DOI:10.19789/j.1004-9398.2015.03.015

基于 2D 单应矩阵约束的图像匹配方法

付 阳

(首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室,北京 100048)

摘 要

针对目前普通图像匹配不精确的问题,用 2D 射影变换的单应矩阵约束估计算法和尺度不变特征变换(SIFT)算法结合,提出了一种适应性强,图像匹配精度高的图像匹配算法. 首先对图像进行 SIFT 特征提取,在不同的尺度空间下提取特征角点,建立对应数据库. 再对特征数据库进行初始化单应矩阵估计,剔除野值点后再用 L-M(Levenberg-Marquardt)算法约束对单应矩阵继续估计,直到求出最优化的单应矩阵,最终根据优化单应矩阵生成内点数据库.

关键词: 射影变换,SIFT,单应矩阵,L-M 约束,估计.
中图分类号: P208

0 引 言

图像匹配是计算机视觉和数字图像处理的重要组成部分,广泛地应用于遥感图像分析、医学图像、目标识别、图像融合、图像检索等领域. 应用图像匹配策略可以迅速的从连续像对间找到对应关系,有利于图像的判别. 图像匹配策略有很多,有基于区域的匹配方法,基于特征的匹配方法,基于模型的匹配和基于变换的匹配等. 本文应用的是基于特征的匹配策略,此方法不用先验的信息,只需要两张连续的像对. 所需信息量小,有较高的对应精度,有较成熟的 SIFT 算子提取算法,点特征匹配效果较好.

常用的点特征提取算法有很多,比如 Harris 角点检测算子具有旋转不变等优点,但是它对噪声,尺度比较敏感,很不稳定,再加上提取的角点是像素级别的,因此具有较差的匹配精度. 而本文应用的 SIFT 算子可以把图像信息转换为与局部特征相关的尺度不变坐标,因而可以使两张图像在一定角度,大小不一,甚至明亮不一样的情况下提取特征具有不变的局部特征.

本文提出了在 SIFT 角点特征提取的基础上再进行单应约束,从而达到高匹配精度. 单纯的 SIFT 算法也能实现匹配策略,但由于角点的局部检索会出现匹配错误,这里提出一种基于单应矩阵的全局的匹配约束算法,实现图像匹配的精确配准.

收稿日期: 2013-07-08

1 SIFT 特征提取算法

1.1 尺度空间的极值检测

为了更加准确的确定关键点的位置信息,Lowe 提出使高斯差分函数 DOG(Different Of Gaussian)与图像进行卷积:

$$\begin{aligned} D(x,y,\sigma) &= (G(-x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) \\ &= L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \end{aligned} \quad (1)$$

式 1 即为 DOG 算子.

原始图像与不同尺度因子的高斯函数不断进行卷积,生成一系列的图像,并且生成的这一组图像作为金字塔影像的第一层. 将尺度空间的每一组分成 s 层,在生成 s + 3 幅影像才能使得最后检测到的极值覆盖所有的组的影像. 最后在差分金字塔上探测极值点.

1.2 对极值点进行精确定位

这一步主要是根据极值点的曲率特点进行的. 我们计算主曲率的时候可以在关键点所在的位置和尺度通过一个 2 × 2 的 Hessian 矩阵 H 求出:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{yx} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 D 为导数. 再根据

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta$$
$$Det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})2 = \alpha\beta$$
$$\alpha = \gamma\beta$$
$$\frac{(trH)^2}{\det H} > \frac{(\gamma+1)^2}{\gamma}(\gamma = 10) \quad (3)$$

公式 3,判定公式是否成立,若成立判定为对应点,否则被剔除.

1.3 确定关键点主方向

这一步主要是针对旋转不变的. 为局部图像特征每一个关键点确定一个主方向,对关键点的描述就可以加入这个方向信息,而且有了方向后,这个方向信息也不会变,因此,增强了图像的旋转不变性.

下面这个式子是梯度大小和方向,事实证明,其结果比较稳定:

$$m(x,y) = \sqrt{L_1^2 + L_2^2}$$
$$\theta(x,y) = \arctan\frac{L_1}{L_2}$$
$$L_1 = L(x+1,y) - L(x-1,y)$$
$$L_2 = L(x,y+1) - L(x,y-1) \quad (4)$$

在确定了主方向以后图像上的关键点都已经确定,而且我们也获得了每个关键点位置、尺度及方向信息.

1.4 关键点描述

这一步要为前面获得的参数建立描述符,为关键点建立 128 维向量,其中选择关键点周围的 16 个点,每个点有 8 个方向信息.

1.5 关键点匹配

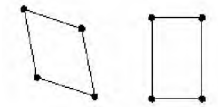
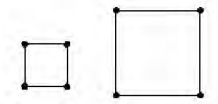
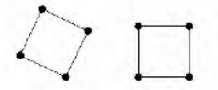
两幅影像的 SIFT 特征向量都生成后,分别对模板和实时图建立关键点的描述子几何,然后利用穷举法进行匹配,匹配具有相似描述子的特征点. 生成匹配点数据库.

2 单应的自动解算

2.1 射影变换与单应矩阵

在多视图几何中,平面变换可分为欧式变换(3dof),相似变换(4dof),仿射变换(6dof),射影变换(8dof),关于他们的区别可以参考表 1.

表 1 平面变换的几种不变性质

群	矩阵	失真	不变性质
射影(8dof)	$\begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix}$		共点,共线,相交
仿射(6dof)	$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & t_x \\ a_{21} & a_{22} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$		平行,面积比,无穷远线
相似(4dof)	$\begin{bmatrix} sr_{11} & sr_{12} & t_x \\ sr_{21} & sr_{22} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$		长度比,夹角,虚原点
欧式(3dof)	$\begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$		长度,面积

可以看出,射影变换是对所有平面变换的一般性约束,应用射影变换,可以实现对两幅匹配像对的几何进行变换. 所应用的变换矩阵就叫做单应矩阵,具有 8 个自由度. 通过至少四组点就能对矩阵实现绝对约束. 基本公式为:

$$xH = x' \quad (5)$$

2.2 直接线性变换(DLT)算法

根据公式 2-1,三维矢量 x' 和 Hx 不一定相等,却有着相同的方向,得到 $x' \times Hx = 0$. 经过公式推导得到

$$\begin{bmatrix} 0 & -w'_i x_i^T & y'_i x_i^T \\ w'_i x_i^T & 0^T & -x'_i x_i^T \end{bmatrix}\begin{bmatrix} h^1 \\ h^2 \\ h^3 \end{bmatrix} = 0 \quad (6)$$

它可以写成 $A_i h = 0$. 之所以会出现 A_i 中没有第三列的情形是因为这三行仅有两行是线性独立的.

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

DLT 算法简述:

(1) 给出 n(≥4) 组 2D 到 2D 点对应{ $x_i \leftrightarrow x'_i$ }.

(2) 由公式 6 计算矩阵 A_i, 组成一个 2n × 9 的矩阵 A.

(3) 求 A 的 SVD(奇异值分解), 如果 $A = UDV^T$, 且 D 为对角矩阵具有正对角元素并沿着对角线按降序排列,那么 h 便是 V 的最后一列.

(4) 矩阵 H 由 h 按公式 6 确定.

2.3　H 矩阵的初始估计

算法的输入仅仅是图像,而不需要其他先验信息,而输出的是单应矩阵和一组对应的兴趣点.

(1) 兴趣点: 由 SIFT 算法计算像对的对应点,并且建立匹配集合.

(2) RANSAC 鲁棒估计:

(a) 从样本中随机选取四组对应点应用 DLT 算法得到初始矩阵 H.

(b) 用 H 计算所有样本,计算残差的欧式距离 $d = \sqrt{(xH)^2 - x'^2}$.

(c) 假设样本残差的值满足正态分布,取其 95% 作为内点值,不满足条件的设为野值.

(3) 重新采样,当满足采样数 n > N(理论采样数) 时,停止迭代. N 的选取根据野值的比率,应用公式

$$N = \log(1 - p) / \log(1 - (1 - \varepsilon)^s)$$

确定,其中 ε 为野值比率,初始的 ε 为最差的情况 50%,然后根据采样野值的比率自适应的减少. 最后选择内值点最多的一组数据作为标准采样数据,剔除野值点,完成初始的单应估计.

3　Levenberg-Marquardt 迭代估计

L-M 算法是对牛顿迭代方法的改进. 正规方程 $N\Delta = J^T J\Delta = J^T\varepsilon$ 被增量方程 $N'\Delta = J^T\varepsilon$ 替代,其中 $N'_{ii} = (1 + \lambda) N_{ii}$. 开始设初值 λ 为 0.001,如果通过解增量正规方程得到的 Δ 值导致误差减少,那么该增量被接受并在下一次迭代之前将 λ 除以 10,反之,如果 Δ 值导致误差增加,那么将 λ 乘以 10 并重解增量方程.

应用到本文中具体的算法为:

(1) 式 5 不是线性的,H 中的 9 个参数需要先进行泰勒展开,求出其雅克比矩阵,通过计算可得

$$A = \partial\tilde{x}/\partial h = \frac{1}{w'}\begin{pmatrix} x^T & \cdots & 0 & \cdots & -\tilde{x}'x^T \\ 0 & & x^T & & -\tilde{y}'x^T \end{pmatrix} \quad (7)$$

(2) 这样就得到基本的 L-M 迭代公式

$$A\Delta = \varepsilon \quad (8)$$

(3) 根据 L-M 算法的一般约束规则, λ 初始值设为 0.001,当 λ 被约束到 0.000 000 1 时,停止迭代,得到最优化的单应矩阵 H.

(4) 再根据优化矩阵 H,计算 d,并去除匹配点残差像素欧式距离大于 1 的匹配点. 完成了最优匹配.

4　实验效果

实验用原始图像如图 1 所示,首先对图 1 的两幅图像分别进行 SIFT 特征点提取,图 2 找到了 4059 个角点,图 3 找到了 506 个角点. 然后用 SIFT 的 128 维向量匹配,得到了初始匹配角点 117 对,如图 4. 而在这些匹配角点中,可以明显发现到匹配错误的点. 用单应矩阵的鲁棒算法 RANSAC 初始约束后,可以看到,明显匹配的错误点没有了,得到 112 对匹配点,红颜色的连线为误配线,如图 5. 应用 L-M 算法约束的示意图如图 6 所示,最终约束的估计值和测量值不超过 1 个像素. 再用 L-M 算法对 H 矩阵进行约束后,得到最优的匹配解,如图 7 所示,最终严格匹配的角点数为 97,黄色的线为匹配优化的线对.



图 1　原始图像

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



角点个数=4 059

图 2　应用 SIFT 找到 4059 个角点(红色标记为角点提取处)



角点个数=506

图 3　应用 SIFT 找到 506 个角点(红色标记为角点提取处)

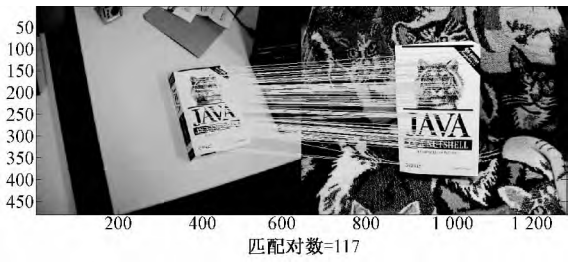


图 4　未进行 SIFT 约束的角点匹配,找到 117 对匹配值

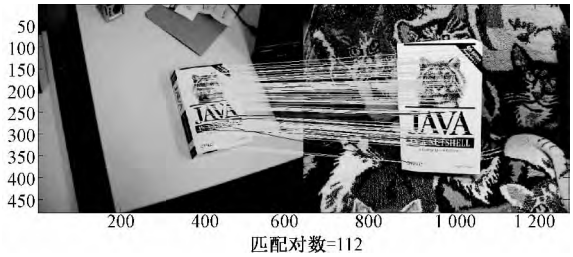


图 5　初始单应约束(红线为匹配错误的野值)

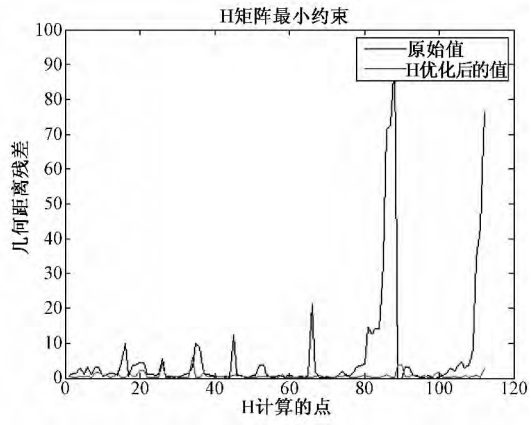


图 6　H 约束前后几何距离对比

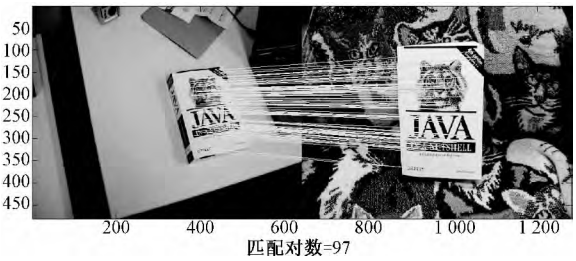


图 7　黄线为 L－M 约束的内点,绿线为约束外的点

5　结　论

本文应用单应矩阵和 L-M 算法对 SIFT 检测算子进行约束,提出了像对间的变换符合一般的射影变换. 进行匹配实验后,发现实验效果良好,实现了对图像匹配的严格约束. 但实验中发现随机采样过程中如果采样次数过少或者野值过多会影响实验结果,在实际应用中,如果能产生稳定的匹配值,也可应用于摄像机标定,以及特征追踪和模式识别等领域,并且前景广阔.

参　考　文　献

[1]　Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision,2004,

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

60(2):91 – 110.
[2] S. Carlsson and D. Weinshall. Dual computation of projective shape and camera positions from multiple images. International Joural of Computer Vision,1998,in Press.
[3] David Capel. An effective bail-out test for RANSAC consensus scoring. In Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC), September, 2005.
[4] Ondrej Chum and Jiri Matas. Optimal randomized ransac. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008,30(8):1472 – 1482.
[5] 张雪波,方泳纯,马博军. 基于单应矩阵的摄像机标定方法及应用[J]. 控制工程,2010,17(2): 248 – 251.
[6] 付海洋,牛连强,刘守琳. 一种基于平面模板的单应矩阵求解方法[J]. 计算机技术与发展,2010,4:69 – 75
[7] 赵毅力. 基于特征点的单应鲁棒估计[J]. 电脑编程技巧与维护,2011,10:33 – 55

Image Matching Method Based on 2D Homography Matrix Constrain

Fu Yang

(Capital Normal University Resource,The Key Lab of 3D Information Acquisition Application,MOE,Beijing 100048)

Abstract

Aiming at the problem that ordinary image matching is not accurate, invariant feature transform (SIFT) algorithm is presented which is a strong adaptability and matching accuracy image matching algorithm by combining 2D projective transformation matrix estimation algorithm with scale invariant feature transform (SIFT) algorithm. First SIFT feature were extracted. Feature corners were extracted under different spatial scales, and then corresponding database were established. According to homography matrix, characteristic database matrix is estimated. After estimation the wild value points should be reoccupied and then applying L-M (Levenberg – Marquardt) constraints continue to the estimate the homography matrix, until finding out the optimization of it, finally according to the optimization of homography matrix the inner points can be generated.

Key words: Projective, transformation, SIFT, L-M, constraint matrix estimation.

(上接第 55 页)

column is made and applied in the fraction experiment in this paper. The column is assembled by the packing and thermal device, which is standard and easy to install. By contrast, the modified column has a better effect than Vigreux Column.

Key words: fraction, modified column, liquid mixture.

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net