

# 基于角仿射不变的特征匹配

孙向军 曹立鑫 刘凤玉

(南京理工大学计算机系 623 教研室, 南京 210094)

**摘要** 同一场景的不同图像匹配是计算机视觉中的一个基本问题,在诸如三维重建、对象识别和分类、图像配准和相机自校正等应用中,特征匹配都是一个关键步骤。为解决三维场景重建问题,通过改进目前特征匹配的不足,提出了一种基于角仿射不变的特征匹配算法。该方法是使用角作为图像匹配选取的特征,通过仿射不变处理来消除图像缩放、扭曲、旋转和平移产生的影响,实验表明,该算法具有良好的匹配性能,可以对差异较大的图像进行特征匹配。

**关键词** 特征匹配 标度空间 角模型 仿射不变

**中图法分类号:** TP391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2004)05-0589-05

## Feature Matching Based on Corner Affine Invariant

SUN Xiang-jun, CAO Lin-xin, LIU Feng-yu

(Department of Computer Science and Technology, NUST, Nanjing 210094)

**Abstract** Different image matching of the same scene is a key problem in computer vision, and is frequently used in three-dimensional object reconstruction, object recognition, image alignment, camera self-calibration, and so on. Feature point matching is the most common one among all kinds of image matching. To solve the problem of 3-dimensional scene reconstruction, and to improve the performance of present feature point matching, a matching scheme which is invariant to perspective deformation induced by changes in viewpoint is required. This paper proposes a novel algorithm of Feature Match Based on Corner Affine Invariant. It selects corners as extracting feature of the image matching, and these corners are characterized by their orientation and angular width. Through calculating affine invariant, the influence of image stretch, skew, rotation, translation and lighting conditions is removed, and by using the epipolar geometry as a matching constraint, those outliers are eliminated too. Consequently we realize the feature matching of image pairs with much difference. And the experimentation shows that the algorithm has high matching accuracy and good matching performance.

**Keywords** feature matching, scalar space, corner model, affine invariant

## 1 引言

图像匹配是计算机视觉的关键问题,在三维立体模型重建中经常使用,如物体识别,图像定位,照相机自校正等,其中特征匹配是在各种图像匹配处理中最常用的。所谓特征匹配就是找出场景中同一点在不同图像上的投影像素点对。依照匹配方案,已有的算法可以分为如下两类:第1类是基于区域的匹配,目前大部份算法属于这一类,是依据局部区域

相关系数来选取匹配像素对,但遗憾的是由于局部区域相关系数只使用图像局部特征,因此得到的相关值不能得到正确的匹配;第2类匹配方法是基于特征的匹配。这种方法需要计算边缘或区域的特征,尽管这些特征是图像内容的更加抽象的描述,而且在不同的照明条件和宽基线变换下是不变的,但是计算开销通常非常高。各种特征匹配算法也可以由各自的最佳化方案分类,有些使用全局优化方法,比如动态规划法、穷尽搜寻、松弛法等;有些使用局部优化算法,如贪婪算法、模拟退火和随机搜寻等,以

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(60273035); 国家高新技术研究与发展计划项目(2001AA113161)

**收稿日期:** 2003-06-30; **改回日期:** 2003-12-19

上大部份方法均需附加条件约束,如果超出约束条件,则那些方法将不再适用;Maciel 等在最优优化中使用线性规划,效率非常高<sup>[1]</sup>,然而,这个方法需耗用较多的内存,并且需要估计正确匹配的数目;文献[2]使用多比例框架来匹配不同比例的图像;文献[3]中提出标度不变兴趣点检测器,但是没有考虑旋转和扭曲的影响。

为了要计算任意旋转和平移的影响,则需要知道图像和几何结构在特征之间的对应。一般在场景中自动地发现合适的特征(例如线和角)和匹配它们是极其困难的,目前还没有可靠的方法。另外一种方法是要求用户提供特征,然而,这将非常耗时,并且经常不很精确,用户充其量只能准确标示几个特征,随后它们的性能就开始降低。由于特征匹配的结果受许多因素影响,比如物体遮挡、光照条件和噪音等,尤其是一个图像的每个特征在另一个图像中不一定都有对应的匹配,因此找一个健壮的特征匹配算法是很重要的。实验表明,本文提出的基于角仿射不变的特征匹配算法可以取得较好的效果。

## 2 有关概念

一个场景中的真实三维点的坐标被称为世界坐标,用  $P_w$  表示,其由式(1)定义,在照相机或图像平面上的点的坐标被称为照相机或图像坐标  $P_{image}$ ,  $P_{image}$  是由式(2)定义的 2D 坐标。

$$P_w = [X \ Y \ Z]^T \quad (1)$$

$$P_{image} = [x \ y]^T \quad (2)$$

标度空间  $L(X, s)$ :是由不同分辨率层次下图像像素组成的集合,不同分辨率层次的标度空间由亮度和高斯内核的卷积求得,即  $L(X, s) = G(s) * I(X)$ ,  $X = (x, y)$ ;  $(x, y)$  为像素坐标;  $I(x, y)$  为像素值(亮度);  $\nabla I(x, y)$  为图像梯度,  $\nabla I(x, y) = \left( \frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right)$ ;  $N(x_0, y_0, r)$  为像素  $(x_0, y_0)$  的邻近点,  $N(x_0, y_0, r) = \{(x, y) \in \mathbf{R}^2 \mid \|(x, y) - (x_0, y_0)\| \leq r\}$ ,  $r$  为常量;  $(\Delta x, \Delta y) \in \mathbf{R}^2 - \{(0, 0)\}$  为像素点相对于原点的偏移。

图像一般有颜色、纹理、形状、边缘、阴影等特征。其中,最适合作为选取的特征是颜色、角、纹理和边缘。

由于不同的图像间存在平面位置、方位与比例的不同,因而需要对其进行平移、旋转与缩放等预处理,

以便使图像匹配较容易进行。当匹配图像之间的差异较大时,可利用仿射变换。本文提出的特征匹配算法可以分成特征选取、计算仿射不变、消除非正常匹配值和进行特征匹配等 4 个步骤。

## 3 特征选取

特征是物体不同面的分界点,比如顶点、边缘等。匹配时,两幅匹配图上的特征必须是一一匹配的,即必须是物体上的同一个点,且选取的特征应是同一物理标记点在两个图像上的对应点。

为了有效地匹配两幅含有相同点的图像,首先需在 A 图上从上到下和从下往上找到两个选择点  $P_1, P_2$ ,然后在 B 图上找两个匹配点  $\hat{P}_1, \hat{P}_2$ 。如果无合适的匹配点,那么就需要在 A 图重复寻找选择点,而作为匹配特征的图像块则必须要求具有一定特点,例如角、弯曲轮廓线等,而且对搜索到的选择点还需经过判断、筛选后才可作为选定的特征。

健壮的匹配可以用标准化的相关方法来实现,如果视图分离得相当大,那么围绕兴趣点的简单相关窗口对于相似测量就不适用了,因为围绕兴趣点的图像模式可能产生较大的变形,这样,由于其对于视点变化导致的投影变形是不变的,因此就需要引入匹配方案,本文提供检测器选取的角形状可以实现这一点。

### 3.1 选取角作为特征

由于特征检测器的选择对于匹配结果有一定影响,因此需选择一种合适的特征检测器。过去已经提出几种角检测器,文献[4]对其中一些进行了评估。当选取匹配特征时,检测器的关键属性是可重复性,即从同一场景的不同视图检测,不管投影图或者光照条件的变化,检测器应该能选取出相同的点。

本文提出的角检测器是从亮度图形中选取夹角形状,目的是为了设计稳定的检测器,它适用于从不同视点得到的特征匹配。检测器依赖于简单的角模型,该模型由一楔形(夹角)组成(如图 1 所示)。这个理想化的角可以用角坐标( $\theta$ )和角宽度( $\varphi$ )两个参数

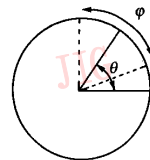


图 1 角模型

描述。

为识别角和检测每个像素的位置,可用理想的角模型同它周围的圆形邻域进行比较,其步骤如下:

(1)计算圆形窗口的亮度平均值和方差。为限制角检测器的敏感性,方差必须超过一定的阈值。

(2)把围绕可能角模型夹角的圆形区域分割成前景和背景。为进行可能角模型周围圆形区域的简单前景、背景分割,圆形区域内的像素应按照大于或小于圆形区域的平均亮度值来分类。为提高角检测器稳定性,需使用S形函数,而不使用固定阈值;然后将含有最少像素的分类部分组成前景,而将其他的部分作为背景,把中心点像素归到前景,以便进一步分析。

(3)寻找最佳的 $\theta$ 和 $\varphi$ 值以提取适应理想角模型的前景。为避免角聚合,需要使用非最大值来进行抑制。

### 3.2 角模型的确定

理想的角模型 $W_{\theta}^{(\varphi)}$ 的分割区域相似性 $S_{Area}(x, y)$ 可由它们绝对差的和来定义(如式(3)所示)。

$$S_{Area}(x, y) = \sum_{(i, j) \in C_{x, y}} |W_{\theta}^{(\varphi)}(i, j) - \text{sig}(I(x+i, y+j) - \bar{I}(x, y))| \quad (3)$$

其中, $C_{x, y}$ 表示候选特征点像素周围的圆形窗口, $\bar{I}(x, y)$ 表示候选特征点邻域亮度的平均值。可使用下列步骤来实现使 $\theta$ 和 $\varphi$ 趋近于极小值的方法:

(1)围绕可能角模型夹角的圆形区域被细分成小的楔形,角模型 $W_{n\Delta\varphi}^{(\varphi_{min})}$ 具有宽度 $\varphi_{min}$ ,而且以增量 $\Delta\theta$ 围绕圆形区域旋转。

(2)计算每一个楔形的角面积 $A_{Angle}(x, y)$ ,作为所有的像素被分割值的和:

$$A_{Angle}(x, y) = \sum_{(i, j) \in W_{n\Delta\varphi}^{(\varphi_{min})}} \text{sig}(I(x+i, y+j) - \bar{I}(x, y))$$

如果一个边缘的角面积大于一个预定义的阈值 $A_{min}$ ,那么就可以认为楔形在角上。

(3)选择最大有效面积的边缘,归于角的前景。

(4)从最初的楔形开始,将所有面积值大于 $A_{min}$ 的邻近楔形保留。角模型就是由所有的这些楔形的并集组成的。这些邻近楔形的角度跨度必须在 $\varphi_{min} < \varphi < \varphi_{max}$ 之内。

用上面步骤选出的所有楔形并集来求出 $W_{\theta}^{(\varphi)}$ (如式(3)所示),其中 $\varphi$ 是并集的角度跨度, $\theta$ 是它的二等分线。

使用这种方法对于图像对变化较小的匹配可以得到较好的匹配,但是当图像对之间具有视点、比例

和光照的较大变化时就不适用了。这是因为角检测器不是标度不变的,而相关性测量对于视点、比例和光照变化则不是不变的。

## 4 计算仿射不变

一个小的平面从一个变化的视点观察时,会产生仿射失真。为获取匹配标度空间特征,现假定在两个含有相同点的图像之间进行匹配,那么对于一个仿射模型,它有3个未知的变换参数(对于局部图像失真):缩放、扭曲(由方向角和缩放因子表示);旋转(由角度表示);平移(由两个标量参数表示)。计算仿射不变可分为以下3个步骤:

- (1)消除缩放和扭曲效应;
- (2)标准化亮度变化;
- (3)消除旋转、平移效应。

已有的计算仿射不变的方法忽视了选择适当窗口函数的问题。如果忽视这一问题,而且用圆形高斯窗口函数来计算仿射变换,那么得到的仿射变换结果事实上将不是不变的。例如以一个给定的兴趣点为中心的圆形窗口,当它被用于计算仿射变换时,经过仿射变换之后的圆形结构则被映射成一个椭圆的区域。若在包含椭圆区域的变换图像特征周围设置一个圆,则将会产生附加的图像结构,由于这可能扭曲任何不变测度计算,故有必要选择合适的窗口函数,以适应各种图像特征。

### 4.1 选择窗口函数,消除缩放和扭曲

选择窗口函数关键是基于局部图像数据来改变窗口函数的形状,本文扩充了Lindeberg所描述的适应形状的纹理描述符的想法<sup>[5]</sup>。Lindeberg把标度空间的概念扩充到“仿射高斯标度空间”,本文则使用带有联合协方差阵的“高斯标度空间”椭圆窗口函数,并根据Lindeberg符号来定义下列的图像二阶矩阵描述子:

$$u(\cdot; \Sigma_t, \Sigma_s) = g(\cdot; \Sigma_s) * ((\nabla L)(\cdot; \Sigma_t)(\nabla L)(\cdot; \Sigma_t)^T) \quad (4)$$

其中, $L(\cdot; \Sigma_s)$ 是亮度图像 $I(\cdot)$ 的仿射高斯标度空间表示, $\Sigma_t$ 是局部标度的协方差矩阵, $\Sigma_s$ 是整体标度的协方差矩阵

$$g(X; \Sigma_s) = \frac{1}{2\pi \sqrt{\det \Sigma_s}} \exp(-X^T \Sigma_s^{-1} X / 2)$$

一般的标度空间可由旋转对称高斯卷积产生,而仿射标度空间则由线性变换的椭圆高斯内核生成。Lindeberg也描述了具有不动点属性矩阵 $M$ 的

迭代过程为

$$\begin{aligned} \mathbf{u}(\mathbf{q}; \Sigma_t, \Sigma_s) &= \mathbf{M} \\ \Sigma_t &= t\mathbf{M}^{-1} \\ \Sigma_s &= s\mathbf{M}^{-1} \end{aligned} \quad (5)$$

其中,  $t, s$  分别是局部( $t$ )和整体( $s$ )标量, 同时, Lindeberg 等证明了如果能在这种条件下计算图像的描述子, 那么任意仿射变换下该图像描述子将保持相对不变<sup>[5]</sup>。

对于 2 维图像  $I(X)$  和它的线性变换图像  $I_{\text{Linear}}(X) = I(BX)$ , 假定计算得到的两幅图像的二阶矩阵  $\mathbf{q}$  和  $\mathbf{q}_{\text{Linear}} = B\mathbf{q}$ , 则定义

$$\hat{I}_{\text{Linear}}(\mathbf{M}_{\text{Linear}}^{-1/2}X) = I_{\text{Linear}}(X)$$

其中,  $\mathbf{M}_{\text{Linear}}^{-1/2}$  是  $\mathbf{M}_{\text{Linear}}$  平方根矩阵, 由于二阶矩阵  $\mathbf{M}_{\text{Linear}}$  是对称正定矩阵, 因此其平方根矩阵相当于一个旋转, 同理可以定义  $\hat{I}(X)$ 。在图像坐标的线性变换矩阵  $B$  下, 可以得到下面的仿射标度空间二阶矩阵的变换属性:

$$\mathbf{u}_{\text{Linear}}(\mathbf{q}; \Sigma_t, \Sigma_s) = \mathbf{B}^T \mathbf{u}(\mathbf{B}\mathbf{q}; \mathbf{B}\Sigma_t \mathbf{B}^T, \mathbf{B}\Sigma_s \mathbf{B}^T) \mathbf{B}$$

由于经过标准化处理, 可以得到  $\hat{\mathbf{u}}_{\text{Linear}}(\hat{\mathbf{q}}; t\mathbf{E}, s\mathbf{E}) = \mathbf{E}$ , 其中  $\mathbf{E}$  是  $2 \times 2$  单位矩阵, 因此在此变换域中使用循环对称滤波核所计算的两个图像二阶矩阵是恒等的。对于  $\mathbf{E}$  可作如下变化:

$$\mathbf{E} = \hat{\mathbf{u}}_{\text{Linear}} = \hat{\mathbf{B}}^T \hat{\mathbf{u}} \hat{\mathbf{B}} = \hat{\mathbf{B}}^T \hat{\mathbf{B}}$$

其中  $\hat{\mathbf{B}}$  是  $\mathbf{B}$  旋转的结果。

#### 4.2 标准化亮度变化

在消除放缩、扭曲的影响后, 本文选用文献[6]中的方法, 再对亮度变化进行标准化处理, 以消除亮度变化的影响。

#### 4.3 消除旋转、平移效应

为了消除旋转产生的影响, 以保持仿射不变性, 本文采用 Fourier-Mellin 变换方法<sup>[7]</sup>来计算每种颜色成分 V(红绿蓝)的复值系数  $u_{n,m}^{(V)}$  (见式(6))。

$$u_{n,m}^{(V)} = \int \frac{d^{(n)}}{dr^{(n)}} G_r(r) \exp(im\varphi) J^{(V)}(r, \psi) r dr d\varphi \quad (6)$$

这里  $J^{(V)}(r, \theta) = I^{(V)}(r \cos \theta + r \sin \theta + y_0)$  是图像面片的颜色成分,  $\{r, \theta\}$  是相对于图像面片中心点  $(x_0, y_0)$  的极坐标。  $G_r(r)$  是一维高斯窗口函数, 它的标准差  $\sigma$  与面片的大小成比例, 图像旋转后:  $j^{(V)}(r, \theta) = J^{(V)}(r, \theta + \varphi)$ , 复值系数  $\hat{u}_{n,m}^{(V)} = \exp(im\varphi) u_{m,n}^{(V)}$ , 为计算旋转不变性, 可对所有的复值系数  $u_{m,n}^{(V)}$  进行标准化处理, 并通过  $\hat{u}_{m,n}^{(V)}$  和  $u_{m,n}^{(V)}$  的关系计算出旋转角度值  $\theta$ 。

同样应用 Fourier 变换可消除平移效应, 假设

两幅图像  $f$  和  $\hat{f}$  有平移矢量  $\mathbf{z}(z_x, z_y)$ , 由 Fourier 平移定理有

$$\hat{F}(\xi, \eta) = e^{-2i2\pi(\xi z_x + \eta z_y)} F(\xi, \eta) \quad (7)$$

由于功率谱是平移不变的, 因此由式(7)可以求得平移矢量  $\mathbf{z}(z_x, z_y)$ 。

## 5 除去异常匹配对

由于上面过程不能保证得到全部正确的匹配, 因此必须除去非正确匹配值, 如文献[8]使用极线约束消除非正常匹配对。所谓极线约束是指点或者特征的精确定位位置能由两道交叉光线确定, 这样从同一场景不同的位置取得的相同两幅图像, 其点或者特征不是无关的, 而是极线约束意义下彼此相关的(约束不适用其中一个图像的点被另一个图像的点遮挡的情况)。左边图像  $I_{\text{left}}$  和右边图像  $I_{\text{right}}$  之间的映射关系可由基本矩阵  $F$  表示,  $F$  是  $3 \times 3$  个矩阵(见式(8))。

$$I_{\text{left}} F I_{\text{right}} = 0 \quad (8)$$

这样左边图像中的一些点通过  $F$  映射到右边图像的线上, 反之亦然。由于特征可以沿着极线在某处找到, 而不需要寻找整个图像, 因而在计算强度较大的特征相关算法中可节省大量时间。

## 6 特征匹配

大家知道, 相关是不同的图像特征匹配的基本方法。一个简单相关函数由对应的像素亮度的平均方差  $\bar{\sigma}^2$  所组成, 在点的邻近点之间运行。一对点  $p$  和  $\hat{p}$  的  $\bar{\sigma}^2$  相关被定义为

$$\bar{\sigma}^2(p, \hat{p}) = \frac{1}{N} \sum_{X \in \Omega(p), X \in \Omega(\hat{p})} [I(X) - I(\hat{X})]^2$$

其中,  $N$  是邻域  $\Omega$  的大小, 但是由于  $\bar{\sigma}^2$  的计算时间较慢, 因此为加快匹配速度, 本文用式(9)计算两幅图像相关的范围:

$$Q = \sum_{m \times n} |f_{i,j} - \hat{f}_{i,j}| \quad (9)$$

这里  $f$  和  $\hat{f}$  是两幅相关图像,  $i$  和  $j$  是它们点的索引值。  $m$  和  $n$  是窗口的大小。通过实验表明,  $m$  和  $n$  值取大于 15 将取得较佳结果。

## 7 实验及结论

为了验证本文算法的效果, 用 Visual C++ 编

程,在一台配置为 2.4GHz CPU, 256M 内存和一个 TNT2 的图形卡,其操作系统为 Windows 2000 的微机,通过选取 40 对不同场景(室内场景、室外场景)的图像对该新方法进行了实验。图 2 是一个  $576 \times 768$  大小的场景图像对,图像对之间具有旋转和缩放变化,图中使用白色方框表示图像对中的正确匹配,白色十字表示错误匹配。由匹配结果可见,使用本文的算法可取得 62 个特征,其中正确匹配特征数为 58 个,错误匹配的特征数为 4 个,整个执行时间 13 s,正确匹配率可以达到 93.5%。图 3 是一个  $576 \times 768$  大小的场景图像对,图像对之间也具有平移和旋转变化,使用本文算法后得到 139 个特征,其中正确匹配特征数 131 个,错误匹配特征数 8 个,整个执行时间 22 s,匹配表明,正确匹配率可以达到 94.2%。

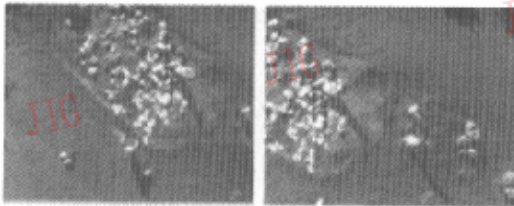


图 2 具有旋转和缩放变化的图像对

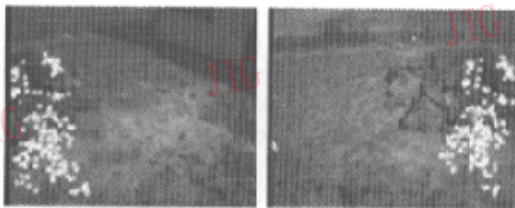


图 3 具有平移和旋转变化的图像对

从实验结果可以看出,本文提出的基于角仿射不变的特征匹配算法,可以达到较高的匹配精度,但是由于噪声的存在和受不同视图中物体遮挡关系的影响以及特征提取阶段阈值选取不当等原因,还不能达到完全满意的匹配结果。实验结果也表明,此方法虽对于图像的旋转和平移保持不变,而且在光照和视点变化时也适用,但是算法在处理时间上不令人满意,因此下一步工作将集中于加快算法速度的研究。

#### 参 考 文 献

1 João Maciel, João Costeira. Robust point correspondence by concave minimization[A]. In: Proceedings of the 11th BMVC

[C]. Bristol, UK, 2000:626~635.

- 2 Dufournaud Y, Schmid C, Horaud R. Matching images with different resolutions[A]. In: Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Hilton Head Island, South Carolina, USA, 2000:612~618.
- 3 Mikolajczyk K, Schmid C. Indexing based on scale invariant interest points [A]. In: Proceedings of the 8th International Conference on Computer Vision[C], Vancouver, BC, Canada, 2001:525~531.
- 4 Mohanna F, Mokhtarian F. Performance evaluation of corner detection algorithms under similarity and affine transforms[A]. In: British Machine Vision Conference [C], Manchester, UK, 2001:353~362.
- 5 Lindeberg T, Garding J. Shape-adapted smoothing in estimation of 3-D shape cues from affine deformations of local 2-D brightness structure[J]. Image and Vision Computing, 1997, 15 (6):415~434.
- 6 Gouet V, Montesinos P, Pel D. A fast matching method for color uncalibrated images using differential invariants[A]. In: British Machine Vision Conference [C], Southampton, UK, 1998:367~376.
- 7 Reddy B S, Chatterji B N. An FFT-based technique for translation, rotation and scale-invariant image registration[J]. Image Processing, 1996, 5(8):1266~1271.
- 8 Zhang Zhengyou, Deriche Rachid, Faugeras Olivier, et al. A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry[J]. Artificial Intelligence, 1995, 78(1):87~119.



**孙向军** 1972年生,2001年获陆军指挥学院作战模拟专业硕士学位,现为南京理工大学计算机科学与技术专业博士研究生,工程师。主要研究领域是计算机仿真与可视化技术。



**曹立鑫** 1974年生,1996年获辽宁石油化工大学自动控制专业学士学位,现为南京理工大学计算机科学与技术专业博士研究生。主要研究领域是可视化技术与信息安全。



**刘凤玉** 1943年生,教授,博士生导师,1964年毕业于南京大学数理逻辑专业。主要研究领域信息安全与可视化技术。