

自适应窗口仿射最小二乘匹配方法*

朱遵尚¹, 朱肇昆¹, 陈圣义¹, 郭金虎², 张小虎¹

(1. 国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南长沙 410073;
2. 92853 部队, 辽宁 兴城 125106)

摘要:为了解决仿射最小二乘匹配方法在未知初始参数条件下无法自适应选择匹配窗口的问题,提出了一种基于局部形状估计的自适应窗口最小二乘匹配方法。利用 LOG (Laplacian of Gaussian) 算子检测特征点以及特征点所在的尺度;在特征点邻域内根据特征尺度计算局部二阶矩矩阵,用二阶矩矩阵估计特征点局部的形状特征;根据特征点局部的形状自适应选择初始匹配窗口进行仿射最小二乘迭代。实验结果表明,该方法在较大仿射变形下能够准确的选择有效匹配区域,避免因窗口内容差异造成的迭代不收敛问题。

关键词:最小二乘匹配;形状估计;LOG 算子

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2013)04-0046-05

An adaptive window affine least squares matching method

ZHU Zunshang¹, ZHU Zhaokun¹, CHEN Shengyi¹, GUO Jinhui², ZHANG Xiaohu¹

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. No. 92853 Troop, Xingcheng 125106, China)

Abstract: Due to the affine least squares matching method is unable to select the matching window adaptively without the initial parameter, an adaptive window least squares matching method based on local shape estimation was proposed. First, LOG (Laplacian of Gaussian) detector was used to detect feature points and characteristic scale; second, the second-order moment matrix in the neighborhood of feature points according to the characteristic scale was calculated; finally, the local shape estimation was applied to the adaptive selection of the initial matching window for affine iterative least squares method. The experiment results show that, the method can accurately select effective matching area under the larger affine deformation, avoiding iterative convergence problem caused by the window content differences.

Key words: least squares matching; shape estimation; LOG detector

在立体视觉、三维重建和视觉导航中,图像配准是建立多视图空间对应关系的必要基础。不同的成像角度,以及场景中深度变化时,图像灰度和几何上会存在复杂的变化。研究和解决这类图像的配准问题一直是计算机视觉领域的难点和热点之一。

目前图像配准的方法大致可以分为两类:基于灰度和基于特征的方法。基于灰度的配准方法,其原理是通过比较两幅图像中像素点灰度的相似性完成配准。此类方法配准精度高,可以达到亚像素级,但对于视角、灰度、结构变化大的图像不易选择合理的相关窗口,导致匹配精度下降;基于特征的配准方法,其原理是通过提取图像的特征(角点、边缘、或者其他描述子等),直接对特征进行匹配,进而完成图像配准。

在大多数三维重建和立体匹配中,基于特征

匹配的方法通常采用 SIFT^[1] 图像配准作为最初始的配准,进而去求解单应或基本矩阵。近来在不变特征方面取得了较大的发展,如 MSER^[2]。进一步形成了关于某类变换具有协变能力的特征描述。Baumberg^[3]提取了不同尺度的 Harris 角点,并用 Lindeberg 的局部二阶矩方法^[4]迭代更新局部区域形状。Hessian Affine 和 Harris Affine^[5]通过计算邻域二阶矩矩阵,并以二阶矩矩阵的平方根作为变换矩阵将特征点邻域进行逆变换,得到仿射不变的区域。在特征匹配描述子方面,考虑到特征描述的计算效率和稳定性,近年来涌现了大量的新型描述子,如基于灰度顺序的描述子和基于二值编码的描述子。如 Heikkila 等在 SIFT 框架下融合了 LBP (Local Binary Pattern) 方法^[6], Calonder 等的 BRIEF 算子^[7],以及进一步融合了生物视觉的 FREAK^[8]等。这一类方法在速度和和

* 收稿日期:2012-11-05

基金项目:国家重点基础研究发展计划项目(2013CB733100)

作者简介:朱遵尚(1986—),男,安徽六安人,博士研究生,E-mail: zzs2623@yahoo.com.cn;

张小虎(通信作者),男,研究员,博士,博士生导师,E-mail: zhangxiaohu@vip.163.com

效率上具有较强的优势,但算法不具备仿射不变性,相似性度量只涉及描述子的距离,没有考虑特征点的位置及邻域的灰度相关性,对灰度变化较大的两幅图像配准误差较大,在大视角情况下算法性能下降明显。

基于灰度的配准方法经典的方法是 Ackermann 提出的最小二乘法影像匹配方法 (Least Squares Matching, LSM)^[9],该方法充分利用了影像窗口内的信息进行平差计算,可以达到 1/10 甚至 1/100 像素的匹配精度,是进行高精度配准的较佳方法。但是对于图像尺度变换大、视角变化大的图像来说,该方法无法获得初始点的尺度以及方向等信息,在选取匹配区域时不能有效的对应,从而造成算法的不收敛,导致匹配错误。张小虎^[10]提出了一种根据目标形状加权的最小二乘匹配运动目标跟踪算法,通过目标形状信息降低跟踪窗口中背景点对最小二乘匹配的影响,提高了算法的精度和抗噪声干扰能力。大多数情况下,最小二乘匹配方法依赖于单应或者基本矩阵引导的匹配,作为提高匹配精度的一种方法。

本文利用 LOG 算子检测特征点以及特征点所在的尺度;其次在特征点所在的特征尺度和邻域上计算局部的二阶矩矩阵来描述特征点邻域的形状特征;最后根据特征点区域的形状自适应选择初始匹配窗口以及初始仿射变换参数进行迭代得到精确的配准。

1 基于局部形状描述的自适应窗口选择

针对以上基于特征和灰度匹配的优势和不足之处,本文首先根据 LOG 算子^[11]提取的特征点和特征点所在的尺度信息,在该特征点的尺度上计算特征点邻域的灰度二阶矩矩阵,通过二阶矩矩阵的特征值和特征方向估计特征点的形状参数;进而利用两对特征点的形状描述计算初始仿射参数,在初始参数的引导下进行匹配区域选择和基于区域灰度的最小二乘迭代匹配,最终获得区域的变换参数和相关系数,并确认是否匹配。

LOG 提取的是特征稳定的点,视角、光照的变换对于这类点的影响较为一致,而且较多情况下这些点的局部邻域可以近似为平面,因此具有较好的稳定性。此外,由于二阶矩矩阵是基于区域点的位置和结构信息获得的,与目标区域的灰度无关,因此,该方法对光照变换具有鲁棒性。

1.1 多尺度 LOG 算子

LOG 算子的基本实现是首先用高斯函数进

行平滑:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right] \quad (1)$$

对图像卷积得:

$$g(x, y) = f(x, y) * G(x, y) \quad (2)$$

其中 * 表示卷积运算符。第二步是用拉普拉斯算子,获取平滑图像的二阶方向导数图像 $M(x, y)$:

$$\begin{aligned} M(x, y) &= \nabla^2 g(x, y) = \nabla^2 \{G(x, y) * f(x, y)\} \\ &= \nabla^2 \{G(x, y)\} * f(x, y) \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $\nabla^2 \{G(x, y)\}$ 即为 LOG 算子,其表达式可写为:

$$\text{LOG}(x, y; \sigma) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{2\pi\sigma^6} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

LOG 算子为一个倒立的墨西哥草帽形。取 $\sigma = 1.0$ 时的 LOG 算子图形如图 1 所示。神经心理学研究证实它是对视网膜神经细胞感受域组织的一个良好近似,可看作由一个兴奋中心区和一个抑制周边区组成。

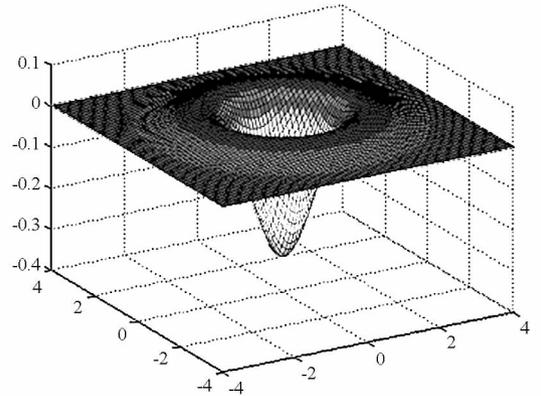


图 1 LOG 算子形状

Fig. 1 The shape of LOG detector

Lindeberg 等^[12]在分析图像特征基础上,提出了尺度空间理论。尺度空间理论论述了图像在不同尺度上所具有的特性,其中,最为重要的性质是尺度不变特性。图像的尺度空间定义为图像在不同分辨率上的表示,其产生方法为用不同尺度的高斯核函数和图像进行卷积: $L(\mathbf{x}, \delta) = G(\delta) * I(\mathbf{x})$, 其中 $I(\mathbf{x})$ 为图像, $\mathbf{x} = (x, y)$ 为图像坐标, $G(\delta)$ 为高斯算子, δ 为尺度参数。为了保证尺度不变性,即对于同一幅图像的不同尺度表示, $L(\mathbf{x}, \delta)$ 关于空间参数 \mathbf{x} 微分的幅值的极值不变,需要将 $L(\mathbf{x}, \delta)$ 的空间微分函数应根据相应的 δ 进行正则化,即:

$$D_{i_1 \dots i_m}(\mathbf{x}, \delta) = \delta^m G_{i_1 \dots i_m}(\delta) * I(\mathbf{x}) \quad (5)$$

根据以上理论,可以得到圆形正则化 LOG 算子:

$$|\delta^2 [L_{xx}(x, \delta) + L_{yy}(x, \delta)]| = \frac{x^2 + y^2 - 2\delta^2 e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\delta^2}}}{2\pi\delta^4} * I(x, y) \quad (6)$$

Lindeberg 认为图像局部结构的特征尺度 δ_c 为不同尺度的正则化 LOG 算子响应的局部极大值所对应的尺度。即对于圆形正则化后的 LOG 算子,用一组不同尺度的 LOG 算子对图像中目标做卷积,那么响应值最大的 LOG 算子尺度就对应了目标的尺度半径,如图 2 所示。

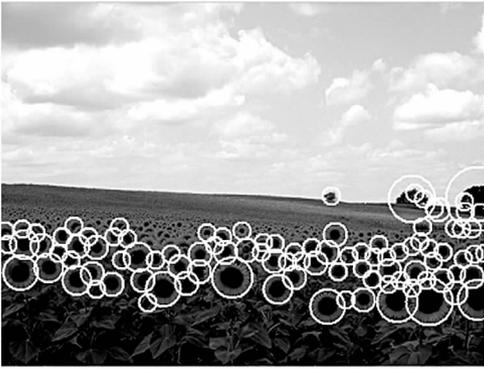


图 2 LOG 算子检测的目标特征尺度

Fig. 2 The characteristic scale detect by LOG detector

1.2 基于二阶矩阵的形状描述

Lindeberg 用二阶矩阵来估计特征点邻域的形状并证明了该特征点具有仿射不变性。本文利用 LOG 检测的尺度下的二阶矩阵估计的特征点邻域的形状特征,生成描述椭圆,通过归一化椭圆消除特征点区域的内各向异性,此外,还可以利用 SVD 分解方法求解对应特征点之间的初始变换参数。

在特征尺度下的局部二阶矩阵可以定义为:

$$\Sigma(x, y) = \mu(x, y, \sigma_I, \sigma_D) = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} \\ \mu_{21} & \mu_{22} \end{bmatrix} = \sigma_D^2 G(x, y, \sigma_I) * \begin{bmatrix} I_x(x, y, \sigma_D)^2 & I_x(x, y, \sigma_D)I_y(x, y, \sigma_D) \\ I_x(x, y, \sigma_D)I_y(x, y, \sigma_D) & I_y(x, y, \sigma_D)^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

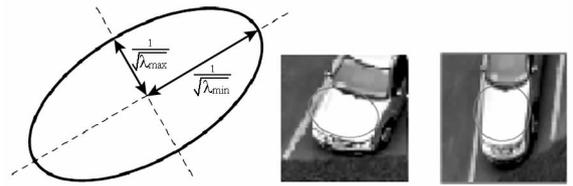
式中, $I(x, y)$ 表示图像的灰度, $G(x, y, \sigma_I)$ 表示尺度为 σ_I 的高斯核, $I_x(x, y), I_y(x, y)$ 是图像 $I(x, y)$ 的偏导数:

$$I_x(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} = I(x, y) * [-1 \ 0 \ 1]$$

$$I_y(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} = I(x, y) * [-1 \ 0 \ 1]^T \quad (8)$$

对于仿射变换情形下,二次项函数本质上是一个椭圆函数。椭圆的扁率和尺寸是由 $\Sigma(x, y)$ 的特征值 λ_1, λ_2 决定的,椭圆的方向是由

$\Sigma(x, y)$ 的特征矢量决定的。如图 3 所示。



(a) 椭圆和特征值 (b) 局部区域的归一化

图 3 特征点局部区域的归一化

Fig. 3 The local region normalization

利用二阶矩阵定义一个椭圆:

$$X^T \Sigma_1^{-1} X = const \quad (9)$$

则

$$Y^T \Sigma_2^{-1} Y = (AX)^T (A \Sigma_1 A^T)^{-1} (AX) = X^T A^T A^{-T} \Sigma_1^{-1} A^{-1} AX = X^T \Sigma_1^{-1} X \quad (10)$$

由此可以看出,如果两个区域对应的仿射变换矩阵为 A ,则由两个区域所形成的椭圆描述也可以由仿射变换得到,并且对于仿射变换矩阵也是 A 。

由于 Σ 为对称矩阵,则上面公式可以经过 SVD 分解得到

$$Y^T U_2^T D_2 V_2 Y = X^T A^T A^{-T} U_1^T D_1 V_1 A^{-1} AX = X^T U_1^T D_1 V_1 X \quad (11)$$

由于 D_1, D_2 也为对称阵,所以:

$$A = U_2^{-1} D_1^{1/2} D_2^{-1/2} V_1 \quad (12)$$

1.3 仿射最小二乘迭代

由于光照、视角的变化,特征点提取算法提取的特征点在空间中并不能完全对应,因此仅仅利用特征描述进行匹配不能取得较好的精度,进一步需要修正特征点的位置。Harris-Affine 和 Hessian-Affine 利用局部仿射不变性区域实现特征点的匹配,但是该方法只在特征点的根据局部二阶矩阵迭代获得仿射不变性区域,能够在一定程度上提高相关程度,但是当特征点位置不对应时,该方法仍然不能从根本上解决这一问题。本文算法中,在 LOG 算子特征尺度提取的基础上,利用二阶不变性特征描述的特征匹配提供的初值仿射参数和尺度参数作为最小二乘图像匹配(LSM)方法的迭代参数初值和匹配窗口支持域,通过特征点对之间的灰度差异来迭代修正仿射变换参数,从而确认特征点对匹配与否。

局部区域的图像变形可用仿射变换近似表示如下:

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_0 & a_1 & a_2 \\ b_0 & b_1 & b_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中 $(x, y), (x_2, y_2)$ 分别为第一幅图像与第二幅图像的坐标, $a_0, a_1, a_2, b_0, b_1, b_2$ 为几何畸变参数。

综合考虑随机误差、灰度畸变与几何畸变,则待匹配两图之间的灰度分布关系可用式(13)所示模型近似表示:

$$g_1(x, y) + n_1(x, y) = n_2(x, y) + h_0 + h_1 g_2(a_0 + a_1 x + a_2 y, b_0 + b_1 x + b_2 y) \quad (14)$$

其中, h_0, h_1 为灰度线性畸变参数, n_1, n_2 为随机噪声, g_1, g_2 分别为基准图与当前图的灰度分布函数。

在式(14)表示的模型下,图像任一点 (x, y) 灰度误差为:

$$v = g_2 - g_1 = h_0 + h_1 g_2(a_0 + a_1 x + a_2 y, b_0 + b_1 x + b_2 y) - g_1 \quad (15)$$

将式(15)线性化后得到:

$$v = c_1 dh_0 + c_2 dh_1 + c_3 da_0 + c_4 da_1 + c_5 da_2 + c_6 db_0 + c_7 db_1 + c_8 db_2 - \Delta g \quad (16)$$

其中 $dh_0, dh_1, da_0 \cdots db_2$ 是待定的参数改正值,参数初值取为

$$[h_0, h_1, a_0, a_1, a_2, b_0, b_1, b_2] = [0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1], \Delta g = g_2(x_2, y_2) - g_1(x, y)$$

是灰度差,误差方程的系数为:

$$[c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_8] = \left[1, g_2, x \frac{\partial g_2}{\partial x}, y \frac{\partial g_2}{\partial x}, \frac{\partial g_2}{\partial x}, x \frac{\partial g_2}{\partial y}, y \frac{\partial g_2}{\partial y}, \frac{\partial g_2}{\partial y} \right] \quad (17)$$

对待匹配区域所有点统计灰度误差,根据最小二乘图像匹配(LSM)原理,最小化方程:

$$\sum vv = \min \quad (18)$$

方程是一个超定方程组, X 可以有常规的线性最小二乘求解,可以得到关于参数改正值 $dh_0, dh_1, da_0 \cdots db_2$ 的线性方程组,由此方程组解出 $dh_0, dh_1, da_0 \cdots db_2$,最终可以得到 h_0, h_1 和 $a_0, a_1, a_2, b_0, b_1, b_2$ 的迭代解,并通过返回的相关系数确认匹配成功与否。

2 实验结果分析

为了验证算法对较大仿射变换下的匹配性能,我们采用了一系列的仿真和实验对算法进行验证。

2.1 仿真数据实验

首先,我们看目标在旋转、缩放、仿射条件下的算法效果。图4显示了算法对仿真目标图像的形状估计和匹配相关系数。

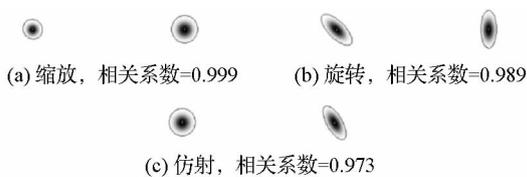


图4 仿真图像测试

Fig. 4 Test for synthetic image

2.2 真实场景图像效果

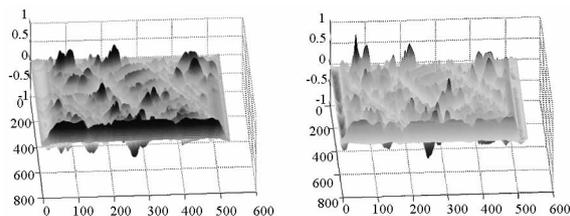
为了证明本文的方法中自适应选择匹配窗口在匹配中的意义,在图5中,对于LOG算子检测到的特征点,我们分别采用了固定的矩形窗口和自适应窗口进行最小二乘匹配。在形状估计的信息引导下,灰度匹配窗选择准确,相关系数的尖峰明显,并且迭代迅速收敛。



(a)固定窗口, 相关系数=0.789



(b)自适应窗口, 相关系数=0.937



(c)固定窗口的相关系数 (d)自适应窗口的相关系数

图5 不同窗口下的最小二乘匹配效果

Fig. 5 LSM results with different match window

为了验证本文的方法不仅能够处理平面场景,而且能够处理一定程度的立体场景。我们对一组不同视角下图像进行测试。图6显示了物体上不同深度的特征点都能够很好地匹配正确。

本文方法同样可以对Harris-affine提取的角点进行最小二乘匹配,我们在Harris-affine提取的角点和尺度信息基础上,得到如下的结果,如图7所示。

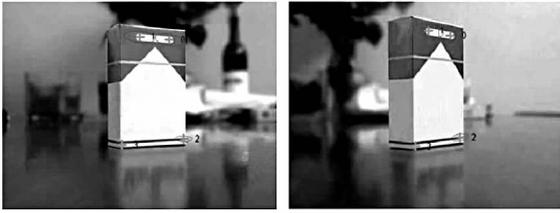


图 6 具有一定透视变换下的匹配效果

Fig. 6 The match result of real scene images with perspective transformation

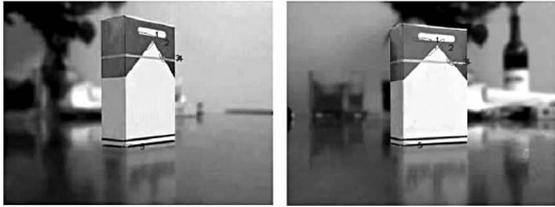


图 7 Harris-Affine 角点的匹配效果

Fig. 7 The match result of Harris-Affine corners

3 结论

本文提出了一种基于局部形状描述的仿射最小二乘匹配方法,在 LOG 特征提取的特征点和特征尺度基础上,利用特征点邻域内计算二阶矩矩阵来估计特征点形状,并利用基于灰度的最小二乘迭代方法对特征点进行精确匹配。该算法不依赖于基本矩阵引导,在适应仿射和视角变换上具有更高适应性,在匹配精度上具有更高的准确性。不足之处存在两个方面:一是提取特征点的误差会影响二阶矩描述的准确性,当视角变化较大时提取的特征点不能保证一致性,导致匹配率降低;二是本文针对角点和亮点特征进行形状估计,对于图像中纹理不丰富区域,由于特征尺度检测较为困难,对本文算法的中的窗口尺度估计影响较大。这两个问题有待进一步解决。

参考文献 (References)

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60:91 - 110.
- [2] Matas J, Chum O, Urban M, et al. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(10):761 - 767.
- [3] Baumberg A. Reliable feature matching across widely separated views [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000, 1: 774 - 781.
- [4] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale and affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60:63 - 86.
- [5] Mikolajczyk K, Schmid C. An affine invariant interest point detector [C]//Proceedings of 7th European Conference on Computer Vision Copenhagen, 2002, 2350:128 - 142.
- [6] Heikkila M, Pietikainen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. Pattern Recognition, 2009, 42:425 - 436.
- [7] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: Binary robust independent elementary features [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2010, 6314:778 - 792.
- [8] Alahi A, Ortiz R, Vandergheynst P. FREAK: Fast Retina Keypoint [C] Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012, 510 - 517.
- [9] Ackermann F. Digital image correlation: Performance and potential application in photogrammetry [J]. The Photogrammetric Record, 1984, 11(64):429 - 439.
- [10] 张小虎,靶场图像运动目标检测与跟踪定位技术研究 [D].长沙:国防科学技术大学,2006:47 - 64.
ZHANG Xiaohu, Researches on moving target detection and tracking for images of shooting ranges[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006: 47 - 64. (in Chinese)
- [11] Lindeberg T. Junction detection with automatic selection of detection scales and localization scales [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, 1994, 1:924 - 928.
- [12] Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(2): 79 - 116.