基于角点检测与 SIFT 算法的快速匹配方法

陈长伟

(南京晓庄学院数学与信息技术学院 江苏 南京 211171)

摘要 针对复杂图像的快速匹配问题,提出一种新的基于 Shi-Tomasi 角点检测与 SIFT 算法的高精度快速匹配方法。该方法充分利用图像的角点特征、灰度和位置信息,采用 SIFT 算法中的特征描述方法进行图像特征描述,并用 Ransac 算法对匹配点进行校正和消除错误匹配,提高计算速度和可靠性。实验结果验证了该算法对于存在较大色差、形变等图像可实现精确快速匹配,其精度和速度都优于传统的匹配算法。

关键词 角点检测 特征提取 特征匹配 Ransac 算法

中图分类号 TP212.9

文献标识码 A

DOI:10.3969/j. issn. 1000-386x. 2014.07.054

A FAST MATCHING ALGORITHM BASED ON CORNER DETECTION AND SIFT ALGORITHM

Chen Changwei

(College of Mathematics and Information Technology, Nanjing Xiaozhuang University, Nanjing 211171, Jiangsu, China)

Abstract For fast matching of complicated images, a new fast matching algorithm with high accuracy based on Shi-Tomasi corner detection and SIFT algorithm is presented in this paper. It makes full use of graphic point feature, gray-level and location information, adopts the feature description method in SIFT algorithm to carry out image's feature description. Moreover, RANSAC method is used to correct the matching points and to remove false matching. These make it faster and more reliable in computation. Experimental results show that the algorithm can realise accurate and fast matching of the images with higher chromatic aberration or deformation, its precision and running speed all outperform the traditional matching algorithms.

Keywords Corner detection Feature extraction Feature matching Ransac algorithm

0 引言

图像配准[1] 就是将两幅或多幅图像进行匹配、叠加的过 程,即同一目标的两幅或者多幅图像在空间上的对准,它已被广 泛地应用于遥感数据分析、计算机视觉、图像处理等领域。配准 基于图像的特征基础,所以特征点的提取和匹配特别是匹配的 精确度对于图像配准的结果显得尤为重要。图像特征点的匹配 方法有很多种,一般可归纳为基于灰度的配准方法和基于特征 的配准方法。常用的基于灰度的配准方法主要有:不变矩 法[2,3]、频域相关法、空间相关法等。基于灰度的图像配准[4]方 法具有精度高的优点,但也存在以下缺点:对图像的灰度变化非 常敏感,一旦有非线性的光照变化,算法的性能会大大的降低; 计算复杂度高和计算量大;对目标图像的旋转和形变很敏感,一 般在全景图拼接时不采用这些方法。基于特征的图像匹配包含 特征提取和特征匹配两个方面。特征提取一般选取特征的点、 线与区域。特征匹配一般采用相关度来度量,再加上引入小波 变换、神经网络和遗传算法等新的数学方法,进一步提高了图像 配准的运算速度和精度。基于特征的图像配准的优点主要体现 在以下三方面:图像的特征点比图像的像素点要少很多,这样会 大大降低计算量;特征点的提取过程很大程度减少噪声的影响,对图像的灰度变化及形变都有很好的适应能力;特征点的匹配度量值对位置的变化比较敏感,这样有助于提高匹配的精度和鲁棒性。特征点的提取已经有很多成熟的算法,如 HARRIS 算法、SUSAN^[5]算法、Shi-Tomasi^[6]算法。

本文算法主要思想:首先用 Shi-Tomasi 算子检测得到待匹配的角点集合,随后采用 SIFT 算法中的特征描述方法进行图像特征描述将图像特征点划分为多对多匹配对,然后进行 Ransac精匹配得到一对一的匹配对,最后利用匹配对算出变换矩阵进行全景图拼接。该算法可以有效地避免图像特征分布均匀时的 SIFT 匹配效率较低的问题。

1 Shi-Tomasi 算法

Shi-Tomasi 算法是 Harris 算法的改进:

Harris 定义的基础是图像灰度强度的二阶导数($\partial^2 x$, $\partial^2 y$, $\partial x \partial y$)矩阵,定义如下:

收稿日期:2013-01-27。国家青年基金项目(11101216)。陈长 伟,讲师,主研领域:无线传感器,模式识别。

$$H(p) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{bmatrix}$$
(1)

$$M(x,y) = \begin{bmatrix} \sum_{-K \leqslant i,j \leqslant K} w_{i,j} I_x^2(x+i,y+j) & \sum_{-K \leqslant i,j \leqslant K} w_{i,j} I_x(x+i,y+j) I_y(x+i,y+j) \\ \sum_{-K \leqslant i,j \leqslant K} w_{i,j} I_x(x+i,y+j) I_y(x+i,y+j) & \sum_{-K \leqslant i,j \leqslant K} w_{i,j} I_y^2(x+i,y+j) \end{bmatrix}$$
(2)

其中 $w_{x,y}$ 是可归一化的权重比例,通常用作产生圆形窗口或高斯权重。Harris 定义的角点位于图像二阶导数的自相关矩阵有两个最大特征值,在本质上表示以此为中心,周围存在至少两个不同方向的纹理。正如实际的角点由至少两个边缘相交于一点产生。采用二阶导数的原因是它对均匀梯度是无响应的。采用这个定义还有另外一个优点是被跟踪的物体在移动过程中也可能会旋转,找到同时对移动和旋转不变的量是很重要的。

Harris 最原始的定义是将矩阵 H(p) 的行列式值与 H(p) 的迹相减,再将差值同预先给定的阈值进行比较。后来 Shi 和 Tomasi 提出改进的方法,若两个特征值中较小的一个大于最小阈值,则会得到强角点。Shi 和 Tomasi 的方法较充分,且在很多情况下可得到比使用 Harris 方法更好的结果。

2 SIFT 算法

SIFT 算法由 D. G. Lowe^[10] 1999 年提出,2004 年完善总结^[11]。后来 Y. Ke^[12] 将其描述子部分用 PCA 代替直方图的方式对其进行改进,张羽等^[13]运用积分图像和积分直方图相结合的方法提高了算法运算速度,张春美改进方法^[14]则提高了算法的稳定性。

SIFT 特征点提取算法主要通过采用金字塔分层方式,把计算量相对大的工作在最初的步骤中完成,这样后续步骤的计算量可以被最小化,从而使 SIFT 总的计算量大幅下降。SIFT 方法能够提取图像中大量的特征点,这些特征点均匀分布于图像中。提取特征点数量的多少对物体识别非常重要,如在一个模糊背景下识别一个小物体至少需要 3 个特征点才能被正确匹配,所以 SIFT 方法在物体识别方面具有很大的作用。但 SIFT 算法存在特征匹配的匹配时间消耗大,且在图像特征点分布均匀的情况下匹配正确率低等问题。

2.1 SIFT 尺度空间

尺度空间方法的基本思想是:在视觉信息(图像信息)处理模型中引入一个被视为尺度的参数,通过连续变化尺度参数获得不同尺度下的视觉处理信息,然后综合这些信息以深入地挖掘图像的本质特征。尺度空间方法将传统的单尺度视觉信息处理技术纳入尺度不断变化的动态分析框架中,因此更容易获得图像的本质特征。

尺度空间的生成目的是模拟图像数据的多尺度特征。高斯 卷积核是实现尺度变换的唯一线性核,一副二维图像的尺度空 间定义为:

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y)$$
 (3)

其中 $G(x,y,\delta)$ 尺度可变高斯函数。

$$G(x,y,\sigma) = \frac{\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-(x^2+y^2)}}{2\sigma^2}$$
 (4)

其中(x,y)是空间坐标, δ 是尺度坐标。

相关矩阵,自相关矩阵定义如下:

对 Harris 角点,使用每点周围小窗口的二阶导数图像的自

为了有效地在尺度空间检测到稳定的特征点,采用高斯差分尺度空间(DOG scale-space)。利用不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成。

$$D(x,y,\sigma) = (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y)$$

= $L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma)$ (5)

DOG 算子计算简单,是尺度归一化的拉普拉斯高斯 LoG (Laplacian of Gaussian)算子^[12]的近似。

2.2 特征点方向分配

利用特征点邻域像素的梯度方向分布特性为每个特征点指定方向参数,使算子具备旋转不变性。

式(6)和式(7)为(x,y) 处梯度的模值和方向公式,其中 L 所用的尺度为每个特征点各自所在的尺度。在实际计算时,以特征点为中心的邻域窗口内采样,并用直方图方法统计邻域内像素的梯度方向。

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2}$$
 (6)

$$\theta(x,y) = \frac{\tan(2L(x,y+1) - L(x,y-1))}{L(x+1,y) - L(x-1,y)}$$
(7)

在梯度单元概率中,当存在另一个概率超过 80% 的单元时,则将这个方向认为是该特征点的辅方向。1 个特征点可能会被指定具有多个方向(1 个主方向、1 个以上辅方向),这可以增强检测点的鲁棒性。

图像的特征点检测完毕,每个特征点有三个信息:位置、所处尺度、方向。

3 RANSAC 算法角点精匹配

无论采用何种特征描述符和相似性判定度量,难以避免错误匹配。这步主要工作就是根据 RANSAC^[8]随机抽样一致性算法去除候选匹配点中的错配。RANSAC 为 Random Sample Consensus 的缩写,它是根据一组包含异常数据的样本数据集,计算出数据的数学模型参数,得到有效样本数据的算法。它于 1981年由 Fischler 和 Bolles 最先提出。

RANSAC 算法的基本假设是样本中包含正确数据 inliers (可被模型描述的数据),也包含异常数据 Outliers (偏离正常范围很远、无法适应数学模型的数据),这些异常数据可能是由于错误的测量、错误的假设、错误的计算等产生。同时 RANSAC 也假设,给定一组正确的数据,存在可以计算出符合这些数据的模型参数的方法。

本文使用的 RANSAC 算法基本思想描述如下:

- 考虑一个最小抽样集的势为n的模型(n 为初始化模型 参数所需的最小样本数)和一个样本集P,集合P的样本数 #(P) > n,从P中随机抽取包含n个样本的P的子集S初始化模型M;
- 余集 $SC = P \setminus S$ 中与模型 M 的误差小于某一设定阈值 t 的样本集以及 S 构成 S^* , S^* 认为是内点集,它们构成 S 的一致

集(Consensus Set);

- 若#(S^*) $\ge N$, 则得到正确的模型参数, 并利用集 S^* (内点 inliers) 采用最小二乘等方法重新计算新的模型 M^* ; 重新随机抽取新的 S, 重复以上过程;
- 在完成一定的抽样次数后,若为找到一致集则算法失败,否则选取抽样后得到的最大一致集判断内外点,算法结束。

4 实验及结果分析

采用本算法的实验步骤描述如下:

Step1 采用 Shi-Tomasi 算法对待匹配的两幅图像进行特征点检测;

Step2 对特征点建立 SIFT 特征向量;

Step3 对比两幅图像的特征描述值,确定匹配点。具体操作是:首先选取左图像中的某个特征点;然后找出其与右图像中欧氏距离最近的前两个特征点;再计算距离的最小值与最大值的比值,如果该值小于某个比例阈值,则接受这一对匹配点。降低该比例阈值,匹配点数会减少,但更加稳定;

Step4 利用 Ransac 算法精匹配得到一对一的匹配对;

Step5 利用获取的匹配点对计算变换矩阵,进而全景图拼接。

算法的流程图如1所示。

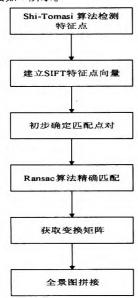


图 1 本文算法的流程图

图 2、图 3、图 4 为标准匹配图像,其中图 2 为 SIFT 算法实现匹配,图 3 为 SIFT + Harris 算法实现的匹配,采用文献[15]的方法,图 4 为本文的算法实现的匹配。

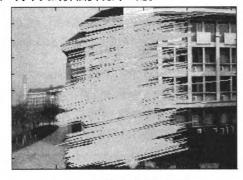


图 2 SIFT 算法的匹配结果

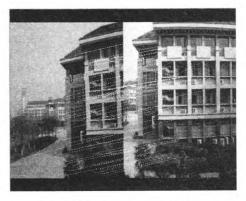


图 3 SIFT + Harris 算法的匹配结果



图 4 本文算法的匹配结果

我们对三种算法进行比较,分别计算匹配时间、检测到的匹配点对、正确匹配点对以及匹配率。由表1可知,本文算法利用Shi-Tomasi 算法只是计算特征角点,检测时间消耗较短,通过上述实验的匹配率可知本文算法匹配的精度相对较高。

表 1 三种算法的检测结果比较

类别 算法	匹配时间	检测到的 匹配点对	正确匹 配点对	匹配率
SIFT 算法	76.29 s	828	556	67.1%
SIFT + Harris 算法	33.07 s	104	72	69.2%
本文算法	21.53 s	216	152	70.4%

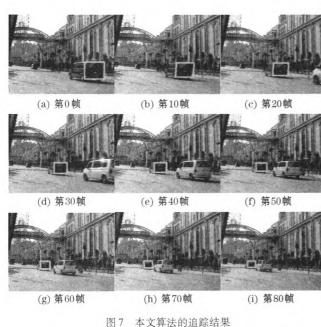
5 结 语

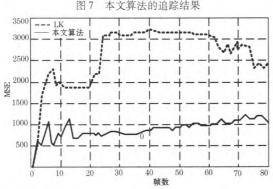
本文在整个匹配算法中不同阶段采取不同策略,从而缩短了运行时间;使用 Shi-Tomasi 角点检测与 SIFT 算法、RANSAC 算法,确保了计算精度,算法充分利用了图像的灰度信息和角点位置信息。实验表明本算法对于存在较大色差、形变等图像可实现精确快速匹配,其精度和速度都要优于传统的匹配算法,增加了算法的鲁棒性,不足之处是如何进一步提高运算速度和准确率。

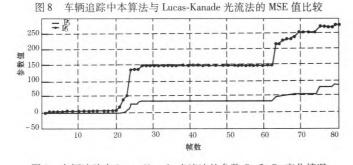
参考文献

- [1] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 北京:电子工业出版社,2009.
- [2] Papakostas G A, Karakasis E G, Koulouriotis D E. Novel moment invariants for improved classification performance in computer vision applications [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1):58-68.
- [3] Joviša unic Kaoru, Hirota, Paul L Rosin. A Hu moment invariant as a shape circularity measure [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1):47-57.

(下转第220页)







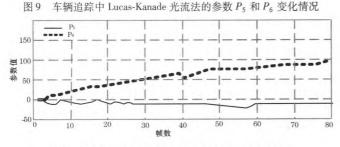


图 10 车辆追踪中本文算法的参数 P₅ 和 P₆ 变化情况

5 结 语

本文主要探讨 Lucas-Kanade 光流法用于物体追踪的稳定性,为改善追踪的精确度,在使用 Lucas-Kanade 光流法之前,先以 PSO 最优化进行估算,计算出一组参数,使传统 Lucas-Kanade 光流法在有效范围内计算出参数,避免产生发散或落入区域最小值的情况出现,从而达到更稳定的追踪效果。

参考文献

- [1] Lucas B, Kanade T. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision [C]// proc. of DARPA Image Understanding Workshop, 1981;121-130.
- [2] Matthews Iain, Ishikawa T, Baker S. The template update problem [J]. IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(6):810-815.
- [3] Dowson N, Bowden R. Mutual information for Lucas-Kanade tracking (MILK): an inverse compositional formulation [J]. IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30 (1):180 185.
- [4] Wang Kunpeng, Yang Gui. Robust Tracking Method with Drift Correction [C]//IEEE international Conference on Image Analysis and Signal Processing, Zhejiang, china, April 9-11, 2010;403 406.
- [5] 刘松林,牛照东,陈曾平,等. 基于加权 Lucas—Kanade 算法的目标 跟踪[J]. 光电工程,2011,38(8):67-72.
- [6] Eberhart R C, Kennedy J. A new Optimizer using particle swarm theory
 [C]//IEEE int. Symposium on Micro Machine and Human Science,
 Nagoya, Japan, 1995; 39 43.
- [7] 卢峰,高立群.基于改进粒子群算法的优化策略[J]. 东北大学学报:自然科学版,2011,32(9):1221-1224.
- [8] 唐忠. 粒子群算法惯性权重的研究[J]. 广西大学学报: 自然科学版,2009,34(5):640-644.

(上接第216页)

- [4] Goncalves H, Goncalves J A, Corte-Real L. HAIRIS: A Method for Automatic Image Registration Through Histogram-Based Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20 (3):776-789.
- [5] KyuYeol Chae, WonPyo Dong, ChangSung Jeong. SUSAN Window Based Cost Calculation for Fast Stereo Matching [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3802;947 - 952.
- [6] Shi J, Tomasi C. Good Features to Track[C]//Proceedings CVPR'94, Seattle, USA: Computer Vision and Pattern Recognition, 1994: 593 -600
- [7] 林学晶. 视频图像拼接技术研究[D]. 南京:南京理工大学,2005.
- [8] 汪华琴. 基于特征点匹配的图像拼接方法研究[D]. 武汉:华中师 范大学,2007.
- [9] 腾飞. 基于相对点矩的 SAR 图像匹配算法[J]. 电子设计工程, 2011,19(6):147-149.
- [10] Low e D G. Object recognition from local scale-invariant features [J].
 International Conference on Computer Vision, 1999; 1150 1157.
- [11] Miko lajczyk K, Schm id C. Scale and affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1):63-86.
- [12] Ke Y, Suk thankar R. PCA 2 S IFT: A more distinctive representation for local image descriptors [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2004, 6(2):506-513.
- [13] Zhang Yu, Zhu Dan, Wang Yuliang. Improved fast feature matching method of SIFT [J]. Microcomputer Information, 2008 (33): 220 – 222.
- [14] Zhang Chunmei, Gong Zhihui, Sun Lei. Improved SIFT feature applied in image matching[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(2):95-97.
- [15] 邱建国,张建国,李凯. 基于 Harris 与 Sift 算法的图像匹配方法 [J]. 测试技术学报,2009,23(3):271-274.