8中蓝色直线为模型边缘投影(利用本文方法跟踪的单应),彩色圆为使用OpenCV检测的棋盘格角点,彩色直线代表角点的排列。对于视角较小的图,如图8(a)所示,角点能够成功提取和跟踪;当视角较大时,如图8(b)所示,角点提取精度降低甚至失败。而在整个过程本文方法能够实现单应的稳定跟踪。

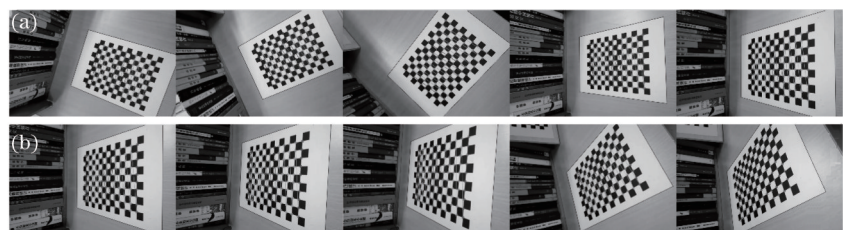


图8 棋盘格目标跟踪对比

Fig.8 Comparisons of the homography tracking for chessboard

给定大于两张视图棋盘格平面到图像平面的单应矩阵,可以求得相机的内外参数^[18]。为此使用图8(a)五张图像,进行相机内参数的标定,并同基于角点的方法^[18]进行了比对。由表1可以看出,使用四条模型边缘进行相机参数标定,可以获得同基于角点方法(130个角点)相似的标定结果。

表 1 相机标定实验对比

Table 1 Comparisons of camera calibration experiment

Method /pixel	f_x	f_y	c_x	c_y	Reprojection error
Corners based ethod	1147.23	1146.68	475.39	258.04	0.41
Lines based method	1141.14	1139.99	480.25	253.07	0.67

5 结 论

提出了基于轮廓模型的单应优化算法。在 RANSAC 框架下实现了初始变换的求解,并为后续优化算法提供了初值;根据当前单应将轮廓模型采样点投影到图像上,在加权最小二乘框架下实现了单应的优化求解。为了实现初始单应的快速求解,算法将构成角点结构的三条直线作为最小样本集进行假设单应的求解。为了解决复杂背景条件下模型-图像对应错误引起的优化失败问题,在模型图像点匹配阶段,算法为每个采样点保留多个图像点对应;在模型图像直线对应阶段,利用 RHT 算法将共线的模型采样点对应约束在直线上,并为每条模型边缘保留多图像直线对应。同时在对样本点进行加权过程中,算法综合考虑了样本点自身的属性和所在直线的性质,有效提高了算法的稳健性。实验结果表明:该方法能够实现复杂场景单应的优化求解,相比传统的方法,该方法能够有效克服复杂背景的干扰,实现弱纹理目标单应的稳定估计。

参 考 文 献

- 1 He Jianwei, Yang Jianfeng, Xue Bin, *et al.*. Reserch on the automatic stitching of panorama camera image based on system similarity matching principle[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(4): 989-993.
何建伟,杨建峰,薛彬,等.基于系统论匹配准则的尺度不变特征变换的图像自动拼接研究[J].光学学报,2010,30(4):989-993.
- 2 Wu Xianxiang, Guo Baolong, Wang Juan. Cylindrical panoramic image automatic mosaic algorithm based on phase correlation[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(7): 1824-1829.
吴宪祥,郭宝龙,王娟.基于相位相关的柱面全景图像自动拼接算法[J].光学学报,2009,29(7):1824-1829.
- 3 Akyol A, Gökmen M. Super-resolution reconstruction of faces by enhanced global models of shape and texture[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(12): 4103-4116.
- 4 Déniz O, Bueno G, Bermejo E, *et al.*. Fast and accurate global motion compensation[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(12): 2887-2901.
- 5 Cai Ming, Sun Xiuxia, Liu Shuguang, *et al.*. An accurate and real-time focal-length self-calibration method based on infinite homography between vanish points[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 0515003.
蔡鸣,孙秀霞,刘树光,等.基于消失点无穷单应的摄像机焦距精确自标定方法[J].光学学报,2014,34(5):0515003.
- 6 Xu Song, Sun Xiuxia, Liu Xi, *et al.*. Geometry method of camera self-calibration based on a rectangle[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(11): 1115002.
徐嵩,孙秀霞,刘希,等.基于矩形的摄像机自标定几何方法[J].光学学报,2014,34(11):1115002.
- 7 Yuan Yun, Zhu Zhaokun., Zhang Xiaohu, *et al.*. Calibration method for large field of view camera based on infinite homography[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(7): 0715002.
苑云,朱肇昆,张小虎,等.基于无穷单应的大视场摄像机标定方法[J].光学学报,2012,32(7):0715002.
- 8 Evangelidis G D, Psarakis E Z. Parametric image alignment using enhanced correlation coefficient maximization[J]. IEEE Transactions on PAMI, 2008, 30(10): 1858-1865.
- 9 Baker S, Matthews L. Lucas-kanade 20 years on: A unifying framework[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 56(3): 221-255.
- 10 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- 11 Bay H, Tuytelaars T, Van G L. Surf: Speeded up robust features[C]. ECCV, 2006, 3951: 404-407.
- 12 Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- 13 Raguram R, Frahm J M, Pollefeys M. Exploiting uncertainty in random sample consensus[C]. ICCV, 2009: 2074-2081.
- 14 Cheng C M, Lai S H. A consensus sampling technique for fast and robust model fitting[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(7): 1318-1329.
- 15 Yan Q, Xu Y, Yang X K, *et al.*. HEASK: Robust homography estimation based on appearance similarity and keypoint correspondences [J]. Pattern Recognition, 2014, 47(1): 368-387.
- 16 Bay H, Ferraris V, Van G L. Wide-baseline stereo matching with line segments[C]. IEEE Conference on CVPR, 2005,1: 329-336.
- 17 Von Gioi R G, Jakubowicz J, Morel J m, *et al.*. LSD: A fast line segment detector with a false detection control[J]. IEEE Transactions on PAMI, 2010, 32(4): 722-732.
- 18 Zhang Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on PAMI, 2000, 22(11): 1330-1334.

栏目编辑: 苏 岑