

一种评价仿射不变性特征定位误差的新方法

邓宝松 高宇 魏迎梅 吴玲达

(国防科学技术大学多媒体研究开发中心, 长沙 410073)

摘要 特征点匹配是计算机视觉中的一个基本问题。不同视点图像中相应特征点邻域窗口之间存在几何上的透视畸变, 这可用平面单应映射来表示, 而目前大多匹配算法将该映射用仿射变换模型来近似, 即用具有仿射不变性的特征进行图像的匹配。仿射变换的线性特点不仅能降低算法复杂度, 还能保证迭代过程收敛的稳定性, 然而并没有人对该近似的可行性及如何减小近似误差给出定量分析。本文首先回顾了各种几何层次上的特征点匹配策略, 重点针对具有仿射不变性特征点的定位误差进行研究和定量分析, 通过本文提出的椭圆曲线规范化法推导出该近似所造成相应特征点定位误差的解析表达; 然后用真实图像的实验结果验证了本文分析方法的必要性和正确性; 最后给出相应的分析结果和结论, 并指出提高大基线图像特征点匹配精度的相应措施。

关键词 特征点匹配 单应映射 仿射不变性 椭圆曲线 定位误差

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)02-0291-07

A Novel Method for Evaluating the Location Error of Affine Invariant Features

DENG Bao-song GAO Yu WEI Yingmei WU Ling-da

(Multimedia Research & Development Center, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract Feature matching is a fundamental problem in computer vision. There are geometrical deformations named plane homography between corresponding feature windows on different images of the same patch on scene surface. But most of the state-of-the-art matching schemes approximate the homography with an affine transformation model, namely affine invariant features. The linear character of affine model not only reduces the complication of matching process, but ensures a good and stable convergence of the unmanageable iteration. However, there are no quantificational discussions about this approximation by far. In this paper, an overview of invariant features under different geometric groups was given first, and then a quantificational analysis of affine invariant features was proposed. The analytic expression of location error was deduced by our novel method, named normalization of conic equations. Experimental results of real images demonstrate the correctness and necessity of our method. Finally, some valuable conclusions and suggestions based on the above analysis are deduced both on theory and in practice.

Keywords feature point matching homography affine invariant elliptical conic location error

1 引言

特征点匹配是计算机视觉中的基本问题, 在 3 维重建、目标识别以及图像数据库检索等领域都有着重要的研究和应用价值^[1-3]。特征点是图像平面

内亮度沿不同方向变化均显著的局部极值点^[4], 作为图像中的局部低层特性, 其较小的邻域可以作为基于亮度相关性图像匹配方法的特征窗口(下称邻域窗口), 这使得它们能够对图像的几何、亮度变化以及场景的相互遮挡具有很好的鲁棒性, 因此非常适合作为图像匹配的基元。

基金项目: 国家自然科学基金项目(60473117)

收稿日期: 2006-06-30 改回日期: 2006-09-26

第一作者简介: 邓宝松(1978~), 男, 2006 年于国防科学技术大学获工学博士学位。主要研究方向为计算机视觉、虚拟现实及可视化。

E-mail: dbs310@163.com

虽然目前对小基线图像的匹配以及视频序列中的特征跟踪取得了满意的结果^[5], 然而对大基线图像的特征匹配却是目前研究的难点^[6,7], 其根源在于图像间较大的透视畸变使得很难自适应地矫正相应邻域窗口的局部形状^[8]。为了能够很好地表示特征点及其邻域在不同图像上所成的像, 使之不受视点和成像参数变化的影响, 需要给出这些特征的不变性描述和表示方法, 得到这些描述就可以在两幅或多幅图像之间进行特征的匹配^[3,9]。

为了保持本文概念的完整性以及后面论述的需要, 这里先给出如下定义:

不变性特征 是指图像上的某些局部自适应区域, 该区域在不同图像上的形状可以随视点的变化而变形, 从而保证该区域是场景中同一块物体表面所成的像。如果这些自适应区域之间可以用某种几何变换来表示, 则称为具有该层次几何不变性的特征。不变性特征按照所允许的几何变换类型可分为欧氏不变性 (euclidean invariant)、相似不变性 (similar invariant)、仿射不变性 (affine invariant) 和射影不变性 (projective invariant), 显然, 四者所涵盖的变换范围逐渐变大, 适应性也逐渐增强。

2 图像几何畸变模型

如图 1 所示, 如果将光滑场景表面上点 X_0 周围的局部邻域面片 S 近似认为平面, 其在两幅图像上所成的像窗口之间满足 2 维平面上的单应映射 (用 3×3 单应矩阵 H 表示), 而该映射将图像 I 上分布均匀的圆形邻域窗口 w 变换到图像 I' 上分布不均匀的椭圆形窗口 w' 。 H 由两相机内外参数及平面方程唯一确定, 得到该变换矩阵便可以实现相应特征点邻域窗

口的完全透视矫正, 否则传统基于窗口亮度相似性的特征点匹配方法很难直接进行^[10-11], 特别是当两幅图像之间的基线较大时, 这种几何畸变尤为明显。

设图像 I 上特征点 x_0 的邻域窗口内某点坐标为 x (以 x_0 为原点), 其对应点在图像 I' 上的坐标为 x' (以 x' 为原点), 则二者之间的映射关系为

$$\tilde{x}' \sim H\tilde{x} \sim \begin{bmatrix} A & 0 \\ v^T & 1 \end{bmatrix} \tilde{x} \quad (1)$$

式中, \tilde{x} 和 \tilde{x}' 分别表示 x 和 x' 的齐次坐标, A 为 2×2 矩阵, 表征两邻域窗口间的仿射变换; 而 $v = (v_1, v_2)^T$ 是 2 维向量, 表征两邻域窗口间射影变形大小。如果把式 (1) 表示成非齐次坐标形式:

$$x' = \frac{1}{v^T x + 1} \cdot Ax = \mu \cdot Ax \quad (2)$$

可以看出, 相对于仿射变换, 单应映射增加一个系数 μ 而 μ 本身是与坐标 x 相关的, 距离原点越远的像素点, μ 与 1 的偏差越大。单应映射本身既不是奇函数, 也不是偶函数, 它将均匀分布的圆形窗口映射为非均匀分布的椭圆形窗口。一般来讲, 目前所有特征点匹配方法 (包括大基线图像) 都是针对 v 量级较小的情况进行, 否则必将使 μ 变得非常大, 从而使两邻域窗口之间的射影畸变无法接受。虽然单应矩阵 H 能够完全表征这种映射关系, 但其具有 8 个自由度^[12], 巨大的搜索空间及其非线性特性使其难以真正用于实际问题中^[6]。

3 相关工作

特征匹配过程有两种途径实现: 一种是分别在每幅图像中单独检测具有某种不变性的特征, 然后将其变换到规范条件下, 用多维向量进行表示和描述, 匹配时通过向量间的距离衡量特征的相似性^[3,13-15]; 另一种是依据给定的几何变换模型, 直接将一幅图像上的邻域窗口变换到与另一幅图像上相应邻域窗口完全一致的形状^[5,16-18], 最后用相应位置像素的亮度相关性进行判断。这两种途径的实质是一样的, 即都要通过假定的变换模型矫正相应邻域窗口之间的透视畸变, 因此这里并没有对这两种策略进行区分。一般来讲, 第 1 种途径适用于图像检索、目标识别等非精确匹配应用中, 如需精确定位, 一般还需要将该方法的匹配结果作为初值进一步通过第 2 种途径迭代求精^[13,19]。

在没有任何先验信息的条件下, 进行特征点匹

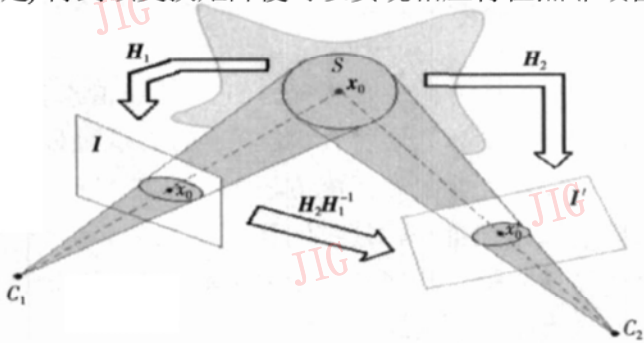


图 1 场景局部面片在两幅图像上所成像之间满足单应映射关系

Fig 1 Homography between feature windows on different images

配都是先假定相应邻域窗口之间的几何变换模型,进一步估计模型参数,从而实现相应邻域窗口的透视畸变矫正。依据几何变换的层次,相应的变换模型可分为欧式变换(3自由度)、相似变换(4自由度)、仿射变换(6自由度)和射影变换(8自由度),如图 2 所示。

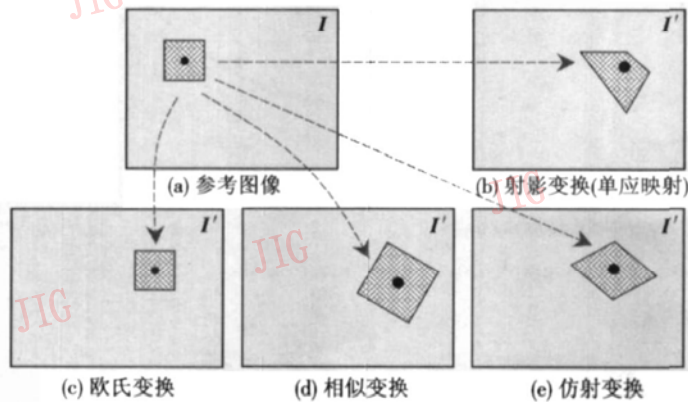


图 2 不同几何层次上特征点的匹配示意图

Fig 2 Matching process of feature windows under different geometrical groups

最早的直接匹配方法假定相应邻域窗口间仅仅是纯平移运动,而直接基于特征点周围固定大小窗口的亮度相似性进行匹配^[10-11]。由于没有考虑几何上的透视畸变,这种方法只适用于小基线或仅由相机侧移产生的图像中,如图 2(c)所示。

后来研究人员允许图像间的旋转和比例放缩,即采用自适应的旋转角度和窗口大小进行匹配。Schmid 考虑了相应邻域窗口间的旋转变换,提出具有旋转不变性(rotation invariant)的特征检测和匹配方法^[15],由于考虑的模型相对简单,该方法仅适用于图像之间透视畸变不大的情形;Dufoumaud 将该模型扩展到允许有较大比例变化的情况下,实现了不同分辨率图像之间的精确匹配^[20],被称为具有比例不变性(scale invariant)的特征检测和匹配^[13]。上述方法均可归类于具有相似不变性的特征检测和匹配方法,即用相似变换来近似相应邻域窗口间的透视畸变,如图 2(d)所示。

随着图像间透视畸变的增大,相似变换已不能胜任大基线图像匹配的要求,因此又提出具有仿射不变性的特征检测和匹配,即用仿射变换来近似单应映射,如图 2(e)所示,这也是目前该领域的研究热点。Mikolajczyk 通过对特征点邻域窗口内二阶矩矩阵的规范化给出具有仿射不变性的特征点检测方法,并用仿射自适应的 Harris 算子进行定位^[21],类

似研究还很多,这类方法都利用了二阶矩矩阵的不变性^[8-14],但这一假设对任意图像来说并不总是成立的^[13]。为确定特征区域的大小, Schaffalitzky 借鉴 Mikolajczyk 的方法^[3],计算邻域窗口在比例空间内的局部极值^[14];而 Tuytelaars 则依据场景中的特殊结构检测图像中具有仿射不变性的特征区域:局部边缘交点即角点的邻域以及亮度一致的局部区域。这些方法不能保证单独检测的相应不变性区域是完全重合的^[22],因此定位精度很低,一般还需要迭代求精^[13]。Shi 直接通过基于仿射变换模型的迭代解决了序列图像中的特征点精确跟踪^[5],而 Xiao 在此基础上用两阶段法解决了大基线图像的匹配问题并提高了定位精度^[16]。仿射变换由于其良好的线性特性以及几何上的直观性受到众多研究者的青睐,在实际应用中也不断得到证实^[9-22]。

虽然 Pritchett 使用具有射影不变性的完全单应映射进行特征点的匹配,如图 2(b)所示,但该方法要求场景中存在若干平面型结构且有特殊的四边形区域以便于计算单应矩阵,极大地限制了其适用范围^[7];用类似的方法, Lourakis 还实现了线特征的匹配^[12],同样,对场景结构的要求使得这类方法很难真正用于实际问题。

图像的匹配从侧面反映了计算机视觉的逆向性,即在未知几何变换及场景结构的前提下来估计 2 维图像平面的变换参数;然而,也正是由于特征的局部性使得以上这些几何变换模型能够很好地相互近似,而众多的特征使得这种较小的、分布均匀的近似误差可以被忽略;当然,也正是这些误差使得鲁棒性估计对计算机视觉变得异常重要^[23],因为该过程中充满了近似性条件。

4 问题描述及定位误差分析

虽然仿射变换具有众多的良好性质,但用仿射变换代替单应映射毕竟是一种近似。如图 3 所示,在单应映射和仿射变换作用下,虽然同一圆形邻域窗口均变换为椭圆形邻域窗口,然而,由于单应映射本身是非对称的,这一点从式(2)中也可看出,圆心 O 的像点 O' 并不会位于椭圆的几何中心,而基于仿射变换模型的匹配方法均是椭圆的几何中心作为特征点的正确位置^[5-6, 13-14, 16-19, 21],这显然是不合适的,其中的近似性必然会对相应特征点的定位产生一定的误差。

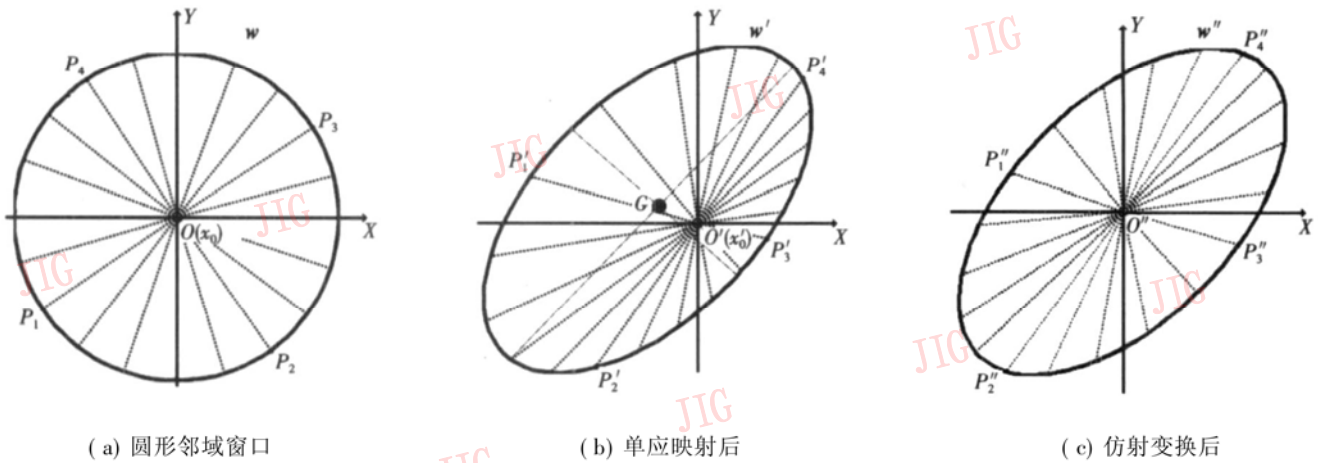


图 3 圆形邻域窗口在单应映射和仿射变换后的形状变化

Fig 3 The difference of circular feature windows under homography and affine transformation

虽然仿射变换模型良好的线性特性使其在特征匹配时成为众多研究者的首选,但这种近似导致的误差究竟有多大?这种近似关系成立的条件是什么?分析这种近似关系对我们进行基于仿射变换模型的特征匹配,特别是大基线图像的特征点匹配有什么指导意义?到目前为止,笔者并没有见到任何文献给出对这种仿射变换近似可行性的讨论,故下面即以此为背景,探讨并定量分析这种近似的可能误差,并给出相应解析表达,进一步回答上面的问题并给出相关结论和改进措施。

如图 3(a)所示,对于圆形邻域窗口 w 的边界点 $\tilde{x} = (x, y, 1)^T$ (以圆心 O 即 x_0 为原点), 满足二次曲线方程 $\tilde{x}^T C_e \tilde{x} = 0$ 其中,

$$C_e = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & -r^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

如图 3(b)所示,经过单应映射 H 后,第 2 幅图像上相应邻域窗口边界点为 $\tilde{x}' = (x', y', 1)^T$ (以相应特征点 O' 即 x'_0 为原点), 则有

$$\begin{aligned} \tilde{x}'^T C_e \tilde{x}' &= \tilde{x}'^T H^T H^{-T} C_e H^{-1} H \tilde{x}' \\ &= (H \tilde{x}')^T (H^{-T} C_e H^{-1}) (H \tilde{x}') \\ &= \tilde{x}'^T C_e \tilde{x}' = 0 \end{aligned} \quad (4)$$

式中

$$C_e = H^{-T} C_e H^{-1} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_1 \\ c_{12} & c_{22} & c_2 \\ c_1 & c_2 & c_0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

C_e 为 3×3 对称矩阵,表示第 2 幅图像上以相应特征点 x'_0 为原点的坐标系下窗口边界的曲线方

程 $c_{11}x'^2 + 2c_{12}x'y' + c_{22}y'^2 + 2c_1x' + 2c_2y' + c_0 = 0$ 此时的曲线实际是一个椭圆,但其几何中心 G 不再与原点 O' 即特征点 x'_0 重合。传统基于仿射变换模型近似单应映射的方法就是忽略了这一差异,下面就是要通过椭圆曲线规范化法定量地讨论和分析这种近似对特征点定位所造成的误差。令 C_e 左上角的 2×2 矩阵为 B , $\delta = [c_1, c_2]^T$, 则矩阵 C_e 可以分块表示为

$$C_e = \begin{bmatrix} B & \delta \\ \delta^T & c_0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

为了消去二次方程中的交叉项,可以对曲线进行转轴操作,设需要的旋转角为 θ 则旋转矩阵为 $R = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$, 在新的坐标系下该二次曲线的方程表示为

$$C'_e = \begin{bmatrix} R^T & 0 & B & \delta \\ 0^T & 1 & \delta^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & 0 \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R^T B R & R^T \delta \\ \delta^T R & c_0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

矩阵 C'_e 仍为对称矩阵,经过转轴操作,新方程二次项系数只与原方程二次项系数及转角 θ 有关;新方程一次项系数只与原方程一次项系数和转角 θ 有关,由于 $\|R^T \delta\| = \|\delta^T R\| = \|R\| \cdot \|\delta\| = \|\delta\|$, 因此旋转变换不改变一次项系数的数量级且常数项保持不变。显然,可以选取适当的转角 θ 来消去交叉项。新方程交叉项系数的一半即矩阵 $R^T B R$ 的第 1 行 2 列 (或第 2 行 1 列) 元素为

$$\begin{aligned} &(c_{22} - c_{11}) \sin\theta \cos\theta + c_{12} (\cos^2\theta - \sin^2\theta) \\ &= \frac{1}{2} (c_{22} - c_{11}) \sin 2\theta + c_{12} \cos 2\theta \end{aligned} \quad (8)$$

若 $c_{12} \neq 0$ 交叉项系数为零的充要条件为

$$c \tan 2\theta = \frac{c_{11} - c_{22}}{2c_{12}} \quad (9)$$

一旦得到满足式 (9) 的转角 θ 新方程就变为

$$c'_{11}x''^2 + c'_{22}y''^2 + 2c'_1x'' + 2c'_2y'' + c'_0 = 0 \quad (10)$$

即 $R^T B R = \begin{vmatrix} c'_{11} & \\ & c'_{22} \end{vmatrix}$, 从而有

$$\begin{vmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{12} & c_{22} \end{vmatrix} \begin{vmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{vmatrix} \begin{vmatrix} c'_{11} & 0 \\ 0 & c'_{22} \end{vmatrix} \quad (11)$$

比较式 (11) 两边矩阵的主对角元素可以得到:

$$\begin{aligned} c'_{11} &= c_{11} + c_{12} \tan\theta \\ c'_{22} &= c_{22} - c_{12} \tan\theta \end{aligned} \quad (12)$$

由于椭圆形二次曲线方程中两个平方项系数是同号的, 此时可以将式 (10) 进一步配方得到:

$$c'_{11} \left[x'' + \frac{c'_1}{c'_{11}} \right]^2 + c'_{22} \left[y'' + \frac{c'_2}{c'_{22}} \right]^2 = \frac{c'^2_1}{c'_{11}} + \frac{c'^2_2}{c'_{22}} - c'_0 \quad (13)$$

该椭圆的几何中心为 $\left[-\frac{c'_1}{c'_{11}}, -\frac{c'_2}{c'_{22}} \right]$, 从中可以看出椭圆几何中心到原点的距离与椭圆方程中一次项系数与二次项系数的比值有关, 该方程中一次项系数的量级越小, 椭圆几何中心就会越接近坐标原点。本节的目的就是要估计椭圆几何中心 G 偏离

原点 O' 即特征点 x'_0 的距离, 从椭圆曲线规范化后的结果中即可得到相应特征点的定位误差:

$$\epsilon_i = \sqrt{\left| \frac{c'_1}{c'_{11}} \right|^2 + \left| \frac{c'_2}{c'_{22}} \right|^2} \quad (14)$$

5 实验结果

对上述算法进行实现, 以公开的测试图像为例给出了相应的实验结果, 图像之间的单应映射矩阵是由 Visual Geometry Group 提供^[24]。为了更能说明误差的量级和变化情况, 这里考虑了两种误差: 特征点定位误差, 即椭圆邻域窗口的几何中心与特征点之间的误差; 邻域窗口内部像素定位误差, 即由仿射近似所导致的邻域窗口内所有像素点的定位误差分布。

5.1 特征点的定位误差

由于版面空间的限制, 图 4 和图 5 列举了一组 (3 幅) 图像中相应特征点定位误差分布的例子。其中第 1 幅图像中所有特征点的邻域窗口半径取为 15 像素, 而后两幅图像的椭圆形邻域窗口与第 1 幅图像中的相应圆形邻域窗口对应的是同一块物理表面区域。图 5 给出了这组图像中相应特征点的定位误差分布情况。

总的来讲, 即使本文选取的 3 幅图像之间透视畸变比较大 (尤其在第 1 幅和第 3 幅之间), 但其相

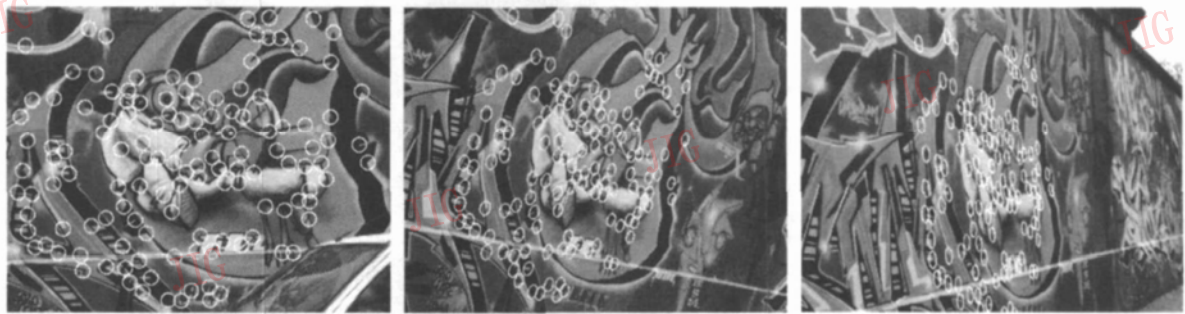


图 4 在仿射变换模型下 3 幅图像的相应特征点及其邻域窗口

Fig 4 The corresponding feature windows on three images under affine transformation

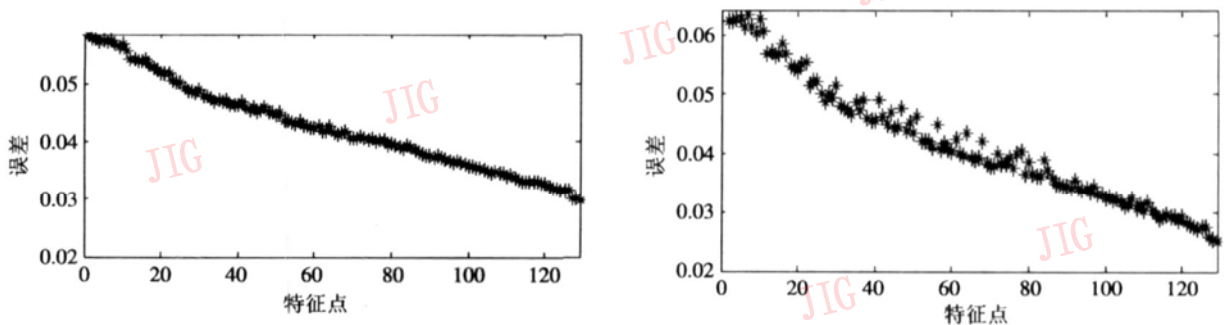


图 5 相对于第 1 幅图像, 后两幅图像的特征点定位误差分布

Fig 5 Location error of feature points relative to the first images

应特征点定位误差的量级还是非常低的,基本控制在 0.1 个像素之内。一般来讲,这种定位误差都会随着两幅图像之间透视畸变的增大而增加。更多的实验结果可以参见笔者论文的相关主页 ([http // xuefeng310 home4u china cn](http://xuefeng310.home4u.china.cn))。

5.2 邻域窗口内部的定位误差

为了进一步分析用仿射变换模型近似单应映射所产生的影响,估计整个邻域窗口内相应像素的定位误差,其计算方法是:采样圆形邻域窗口内每一个像素点,将其分别在单应映射以及仿射变换(通过二次曲线规范化法得到)的作用下变换到第 2 幅图像上的相应邻域窗口内,然后计算这两个坐标点之

间的欧氏距离作为这一像素点的定位误差,从而衡量仿射变换对整个邻域窗口内的点可能造成误差的分布情况。

如图 6 给出两组特征点邻域窗口内像素定位误差的分布示意图,其中,(a)为图 4 第 1 幅图像上特征点的圆形邻域窗口;(b)为图 4 第 2 幅图像上相应椭圆形邻域窗口;(c)为仿射变换在图 4 第 2 幅图像上对窗口内所有像素点的定位误差分布(相对于图 4 第 1 幅);(d)为图 4 第 3 幅图像上相应椭圆形邻域窗口;(e)为图 4 仿射变换在图 4 第 3 幅图像上对窗口内所有像素点的定位误差分布(相对于图 4 第 1 幅)。为使图像更清楚,这里圆形邻域窗口半径取为 25 像素。

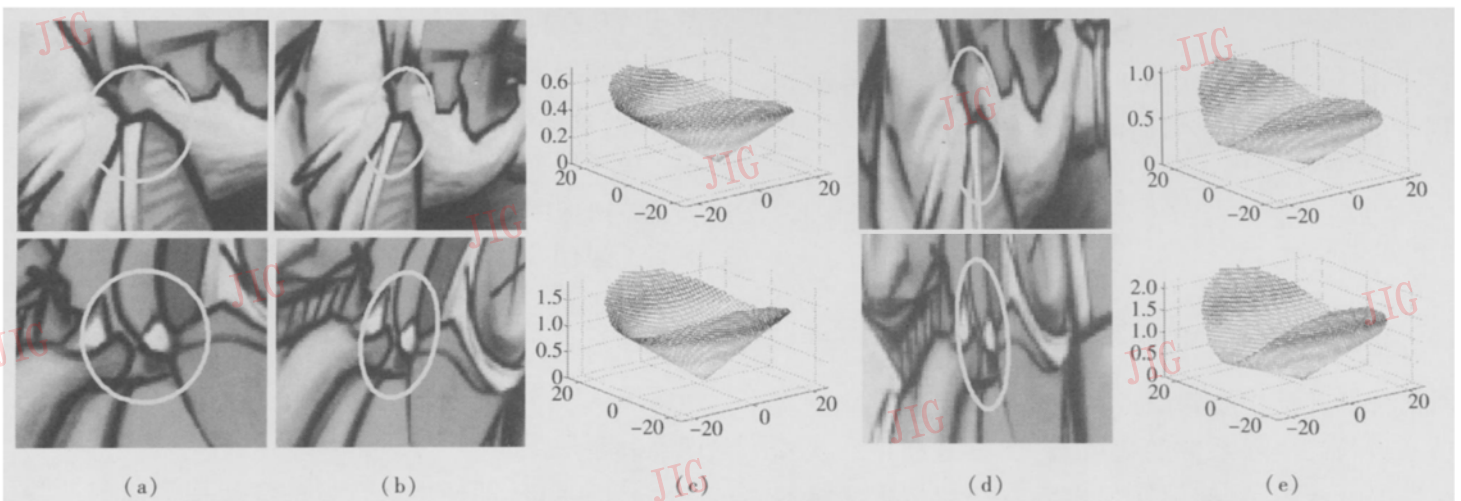


图 6 仿射变换近似对整个窗口的像素造成的定位误差

Fig. 6 Location error of all pixel in the same feature windows using affine transformation approximation

从图中可以清楚地看到,随着像素点到特征点距离的增加(透视畸变也在增大),仿射变换对其造成的定位误差急剧增加,因此可以肯定地说,用仿射变换近似单应映射仅仅适用于较小的邻域窗口,随着窗口的增大,这种近似所产生的误差将不容忽视,因此在选择特征点的邻域窗口时要避免过大。当然,太小的邻域窗口又不足以区分不同的特征点,特别是在进行大基线图像的特征点匹配时。

此外还发现,坐标原点处像素点的定位误差最小,其原因主要是由于单应映射对坐标系的选择具有依赖性,因此选择合适的邻域窗口局部坐标系对提高相应特征点的定位精度将会产生一定的影响。

6 分析及结论

通过以上理论推导和定量分析,可以得出以下结论:

虽然具有仿射不变性特征的检测和匹配算法成为目前的研究热点^[2 6 8 13 14 17 18 21 25~ 27],但如果其检测的特征(区域)比较大,就不能直接应用于高精度的大基线图像特征点匹配应用中,必须在小邻域窗口的前提下通过进一步的仿射迭代方能提高其定位精度。

当邻域窗口半径不大时,用仿射变换近似单应映射对特征点产生的定位误差较小,大多为亚像素级,一般不会成为特征点匹配的主要误差来源,但在有更高精度要求的应用中,必须考虑这一近似所带来的影响。

窗口内像素局部坐标系的选择也很重要,由于定位误差与像素点本身的坐标有关,坐标原点附近的定位误差相对较小,这就要求我们通过迭代方法矫正邻域窗口形状时,最好选择以窗口中心为原点的局部坐标系;此外,规范化的像素坐标能够减弱噪声影响,改善数值求解条件,这一点与估计基本矩阵^[28]和单应矩阵是类似的^[24]。

仿射变换近似模型仅对较小的邻域窗口适用。

且窗口内像素的定位误差会随窗口半径的增加而急剧增大,因此在实际匹配应用中必须选择合适的窗口大小;而目前很多针对较大区域的仿射不变性特征检测方法均不能直接胜任大基线透视图特征匹配中的精确定位^[2 3 6 13 15 18 26]。

在用仿射变换模型矫正相应邻域窗口透视畸变的迭代过程中选择高斯函数型的加权因子能增加窗口中心像素的重要性^[5],减弱远离窗口像素的误差影响,有助于相应特征点定位误差的改善。

上述结论在定量分析的基础上得出的,在进行图像匹配尤其是大基线图像的特征匹配时更应该注意,当然,这些结论也为我们进一步提高匹配精度提供了努力的方向。

致谢 感谢牛津大学 Visual Geometry Group 提供本文所用实验数据。

参考文献 (References)

- 1 Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91~110
- 2 Rothganger F, Lazebnik S, Schmid C, *et al*. 3D object modeling and recognition using affine-invariant patches and multiview spatial constraints [A]. In *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Madison, USA, 2003: 272~277.
- 3 Mikolajczyk K, Schmid C. Indexing based on scale invariant interest points [A]. In *International Conference on Computer Vision [C]*, Vancouver, Canada, 2001: 525~531.
- 4 Schmid C, Mohr R, Bauckhage C. Comparing and evaluating interest points [A]. In *International Conference on Computer Vision [C]*, Bombay, India, 1998: 230~235.
- 5 Shi J, Tomasi C. Good features to track [A]. In *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Seattle, USA, 1994: 593~600.
- 6 Georgescu B, Meer P. Point matching under large image deformations and illumination changes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(6): 674~688.
- 7 Pritchett P, Zisserman A. Wide baseline stereo matching [A]. In *International Conference on Computer Vision [C]*, Bombay, India, 1998: 754~760.
- 8 Baumberg A. Reliable feature matching across widely separated views [A]. In *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Hilton Head Island, SC, USA, 2000: 774~781.
- 9 Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(10): 1615~1630.
- 10 Zhang Z, Deriche R, Faugeras O, *et al*. A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry [J]. *Artificial Intelligence*, 1995, **78**(1-2): 87~119.
- 11 Zhou J, Shi J Y. A robust algorithm for feature point matching [J]. *Computer & Graphics*, 2002, **26**(3): 429~436.
- 12 Lourakis M I, Tzurbakis S V, Argyros A A, *et al*. Feature transfer and matching in disparate stereo views through the use of plane homographies [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(2): 271~276.
- 13 Tuytelaars T, Gool L V. Matching widely separated views based on affine invariant regions [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **59**(1): 61~85.
- 14 Schaffalitzky F, Zisserman A. Multiview matching for unordered image sets [A]. In *European Conference on Computer Vision [C]*, Copenhagen, Denmark, 2002: 414~431.
- 15 Schmid C, Mohr R. Local grayvalue invariants for image retrieval [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(5): 530~535.
- 16 Xiao J, Shah M. Two-frame wide baseline matching [A]. In *International Conference on Computer Vision [C]*, Nice, France, 2003: 603~609.
- 17 Berthilsson R. Finding correspondences of patches by means of affine transformations [A]. In *International Conference on Computer Vision [C]*, Kerkyra, Greece, 1999: 1117~1122.
- 18 Super B J, Kluquist W N. Patch matching and stereopsis in a general stereo viewing geometry [J]. *International Journal on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(3): 247~253.
- 19 Ferrari V, Tuytelaars T, Gool L V. Wide-baseline multiple-view correspondences [A]. In *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Beijing, China, 2003: 718~728.
- 20 Dufoumaud Y, Schmid C, Horaud R. Matching images with different resolutions [A]. In *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Hilton Head Island, USA, 2000: 612~618.
- 21 Mikolajczyk K, Schmid C. An affine invariant interest point detector [A]. In *European Conference on Computer Vision [C]*, Copenhagen, Denmark, 2002: 128~142.
- 22 Mikolajczyk K, Tuytelaars T, *et al*. A comparison of affine region detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, **65**(7): 43~72.
- 23 Meng Xiao-qiao, Hu Zhan-yi. Recent progress in camera self-calibration [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, **29**(1): 110~124. [孟晓桥, 胡占义. 摄像机自标定方法的研究与进展 [J]. *自动化学报*, 2003, **29**(1): 110~124.]
- 24 Hartley R, Zisserman A. *Multiple view geometry in computer vision* [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2000.
- 25 Tuytelaars T, Gool L V, *et al*. Matching of affinely invariant regions for visual servoing [A]. In *International Conference Robotics and Automation [C]*, Detroit, MI, USA, 1999: 1601~1606.
- 26 Kadir T, Zisserman A, Brady M. An affine invariant salient region detector [A]. In *European Conference on Computer Vision [C]*, Prague, Czech Republic, 2004: 345~457.
- 27 Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(1): 63~86.
- 28 Hartley R. In defence of the eight-point algorithm [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(6): 580~593.