

基于线对应的单应矩阵估计及其 在视觉测量中的应用

曾慧¹ 邓小明¹ 赵训坡¹ 胡占义¹

摘要 单应矩阵估计在视觉测量、摄像机标定、三维重建等领域有重要的应用价值,但是在具体应用中如何鲁棒、精确地估计单应矩阵仍是一个没有很好解决的问题.在研究和实际应用中我们发现,直接线性方法在基于线对应的单应矩阵估计中会出现在某些特殊的摄像机姿态下误差较大的情况.针对这一情况,我们提出了一种基于线对应的归一化单应矩阵估计方法并将其应用到视觉测量中,即通过简单的归一化操作使测量矩阵元素的大小分布尽量均匀,从而降低了测量矩阵的条件数,提高了算法的鲁棒性,同时又保持了直接线性方法简单、快速、易实现等优点.模拟实验和真实图像实验均验证了该方法的有效性.

关键词 单应矩阵,视觉测量,数据归一化

中图分类号 TP391

Line-based Homography Estimation and Its Application in Visual Metrology

ZENG Hui¹ DENG Xiao-Ming¹ ZHAO Xun-Po¹ HU Zhan-Yi¹

Abstract Homography plays an important role in visual metrology, camera calibration and 3D reconstruction. However, how to robustly and accurately estimate a homography from images is still a difficult problem in practice. In this work, we found that in the line-correspondence based homography estimation by a DLT(Direct linear transformation)-like method, some gross estimation errors could arise under some camera configurations, especially when there exists image line(s) passing through (or close to) the origin of the image coordinate system. The underlying reason is that under such configurations, the magnitude of the elements in the measurement matrix could vary significantly, which in turn results in a large condition number of the measurement matrix, and non-robustness of estimation. To alleviate this problem, a new normalized estimation method is proposed in this work, which consists of a new data pre-normalizing step, followed by a standard DLT estimation, and in which the robustness and accuracy of the estimated homography are substantially enhanced. Our new method retains the traditional DLT's conceptual simplicity and computational efficiency. Extensive experiments with both simulated data and real images validated our method.

Key words Homography, visual metrology, data normalization

1 引言

单应矩阵表示两个平面之间的可逆齐次变换,它在多视几何中扮演了极其重要的角色,已广泛应用于视觉测量、摄像机标定、三维重建、图像拼接等领域中.目前关于单应矩阵的估计主要有以下四类方法:1)代数方法(基于代数距离的最小化方法),这类方法通常又称为线性估计方法.2)几何方法(基于几何距离的最小化方法),这类方法是非线性的,需要迭代计算.以上两类方法只适用于测量数据仅有小测量误差的情况,而不适用于测量数据中包含错误数据点的情况.3)鲁棒估计方法,如RANSAC(Random sample consensus)方法、M-

估计方法等.对于测量数据包含错误数据点的情况,这类方法一般亦能给出较好的估计.4)统计估计方法,是一种在概率模型下进行估计的方法,实现起来比较复杂^[1,2].在这四类估计方法中,线性方法是最基本的,由于它具有简单、快速、易实现等优点,所以在实践中得到了广泛的应用.

对于直接线性方法来说,测量数据较小的误差都可能使测量矩阵有较大的条件数,从而导致估计结果的不稳定.针对直接线性方法的这个缺点,Hartley于1997年提出了归一化线性方法^[3].归一化线性方法的基本思想是对测量数据作适当的归一化变换,使得变换后的数据所对应的测量矩阵有好的条件数,以提高数值计算的稳定性.Hartley对归一化线性方法的大量实验结果表明,归一化方法可有效降低测量矩阵的条件数,提高数值计算的稳定性,其性能甚至可与一些常用的非线性方法相媲美.

Criminisi提出了一种由单幅未标定图像进行平面测量的方法,该方法假定在场景平面中已知4个或4个以上的控制点,并以此来计算空间平面和

收稿日期 2006-7-12 收修稿日期 2006-10-20
Received July 12, 2006; in revised form October 20, 2006
国家自然科学基金(60673104, 60675020)资助
Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China (60673104, 60675020)
1. 中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100080
1. National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080
DOI: 10.1360/aas-007-0449

像平面间的单应矩阵, 然后通过该单应矩阵测量平面场景内的距离^[4~6]. Wang 等进一步发展了这种方法, 提出利用基于线对应的单应矩阵来进行平面测量^[7]. Wang 等的实验结果表明, 基于线对应的单应矩阵估计方法比基于点对应的单应矩阵估计方法具有更高的测量精度和更好的鲁棒性. 但我们在研究和实际应用中发现: 对于一般的摄像机姿态, 利用直接线性方法进行基于线对应的单应矩阵估计能取得较高的精度, 但是在一些特殊的摄像机姿态下, 这种方法会得到很差的结果. 我们进一步研究发现, 这些特殊的摄像机姿态所对应的图像总是存在过原点或接近过原点的测量直线, 此时测量矩阵的条件数变化比较剧烈. 也就是说, 直接线性估计方法在这些情况下对噪声很敏感, 容易产生大的误差, 此时 Hartley 针对图像点坐标所建议的归一化变换也不再适用.

针对这一情况, 本文提出了一种基于线对应的归一化单应矩阵估计方法并将其应用到视觉测量中. 模拟实验和真实图像实验的结果表明, 通过本文所提出的归一化操作, 可有效改善测量矩阵中元素大小分布的均匀性, 从而可降低测量矩阵的条件数, 提高算法的鲁棒性. 在下面的几节中, 我们将对该方法进行详细的介绍.

2 基本原理

2.1 平面间的单应矩阵

在透视投影模型下, 三维空间点 \tilde{M} 通过投影矩阵 P 投影到二维图像平面上的点 \tilde{m} , 该变换可由下式表示

$$s\tilde{m} = P\tilde{M} = (\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3, \mathbf{p}_4) \tilde{M} \quad (1)$$

其中, $\tilde{m} = (u, v, 1)^T$, $\tilde{M} = (X, Y, Z, 1)^T$ 分别为图像点和空间点的齐次坐标, s 为非零比例因子. 由于物体坐标系可自由选取, 所以为方便起见, 我们取空间平面 π 为物体坐标系的 XOY 平面, 如图 1 所示. 此时, 对于平面 π 上的点来说, 有 $Z = 0$, 即上式可变为

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = P \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3)}_H \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

记 $H = (\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3)$, $\tilde{M}_\pi = (X, Y, 1)^T$, 则上式可以写成

$$s\tilde{m} = H\tilde{M}_\pi \quad (3)$$

从上式可以看出, 矩阵 H 实现了平面 π 到像平面的一个二维射影变换, 称为单应矩阵^[8].

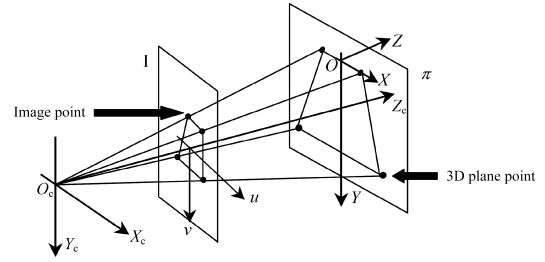


图 1 三维空间平面的透视投影示意图

Fig. 1 The perspective projection of the 3D plane

也就是说, 若空间平面上任意一点的图像点 m 已知, 根据矩阵 H 可唯一求出该点在物体坐标系下的坐标. 这里单应矩阵包含了摄像机的内外参数, 故在下面的平面测量中, 不需要把摄像机的内外参数分别计算出来. 单应矩阵仅有 8 个自由度, 因为它是在相差一个常数因子的意义下定义的. 由 (3) 可以看出: 每一个平面点与图像点的点对应可以提供两个关于单应矩阵的线性约束. 因此, 给定 4 组点对应 (其中任意 3 点不共线), 可以唯一确定单应矩阵^[8].

令 L 是空间平面上的一条直线, l 是其对应的图像直线, 由点和直线的对偶关系可知^[8]

$$sL = H^T l \quad (4)$$

上式表明, 每一个平面直线与图像直线的线对应可以提供两个关于单应矩阵的线性约束. 给定 4 组或 4 组以上的线对应 (其中任意 3 条直线不共点), 可在相差一个常数因子的意义下唯一确定单应矩阵. 在求出参考平面到图像平面的单应矩阵后, 我们就可以通过求逆矩阵 H^{-1} 将一个图像点反投影到参考平面上, 然后利用这些反投影点计算参考平面内任意两点之间的距离^[9].

2.2 基于线对应的平面单应线性估计方法

令 $L_i = (A_i, B_i, C_i)^T \leftrightarrow l_i = (a_i, b_i, c_i)^T$, ($1 \leq i \leq n$) 为给定的 n 组线对应, 则有下面的约束方程组^[8]

$$\begin{bmatrix} 0^T & -C_i l_i^T & B_i l_i^T \\ C_i l_i^T & 0^T & -A_i l_i^T \\ -B_i l_i^T & A_i l_i^T & 0^T \end{bmatrix} h = 0 \quad (5)$$

$(i = 1, 2, \dots, n)$

其中, $h = [h_{11}, h_{21}, h_{31}, h_{12}, h_{22}, h_{32}, h_{13}, h_{23}, h_{33}]^T$. 实际上, 对于每一组线对应, 上述三个方程中的第三个方程可由前两个方程线性表示. 在实际应用中, 考虑图像噪声的影响, 我们可同时利用所有三个方程来进行参数估计. 记

$$U_i = \begin{bmatrix} 0^T & -C_i \mathbf{l}_i^T & B_i \mathbf{l}_i^T \\ C_i \mathbf{l}_i^T & 0^T & -A_i \mathbf{l}_i^T \\ -B_i \mathbf{l}_i^T & A_i \mathbf{l}_i^T & 0^T \end{bmatrix} \quad (6)$$

$(i = 1, 2, \dots, n)$

定义测量矩阵 $U = (U_1^T, U_2^T, \dots, U_n^T)^T$, 则方程组 (5) 的最小二乘解为测量矩阵 U 的最小奇异值对应的右奇异向量.

2.3 测量矩阵的条件数

对线性问题来说, 测量矩阵的条件数是影响其数值稳定性的一个重要因素^[10,11]. 若测量矩阵 U 的奇异值分别为 d_1, d_2, \dots, d_9 ($d_1 \geq d_2 \geq \dots \geq d_9$), 则矩阵 U 的条件数为^[3]

$$\lambda = d_1/d_8 \quad (7)$$

当测量数据没有噪声时, 线性问题的测量矩阵的条件数越大, 说明该方法越不鲁棒; 当测量数据存在噪声时, 其条件数的变化越剧烈, 说明该方法对误差越敏感, 方法也就越不鲁棒^[12]. Hartley 在文献 [3] 中提出, 导致条件数较大的主要原因是测量数据的分布缺乏均匀性. 因此, 提高方法鲁棒性的一个有效途径就是降低测量矩阵的条件数.

3 一种新的归一化线性估计方法

归一化线性估计方法的基本思想是先对测量数据作适当的归一化变换, 使得测量数据尽可能地均匀分布, 从而降低测量矩阵的条件数, 提高数值计算的稳定性. Hartley 针对图像点坐标所建议的归一化变换大大提高了基于点对应的单应矩阵估计方法的精度和鲁棒性, 但是在某些特殊的摄像机姿态下, 它对于基于线对应的单应矩阵估计将不再适用. Hartley 在文献 [8] 中简单介绍了当图像点中包含无穷远点或接近无穷远点的情况时的处理方法, 但是并没有给出详细的论证和实验结果. 本文将这种方法拓展到基于线对应的平面单应估计中, 并给出具体的解决方案.

假设本文中的直线坐标都满足 $\sin \theta \cdot u - \cos \theta \cdot v + \rho = 0$ 的形式, 其中 θ 表示直线与 u 轴的夹角, ρ 表示原点到直线的距离. 即对直线坐标 $\mathbf{l}_i = (a_i, b_i, c_i)^T$, 有 $a_i^2 + b_i^2 = 1$. 若把直线坐标看作坐标系 $O-abc$ 的一个点, 则我们所定义的直线坐标都位于以 c 轴为中轴, 半径为 1 的圆柱上. 这样做的目的是使后面的归一化变换取得更好的结果. 因为直线的坐标是在相差一个非零常数因子的意义下定义的, 为了使下面的归一化变换有意义, 我们首先使直线坐标的第三个分量符号相互一致. 即对直线 \mathbf{l}_i , 若

$c_i < 0$, 则 $\mathbf{l}_i = -\mathbf{l}_i$. 当直线通过原点时, 直线坐标的第三个分量为 0, 此时我们无法使用 Hartley 针对图像点所建议的归一化变换. 当线对应中存在直线比较接近原点时, 直线坐标的第三个分量接近于 0, 这会导致直线坐标在空间的分布很不均匀, 从而使算法对噪声比较敏感. 下面举例说明这一问题.

如图 2 所示, 我们模拟产生“回”字型模板的图像, 其中图像坐标系的原点定义在图像的左上角. 从图 2 可以看出, 原点到第 2 条直线的距离远远小于其它直线, 接近于 0. 为了探讨图 2 中“回”字型模板图像外围 4 条直线的相对空间分布, 我们令直线坐标的 Frobenius 范数为 1 (即 $a_i^2 + b_i^2 + c_i^2 = 1$), 则它们在坐标系 $O-abc$ 中都位于以原点为圆心, 半径为 1 的圆上. 这 4 条直线的相对空间分布如图 3(a) 所示. 从图中可以看出, 由于 $c_2 \ll c_i$ ($i = 1, 3, 4$), 此时在 abc 空间中第 2 条直线与其它 3 条直线明显分开, 而其它 3 条直线的坐标相对来说比较聚集. 根据 Hartley 的结论, 此时测量数据的分布不够均匀, 进而会导致测量矩阵的条件数较大, 算法对噪声比较敏感. 下面仅以图像直线 \mathbf{l}_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 为例, 介绍本文针对线对应所提出的归一化变换, 它使得直线坐标在归一化变换后的空间分布比较均匀, 从而大大降低了测量矩阵的条件数, 提高了算法的鲁棒性.

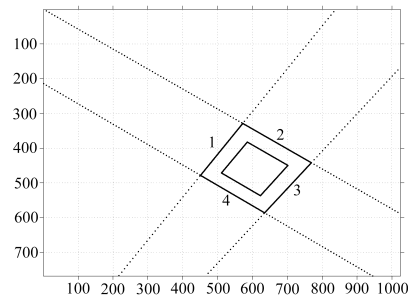


图 2 “回”字型模板的模拟图像

Fig. 2 The simulated image of the reference pattern

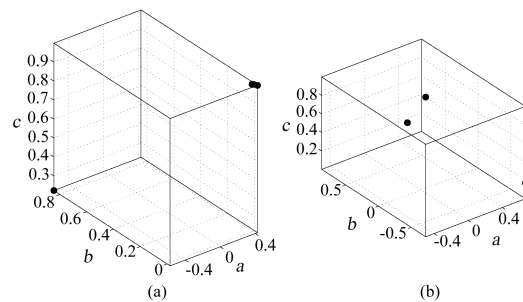


图 3 归一化变换前后直线坐标的相对空间分布

Fig. 3 The relative space distribution of the line coordinates

对直线 $\mathbf{l}_i = (a_i, b_i, c_i)^T$, 令 $t_1 = \sum_{i=1}^n a_i$, $t_2 = \sum_{i=1}^n b_i$, $t_3 = \sum_{i=1}^n c_i$, 构造变换矩阵 T_1 如下

$$T_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -t_1/t_3 \\ 0 & 1 & -t_2/t_3 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

则经过 $\hat{\mathbf{l}}_i = T_1 \mathbf{l}_i$ 变换后的直线坐标 $\hat{\mathbf{l}}_i = (\tilde{a}_i, \tilde{b}_i, c_i)^T$ 满足: $\sum_{i=1}^n \tilde{a}_i = 0$, $\sum_{i=1}^n \tilde{b}_i = 0$, 即变换后的直线坐标的重心在坐标系的 c 轴上. 也就是说, 变换 T_1 使直线坐标关于坐标系 $O-abc$ 的 c 轴的相对分布更加均匀.

$$\text{令 } s = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (\tilde{a}_i^2 + \tilde{b}_i^2)}{2 \cdot \sum_{i=1}^n c_i^2} \right]^{1/2}, \text{ 构造变换矩阵 } T_2 \text{ 如下}$$

$$T_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & s \end{bmatrix} \quad (9)$$

则经过 $\tilde{\mathbf{l}}_i = T_2 \hat{\mathbf{l}}_i$ 变换后的直线坐标 $\tilde{\mathbf{l}}_i = (\tilde{a}_i, \tilde{b}_i, \tilde{c}_i)^T$ 满足: $\sum_{i=1}^n (\tilde{a}_i^2 + \tilde{b}_i^2) = 2 \sum_{i=1}^n \tilde{c}_i^2$. 从几何意义上来说, 变换后的直线坐标到 aOb 平面距离的均方根与它们到 c 轴距离的均方根的比值为 $\sqrt{2}$, 它使直线坐标在整个 abc 空间的分布相对比较均匀.

最后, 我们对直线坐标 $\tilde{\mathbf{l}}_i$ 进行变换, 使其 Frobenius 范数为 1. 对所有 i , 令 $\tilde{\mathbf{l}}_i = \tilde{\mathbf{l}}_i / \|\tilde{\mathbf{l}}_i\|$, 即变换后直线 $\tilde{\mathbf{l}}_i$ 的坐标都位于以原点为圆心, 半径为 1 的圆上. 图 2 中的 4 条直线在经过上述归一化变换后的相对空间分布如图 3(b) 所示, 从图 3 可以看出, 我们所提出的归一化变换能够有效地使直线坐标的空间分布比较均匀, 从而提高了算法的鲁棒性.

本文所提出的基于线对应的归一化单应矩阵估计方法的主要步骤有:

假定 $\{\mathbf{L}_i \leftrightarrow \mathbf{l}_i\}$ 是一组线对应.

1) 对直线 \mathbf{l}_i , 由式 (8) 和式 (9) 分别构造变换矩阵 T_1 、 T_2 .

2) 对直线 \mathbf{L}_i , 用同样的方法构造矩阵 T'_1 、 T'_2 .

3) 对 \mathbf{l}_i 和 \mathbf{L}_i 分别作坐标变换: $\tilde{\mathbf{l}}_i = T_2 T_1 \cdot \mathbf{l}_i$, $\tilde{\mathbf{L}}_i = T'_2 T'_1 \cdot \mathbf{L}_i$, 使每条直线坐标的 Frobenius 范数均为 1, 产生一组新的线对应 $\{\tilde{\mathbf{L}}_i \leftrightarrow \tilde{\mathbf{l}}_i\}$, 并由直接线性方法求解线对应 $\{\tilde{\mathbf{L}}_i \leftrightarrow \tilde{\mathbf{l}}_i\}$ 所对应的单应矩阵 \tilde{H} .

4) 解除归一化变换, 得到 $\{\mathbf{L}_i \leftrightarrow \mathbf{l}_i\}$ 对应的单应矩阵: $H = T_1^T T_2^T \tilde{H} T'^{-T}_1 T'^{-T}_2$.

在结束本节之前, 我们想对本文所给出的归一化线性估计方法作一点解释. 从前面的讨论可知, 当

图像直线中有直线靠近原点时, 会导致大的测量误差. 一种直观的坐标选择方法是将图像坐标的原点选在“回”字型模板的中心. 这样, 所有的图像直线均永远不可能过原点. 但我们的实验发现, 当原点选在“回”字型模板的中心时, 结果虽然有所改善但仍然可能产生较大的测量误差.

4 实验结果

4.1 模拟实验

模拟实验旨在验证本文所述方法的鲁棒性和精度, 并与直接线性方法相比较. 为了确保两类方法的可比性以及比较的结果有意义, 两类方法的所有实验均是在相同的数据下进行的. 在模拟实验中, 摄像机的参数设置为: $f_u = 1200$, $f_v = 1000$, $\alpha = 0.1$, $u_0 = 512$, $v_0 = 384$, 图像分辨率为 1024×768 , 摄像机旋转轴为: $\mathbf{r} = (2, 1, 4)^T$, 旋转角为: $\alpha = 30^\circ$, 平移向量为: $\mathbf{T} = (20, 20, 260)^T$. 我们在参考平面上生成一个“回”字型模板, 将其投影到图像平面上, 对图像上回字型的每条边根据其边长均匀取点并将它们作为“回”字型的图像点. “回”字型图像每条边的方程由最小二乘法拟合得到. 为了使测量结果更具统计意义, 每次实验我们随机地选取 100 对空间点并利用其对应的图像点来计算每对空间点之间的距离. 相对测量误差 E_{rela} 定义为

$$E_{rela} = \left(\frac{|D_t - D_e|}{D_t} \times 100 \right) \quad (10)$$

其中, D_t 表示真值, D_e 表示估计值.

首先我们在图像没有噪声情况下比较两种方法测量矩阵条件数的大小. 测量矩阵的条件数越大, 说明该方法越不鲁棒. 图 4 是 100 次实验的曲线图. 从图中可以看出, 直接线性方法测量矩阵的条件数总是大于本文所给出的归一化方法的条件数, 这说明本文所给出的归一化方法总比直接线性方法鲁棒.

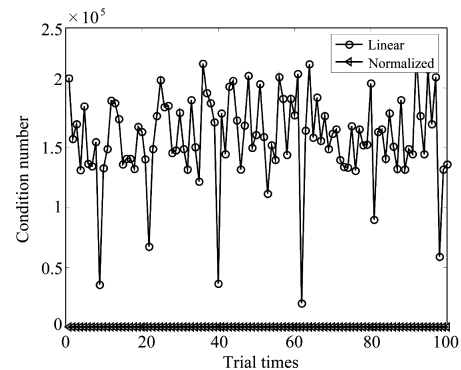
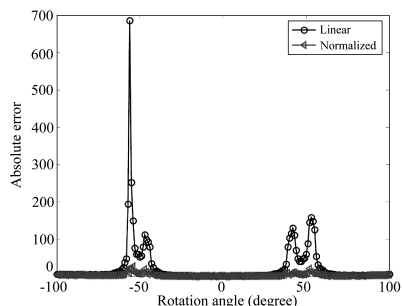


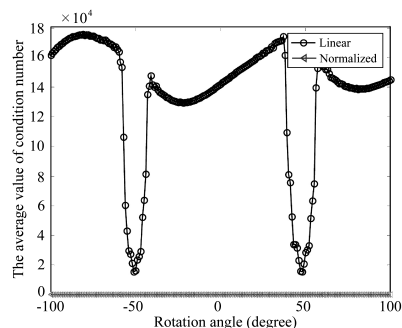
图 4 两种方法测量矩阵条件数的比较

Fig. 4 A comparison of the condition numbers of the two methods

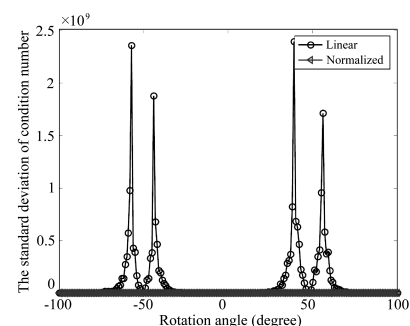
图 5(a) 是绝对测量误差的曲线图, 图 5(b) 是条件数均值的曲线图, 图 5(c) 是条件数方差的曲线图. 从图 5(a)~(c) 中可以看出, 随着旋转角度的变化, 直接线性算法在某些特殊的摄像机姿态下会出现误差特别大的情况, 同时这些位置相对应的条件数变化较剧烈. 考察“回”字型模板图像的特点, 我们发现: 在这些出现较大误差的摄像机姿态下, 模板图像中总有接近图像坐标原点的直线存在, 这与我们前面的结论相符合. 图 2 是“回”字型模板的模拟图像, 正好在图 5 中出现较大误差的角度范围之内.



(a) 绝对测量误差 (The absolute measurement error)



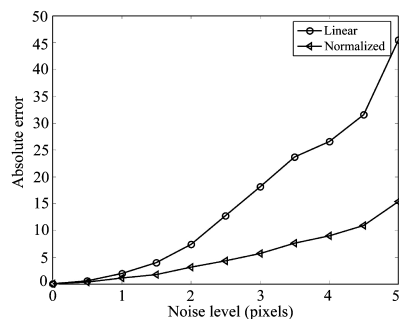
(b) 条件数的均值 (The mean of the condition number)



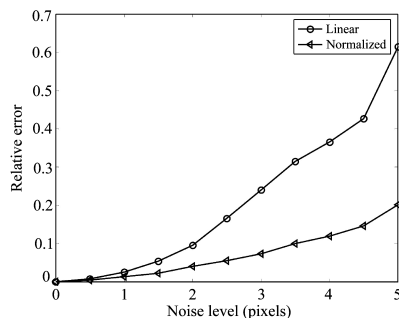
(c) 条件数的方差 (The variance of the condition number)

图 5 绝对测量误差、条件数的均值和方差随摄像机旋转角度变化的曲线图

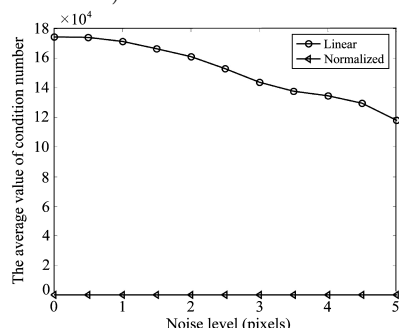
Fig. 5 A comparison of the absolute measurement error, the condition number's mean and variance of the two methods



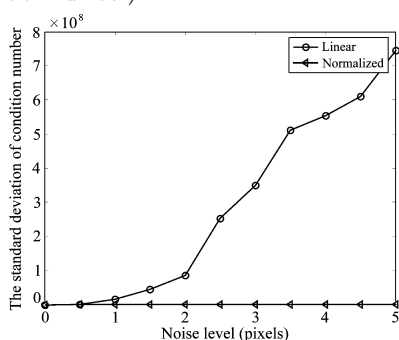
(a) 绝对测量误差 (The absolute measurement error)



(b) 相对测量误差 (The relative measurement error)



(c) 条件数的均值 (The mean of the condition number)



(d) 条件数的方差 (The variance of the condition number)

图 6 绝对测量误差、相对测量误差、条件数的均值和方差随图像噪声水平变化的曲线图

Fig. 6 A comparison of the measurement's absolute error and relative error, the condition number's mean and variance of the two methods

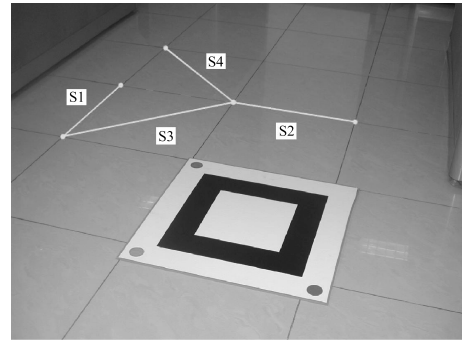
最后我们研究图像噪声水平对两种方法的影响. 这里我们对“回”字型的图像点加入均值为 0, 方差为 σ 的高斯噪声, σ 从 0 依次增加 0.5 至 5, 每次进行 100 次独立实验, 并分别计算两种方法在每个噪声水平下的绝对测量误差、相对测量误差、条件数的均值和方差. 图 6(a) 和 (b) 是绝对测量误差和相对测量误差的曲线图. 图 6(c) 和 (d) 分别为测量矩阵条件数的均值、方差的曲线图. 从图 6 可以看出, 两种方法的绝对测量误差和相对测量误差均随噪声水平的增加而增加, 但是本文所给出的归一化方法的绝对误差总是小于直接线性方法; 当图像存在噪声时, 直接线性方法测量矩阵的条件数的均值和方差的变化都比归一化方法大, 也就是说直接线性方法测量矩阵条件数的变化比归一化方法的条件数变化更加剧烈. 由此说明当图像存在噪声时, 直接线性方法不如本文所给出的归一化方法鲁棒.

4.2 真实图像实验

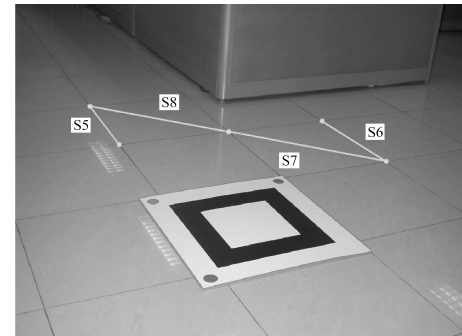
在真实图像实验中, 所有的图像都是由 Nikon Coolpix990 数码相机拍摄的, 图像分辨率为 1024×768 . 在实验中, 空间直线为模板直线, 其在物体坐标系下的坐标是已知的. 对于图像直线, 我们首先利用 Canny 边缘检测算子提取图像的边缘, 然后通过最小二乘法将提取的边缘点拟合, 得到图像直线. 在求出空间直线和图像直线后, 我们分别利用直接线性方法和本文所提出的归一化估计方法测量地面上任意两点之间的距离. 这里仅给出其中的两幅图像, 如图 7 所示. 表 1 给出了两种方法的测量结果. 实验结果表明: 对于图像 7(a), 两种方法的测量精度相当, 归一化估计方法略好于直接线性方法; 而对于图像 7(b), 归一化估计方法的精度明显要高于直接线性算法. 造成这种结果的原因是图像 7(a) 中没有接近图像坐标系原点的模板直线, 而图像 7(b) 中存在接近图像坐标系原点的模板直线. 这与模拟实验的结果是一致的.

5 结论

本文提出了一种基于线对应的归一化单应矩阵估计方法, 并将其应用到视觉测量中. 该方法的主要思想是针对直接线性方法在某些特殊的摄像机姿态下会出现较大误差的情况, 对测量数据先进行简单有效的归一化变换, 从而使测量矩阵元素大小的分布均匀性得到了改善, 降低了测量矩阵的条件数, 提高了算法的鲁棒性. 本文对所提出的归一化方法分别进行了模拟实验和真实图像实验, 并与直接线性方法作了比较. 实验结果表明, 该方法可有效地提高视觉测量的精度和鲁棒性, 具有一定的实际应用价值.



(a)



(b)

图 7 真实图像实验所使用的两幅图像

Fig. 7 Two test images

表 1 两种方法在真实图像实验中的测量结果例

Table 1 A comparison of the two methods with real images

待测量线段	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7	S_8
真实值 (cm)	60	60	84.85	84.85	60	60	84.85	84.85
直接 测量值 (cm)	59.44	59.56	84.17	84.41	57.07	57.81	82.22	82.79
线性 绝对误差 (cm)	0.56	0.44	0.68	0.44	2.93	2.19	2.63	2.06
方法 相对误差 (%)	0.93	0.73	0.80	0.52	4.88	3.65	3.10	2.42
归一 测量值 (cm)	59.71	59.80	84.31	84.50	59.66	57.41	84.82	84.17
化方 绝对误差 (cm)	0.29	0.20	0.54	0.35	0.34	0.59	0.03	0.68
法 相对误差 (%)	0.48	0.33	0.64	0.41	0.57	0.98	0.04	0.80

References

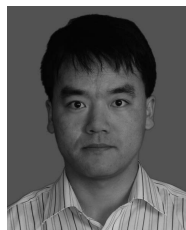
- 1 Agarwal A, Jawahar C V, Narayanan P J. A survey of planar homography estimation techniques. Technical Reports, International Institute of Information Technology, Hyderabad, 2005, 1~25
- 2 Kanatani K, Ohta N. Accuracy bounds and optimal computation of homography for imagemozaicing applications. In: Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, IEEE, 1999. 73~78
- 3 Hartley R. In defence of the eight-point algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(6): 580~593

- 4 Criminisi A. *Accurate Visual Metrology from Single and Multiple Uncalibrated Images*. Berlin: Springer-Verlag, 2001
- 5 Criminisi A, Reid I, Zisserman A. A plane measuring device. *Image and Vision Computing*, 1999, **17**(8): 625~634
- 6 Criminisi A, Reid I, Zisserman A. Single view metrology. In: *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*. Kerkyra, IEEE, 1999. 434~441
- 7 Wang G H, Hu Z Y, Wu F C. Single view based measurement on space planes. *Journal of Computer Science and Technology*, 2004, **19**(3): 374~382
- 8 Hartley R, Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*, 2nd Edition. Cambridge University Press, 2003. 87~129
- 9 Wang Guang-Hui. *Image-Based Metrology and 3D Reconstruction*[Ph. D. dissertation], Beijing: Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2004
(王光辉. 基于图像的测量及三维重建研究 [博士学位论文], 北京: 中国科学院自动化研究所, 2004)
- 10 Golub G H, Van Loan C F. *Matrix Computations*. Baltimore: Johns Hopkins University Press, 1989. 80~87
- 11 Horn R A, Johnson C R. *Matrix Analysis*, Reprint Edition. Cambridge University Press, 1990. 337~344
- 12 Huang Feng-Rong, Sun Feng-Mei, Hu Zhan-Yi. Analysis on the robustness of camera self-calibration in terms of conditioning number. *Acta Automatica Sinica*, 2006, **32**(3): 337~344
(黄凤荣, 孙凤梅, 胡占义. 基于条件数的摄像机自标定方法的鲁棒性分析. 自动化学报, 2006, **32**(3): 337~344)



曾 慧 2001 年和 2004 年分别获山东大学控制学院学士和硕士学位, 现为中国科学院自动化研究所博士研究生, 主要研究方向为机器人定位、视觉测量等。本文通信作者。E-mail: hzeng@nlpr.ia.ac.cn
(**ZENG Hui** Received her bachelor and master degree from Shandong University in 2001 and 2004, respectively.

Currently, she is pursuing her Ph.D. degree at Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. Her research interest covers robot localization and visual metrology. Corresponding author of this paper.)



邓小明 2001 年和 2004 年分别获武汉大学数学与统计学院理学学士和理学硕士学位, 现为中国科学院自动化研究所博士研究生, 主要研究方向为全向摄像机标定和三维重建。

E-mail: xmdeng@nlpr.ia.ac.cn

(**DENG Xiao-Ming** Received his bachelor and master degrees from Wuhan University in 2001 and 2004, respectively. Currently, he is a Ph.D. candidate at Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers omnidirectional camera calibration and 3D reconstruction.)



赵训坡 中国科学院自动化研究所助理研究员, 于 2005 年 5 月在该所获得博士学位。目前主要研究方向为数字图像处理、图像配准、计算机视觉。

E-mail: xpzhao@nlpr.ia.ac.cn

(**ZHAO Xun-Po** Assistant professor at Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his Ph.D. degree from the same institute in May, 2005. His research interest covers image processing, image registration, and computer vision.)



胡占义 研究员, 博士生导师, 1993 年获比利时国家博士学位, 1993 年起至今在中国科学院自动化研究所工作, 主要从事摄像机标定、三维重建、Hough 变换和视觉机器人导航等相关领域的研究工作。E-mail: huzy@nlpr.ia.ac.cn

(**HU Zhan-Yi** Received his Ph.D. degree in Computer Science from University of Liege, Belgium, in 1993. Since 1993, he has been a professor in Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers camera calibration, 3D reconstruction, Hough transform, and vision guided robot navigation.)