

改进的 RANSAC 匹配点提纯算法

介 军¹, 李智杰¹, 姚 鹏²

(1. 西安建筑科技大学信息与工程学院, 陕西 西安 710055;

2. 长庆油田分公司机械制造总厂, 陕西 西安 710201)

摘 要:针对在图像匹配中, 随机抽样一致性(RANSAC)算法对匹配点提纯存在计算量大、效率低的问题, 采用将基本矩阵作为模型参数估计对象的方法, 对 RANSAC 匹配点提纯算法进行了改进. 在改进的算法中, 运用 Bucket 分割技术抽取粗匹配点对, 进行两幅图像的检测角点和粗匹配, 利用视差梯度对匹配点样本预检验. 实验结果表明, 此方法在保证较高精度和鲁棒性的情况下, 运算量大幅度减少, 提高了图像匹配的速度.

关键词:角点检测; 图像匹配; 视差梯度; RANSAC

中图分类号: TP 391. 413

文献标志码: A

文章编号: 1006-7930(2013)06-0896-06

图像匹配是当前研究的热点问题之一, 也是计算机视觉领域中相关理论的基础. 在图像匹配的众多方法中, 目前应用最广泛、研究最多的方法是基于特征的匹配^[1]方法, 它根据原图像中特征趋于稳定、数量不是太多等具有明显标记的一些点、线、边缘等进行图像的匹配, 使得在处理过程中能尽可能的减小运算数据量, 具有较高的运算速度和效率, 且对图像灰度变化具有很强的适应性. 美中不足的是, 基于特征的匹配仍需要在不同图像中进行大量的遍历性匹配运算. 这样会使得匹配过程中存在计算量很大, 且精度不高的问题.

本文采用 Harris 算法提取不同角度的左右两幅图像的角点, 利用灰度归一化互相关对角点进行粗匹配, 然后基于改进的随机抽样一致性 (RANDOM SAMPLE CONSENSUS, RANSAC) 算法进行精匹配. 在改进的算法中, 使用反映两幅图像像素坐标关系的基本矩阵作为模型参数估计对象, 采用 Bucket 平面分割技术分块抽取粗匹配点对避免分布过于集中, 利用视差梯度对参与模型计算的粗匹配点样本预检验以减少不必要的模型验证, 在确保精度的前提下, 大大减少了计算量, 提高了运算速度.

1 角点提取和粗匹配

角点是指在至少两个方向上图像灰度变化均较大的点. 在实际的图像中, 角点可以是两条直线的交汇处或者图像轮廓的拐角点, 甚至是线段的末端等都可以称之为角点. 本文采用 Harris 算法检测角点, 采用使用最多的基于窗口的归一化互相关函数对角点粗匹配.

1.1 角点提取

Harris 算法^[3]定义的基础是如下定义的图像灰度强度的二阶导数矩阵:

$$M = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: I 为图像灰度强度; x 与 y 为图像像素点的横坐标和纵坐标. Harris 角点的响应函数为:

$$H = \lambda_1 \lambda_2 - k (\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (2)$$

其中 λ_1, λ_2 为矩阵为式(1)中 M 的两个特征值, 根据 Harris 建议, k 的取值为 0.04, 特征点就是此

函数的局部最大值.

1.2 粗匹配

角点粗匹配是利用角点附近的灰度信息,采用归一化互相关方法,对于左图像中每一个角点,建立一个局部匹配的准则.角点粗匹配计算其所有角点的归一化互相关系数.

归一化互相关函数定义如下:

$$C = \frac{\sum_{i=-k}^k \sum_{j=-l}^l [I(u+i, v+j) - \overline{I(u, v)}] \times [I'(u'+i, v'+j) - \overline{I'(u', v')}]}{\sqrt{\sum_{i=-k}^k \sum_{j=-l}^l [I(u+i, v+j) - \overline{I(u, v)}]^2} \times \sqrt{\sum_{i=-k}^k \sum_{j=-l}^l [I'(u'+i, v'+j) - \overline{I'(u', v')}]^2}} \quad (3)$$

公式中, k, l 是两个互相关窗口的宽度,一般取 $k=l$, $\overline{I(u, v)}$ 表示的是灰度平均值(以点 (u, v) 为中心).

计算结果为相关系数 C , C 取值越大,则证明角点相关程度越大,这里 C 的取值为: $-1 < C < 1$.

本文通过计算角点互相关匹配矩阵,来获取匹配点.查找原则为:遍历矩阵中的每一行数据,找出最大值,然后再找出该最大值所对应的一列,如果此最大值也是这一列的最大值,那么就可以确定这是一对匹配点.

互相关矩阵如表 1 所示,其中左侧为左图像中角点编号,右侧为右图像中角点编号.

表 1 角点互相关匹配矩阵

Tab. 1 Matching matrix of

左图像	右图像			
	1	2	...	n
1	-0.225	0.0212	...	0.216
2	0.203	0.0104	...	0.124
...
m	0.117	-0.0232	...	0.213

2 图像的精匹配

精匹配的目的就是消除粗匹配中的伪匹配点,目前比较有效而且通用的方法就是由 Fischler 和 Bolles 提出的 RANSAC 算法^[5],它对超过 50% 的伪匹配点仍然有效,是一种模型参数估计算法.但是该算法计算量大并且模型参数不稳定等因素导致了较低的匹配率,基于此问题,本文采取基于视差梯度和 Bucket 平面分割技术的 RANSAC 算法来估计基本矩阵,通过基本矩阵剔除伪匹配点,达到图像的精匹配.

2.1 基本矩阵及其估计

极几何的代数形式通常用基本矩阵表示,基本矩阵描述了一幅图像上的像素点与另一幅图像上对应极线之间关系,以及摄像机的内参数信息^[6],对极关系描述形式如式(4)所示:

$$m_i'^T F m_i = 0 \quad (4)$$

其中, F 是的 3×3 的基本矩阵, m_i 和 m_i' 是左右两幅图像的一对匹配点, $m_i = (x_i, y_i, 1)$, $m_i' = (x_i', y_i', 1)$ 是像素的齐次坐标形式来展示.

基本矩阵的估计方法有多种,典型的也是最常用的有 7 点法、8 点法和基于几何误差的非线性优化算法等等^[6],一般的方法就是以下的 8 点法,对于 m_i 和 m_i' ,按照式(4)可以展开为

$$x_i x_i' f_{11} + x_i' y_i f_{12} + x_i' f_{13} + y_i' x_i f_{21} + y_i' y_i f_{22} + y_i' f_{23} + x_i f_{31} + y_i f_{32} + f_{33} = 0 \quad (5)$$

用矢量 f 表示由 F 的元素组成并按行优先顺序排列的 9 维矢量,式(5)可以表示为一个矢量的内积

$$(x_i' x_i, x_i' y_i, x_i', y_i' x_i, y_i' y_i, y_i', x_i, y_i, 1) \mathbf{f} = 0 \quad (6)$$

如果有 n 组点对,可以得到如下的线性方程组:

$$\mathbf{A} \mathbf{f} = \begin{bmatrix} x_1' x_1 & x_1' y_1 & x_1' & y_1' x_1 & y_1' y_1 & y_1' & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n' x_n & x_n' y_n & x_n' & y_n' x_n & y_n' y_n & y_n' & x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} \mathbf{f} = 0 \quad (7)$$

根据矩阵描述的数据可以看出,假如矩阵 \mathbf{A} 的秩等于 8,那么就可以进行线性求解该方程组,并且存在惟一的解.然而在实际情况中,点的坐标含有一定的噪声,造成矩阵的秩在有些情况下不等于 8.对

矩阵 \mathbf{A} 进行最小二乘解,然后再进行分解,即 $\mathbf{A} = \mathbf{UDV}^T$, \mathbf{V} 的最后一列矢量,在 $\|\mathbf{f}\| = 1$ 且 $\|\mathbf{A}\mathbf{f}\|$ 的值最小的条件下,即为最小二乘解。

2.2 RANSAC 算法

RANSAC 算法是一种简单而巧妙的算法. RANSAC 算法的计算量由两部分组成^[7]: (1) 抽样选择和模型估计需要的时间; (2) 模型参数检验需要的时间。

RANSAC 算法可总结如下:

(1) 求出满足要求的最小抽样数 D : 根据计算模型参数需要的最小数据量 d 、数据错误率 ϵ 和置信概率 P , 利用式(8),

$$1 - (1 - (1 - \epsilon)^d)^D = P \quad (8)$$

(2) 计算参数化模型: 从原始数据 s 中随机选取一定量的数据点样本, 一般采用数据量为 d 作为标准。

(3) 计算当前模型的支撑点集: 使用原始数据作为参考, 对模型数据进行检验计算, 得到模型的支撑点的数量。

(4) 返回第(2)、(3)步, 重复进行计算 D 次, 找出最优模型。

(5) 根据第四步得到的最优模型, 获得其所对应得支撑点集合, 得到最终模型参数。

2.3 改进的 RANSAC 算法

从上文 RANSAC 算法描述来看, 算法还有可以改进优化之处. 可以从抽样选择以及模型参数验证这两个方面进行优化改进, 本文利用平面分割技术和视差梯度分别解决匹配点在空间上分布不均的问题和减少模型参数验证次数, 这样获得的模型参数更具有代表性。

从相关参考文献中视差梯度的定义^[8]得出结论: 在一幅图像中, 如果 p, q 和 p', q' 分别是两幅图像中两个相邻角点, 若角点 p, q 分别与角点 p', q' 匹配, 并且是相容的, 那么通过计算公式得出的视差梯度 G_d 应不大于 2; 否则, 两个角点就被认为是不匹配的. 视差梯度的公式为:

$$G_d = 2 \frac{\|(p' - p) - (q' - q)\|}{\|(p' - p) + (q' - q)\|} \quad (9)$$

其中, $\|\mathbf{P}\|$ 表示向量 \mathbf{P} 的模, (p', p) 和 (q', q) 分别是图像对应角点的坐标向量。

视差梯度区别于灰度相关的一般性质, 此种方法从另外一个角度来描述角点之间的匹配模式与方法, 从不同方面进行描述可以有效地弥补灰度相关的不足之处, 并做出改善。

在使用 RANSAC 方法进行模型参数估计的过程中, 如果在空间中使用的随机算法随机抽取点集有较大的聚合性, 经过计算得出的基础矩阵 F 将会有很差的稳定性, 最后得出的结果也会有较大的误差. 根据经验, 可以将图像平面进行网格划分, 这里本文采用 Buckets 平面分割技术^{[9][10]}形成若干个 Buckets 来减少误差, 用归于每个 Bucket 中的所有点的数目占总体点的数目比率的大小作为权值, 采用轮盘赌的方式, 不重复的选择点集, 能有效的解决点集分布过分集中的问题, 并且增强基础矩阵的准确性和稳定性。

改进的 RANSAC 算法描述:

(1) 根据图像所有角点性质, 利用归一化互相关方法建立 N 个粗匹配角点对。

(2) 根据角点在图像上的位置将匹配点对等大小的划分成 m 个不同的 Bucket, 计算权值, 统计并计算所有 Bucket 中的角点数 N_i , $i = 1, 2, 3, \dots, m$, 这样每个 Bucket 的权值为 $P_i = N_i/N$ 。

(3) 根据式(8)计算最小随机抽样数 D 。

(4) 根据每个 Bucket 的权值 P_i , 采用轮盘赌的选择方式抽取一个没有重复匹配点对的大小为 8 的样本。

(5) 设定阈值 $\max TD$, 如果计算所得样本中视差梯度总和, 若大于 $\max TD$, 转回第(4)步骤进行重新抽样; 否则, 继续执行下一步算法。

(6) 计算抽样基础矩阵 F_i , 利用 8 点算法。

(7) 将所有的初始匹配点对代入公式(5), 使得 $Y_i = m_i^T F_i m_i$, 如果 Y_i 的值在区间 $[a, b]$ 中, 记录统计点的数目 N_y , 以及所对应的角点, 重复第(4)~(7)步骤, 一直到完成 D 次随机抽样为止。

(8)根据 Y_i 累加值的平均值 $\sum Y_i/N_y$ 的大小确定基础矩阵模型参数.

(9)找出最优的基础矩阵模型参数所对应的匹配点对,利用这些匹配点对计算最终的基础矩阵,利用式(5),设定区间 (a', b') ,剔除误匹配点,达到精匹配.

3 实验结果

图1是 Harris 角点检测的结果,该图片是从牛津大学科学与工程系机器人研究组视觉几何分组相关网站获得,两副图像分辨率均为 600×600 ,属于灰度图像.其中,右图像检测到 125 个角点,左图像检测到 112 个角点.为了提高准确性,默认把距离图像边界小于 20 个像素的角点忽略不作统计.



图1 两副图像的角点检测结果

Fig. 1 The result of the detection of the corner points of the two images

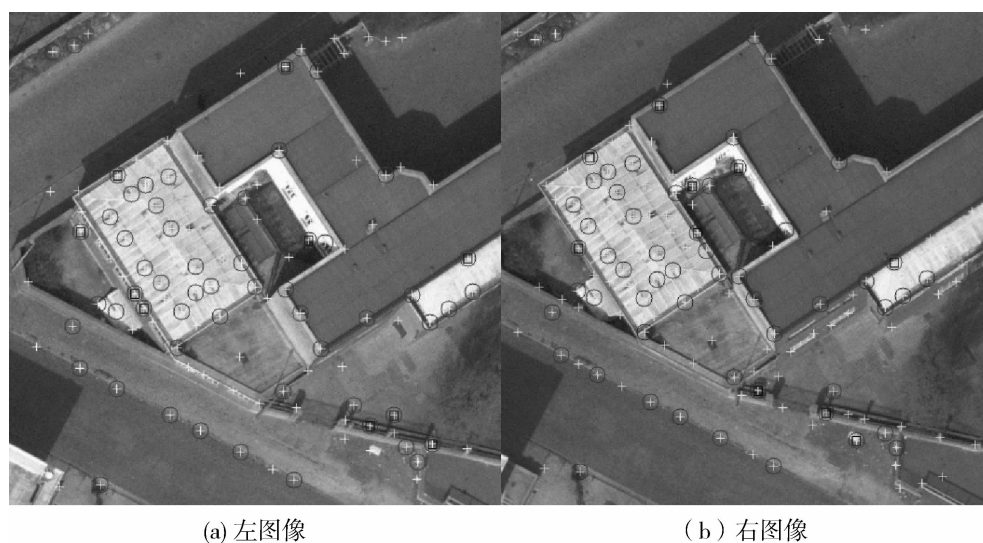


图2 两副图像的角点匹配结果

Fig. 2 The matching result of the corner points of the two images

下一步进行角点的粗匹配和精匹配.用归一化互相关进行粗匹配后,由表2可知,得到 58 对匹配点,用本文改进的算法进行精匹配后,找出了 10 对错误匹配点,最后得到 48 对精却的匹配点,相比较于原算法得到的 47 对精匹配点,本文所描述算法不但保持了原算法的精确度,而且所产生的极线平均距离差异很小.由于 Bucket 图像分割和视差梯度的运用,使得计算基本矩阵的匹配点对抽样相对稳定,参

与原始匹配点集的抽样数量大大减少,匹配的时间减少到 1.812s. 上文中图 2 显示了使用改进后的算法所得到的结果,图像中存在的粗匹配点用“○”标出,可以看到在“○”中标“□”符号,表示的是算法剔除的伪匹配点,将会被处理掉.

表 2 改进的算法与原算法时间的比较

Tab. 2 Comparison of time consumed with different algorithms

匹配相关算法	粗匹配角点对数	精匹配角点对数	匹配时间	极线距离/像素
RANSAC 算法	58	47	2.586s	0.230
改进 RANSAC 算法	58	48	1.812s	0.235

表 3 典型图像匹配比较

Tab. 3

图像名称	RANSAC 算法时间/s	改进 RANSAC 算法时间/s	极线距离差/像素
Tsukuba	4.054	2.635	0.013
Map	3.974	2.822	0.026
Aerial views II	5.796	4.057	0.031

为了检验本文算法的通用性,选用 3 组具有代表性的图像,将本文的算法与原 RANSAC 算法进行了对比,由表 3 可以看出,改进的算法在保持了精度的同时,提高了计算速度.同时,在最小抽样数一定的前提下,通过不同分辨率,不同场景的图片进行匹配,得出了在两种算法中粗匹配点数与匹配时间的关系,由图 3 可知,随着粗匹配点数的增加,两种算法的匹配时间都在增加,但是匹配时间差则越来越大,在粗匹配点较多时,改进算法的优势更为明显.

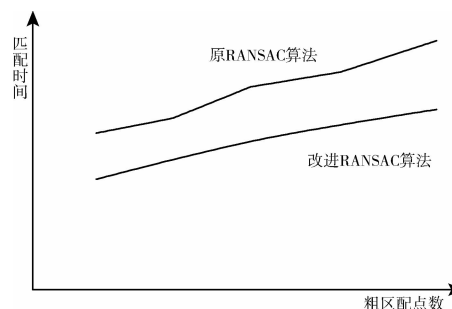


图 3 匹配点数与匹配时间关系图

Fig. 3 Diagram of the match points and the match time

4 结 论

针对 RANSAC 方法进行图像角点精匹配时速度慢、实时性差的问题,本文改进了 RANSAC 算法.在改进的算法中,以基本矩阵作为模型参数估计对象,采用 Bucket 图像分割技术分块抽取粗匹配点对,利用视差梯度对抽取的匹配点对预检验.实验证明,此方法在保证较高精度和鲁棒性的情况下,运算量大幅度减少,提高图像匹配的速度.

参考文献 References

- [1] ZHU Q, WU B, XU Z. Seed point selection method for triangle constrained image matching propagation [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(2): 207-211.
- [2] 曲天伟,安波,陈桂兰.改进的 RANSAC 算法在图像配准中的应用[J]. 计算机应用,2010, 30(7): 1849-1851. QU Tian-wei, AN Bo, CHEN Gui-lan. Application of improved RANSAC algorithm to image registration[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(7): 1849-1851.
- [3] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detection [J]. Image Vision Computing, 1998, 15(6): 121-127.
- [4] 徐玮.一种基于角点匹配的视图合成方法[J]. 系统仿真学报,2007,19(14):3263-3265. XU Wei. Corner Matching-based Approach of View Synthesis[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(14): 3263-3265.
- [5] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. CACM, 1981, 24(6):381-395.
- [6] HARTLEY R, ZISSERMAN A. Multiple View Geometry in Computer Vision [M]. 2nd ed. Cambridge University Press, 2003.

- ty, 2003.
- [7] 陈付幸,王润生. 基于预检验的快速随机抽样一致性算法[J]. 软件学报, 2005, 16(8): 1431-1437.
CHEN Fu-xing, WANG Run-sheng. Fast RANSAC with Preview Model Parameters Evaluation[J]. Journal of Software, 2005, 16(8): 1431-1437.
- [8] 马颂德,张正友. 计算机视觉[M]. 北京:科学出版社, 1998: 82-83.
MA Song-de, ZHANG Zheng-you. Computer vision[M]. Beijing: Science Press, 1998: 82-83.
- [9] CHOUKROUN A, CHARVILLAT V. Bucketing techniques in robust regression for computer vision[C]// In Proceedings of SCIA 2003 Lecture Notes in Computer Science, Halmsted Sweden, 2003, 2749: 609-616.
- [10] 黄以君,刘伟军. 基于 LQS 的基本矩阵计算方法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(10): 2069-2073.
HUANG Yi-jun, LIU Wei-jun. A Method for Fundamental Matrix Estimation Using LQS[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(10): 2069-2073.

Improved RANSAC algorithm of matched points purifying

JIE Jun¹, LI Zhi-jie¹, YAO Peng²

(1. School of Information and Control Engineering, Xi'an Univ. of Arch. & Tech., Xi'an 710055, China;
2. Changqing Oilfield Company, Machine Manufacture Plant, Xi'an 710201, China)

Abstract: Improvement has been made for RANSAC algorithm of matched points purifying in the image matching process by using fundamental matrix as object of model parameter in finding a solution to the problem with the large amount of calculation and the low efficiency that converge. By extracting rough matched points in sub-block generate from Bucketing techniques, algorithm test two images with corner detection and rough matching has also been improved. Moreover, it pretests the sample of matching points using disparity constraint. The experiment shows that this algorithm reduces the amount of computation largely, improves the speed of image matching and keeps high precision and robust.

Key words: corner detection; image matching; disparity constraint; RANSAC

Biography: JIE Jun, Engineer, Master, Xi'an 710055, P. R. China, Tel: 0086-29-82202537, E-mail: mouzi_1997@163.com

(上接第 884 页)

Planning and design research of village emplacement based on “original states” residential conception

ZHAO Hong-bin^{1,2}

(1. School of Arch., Xi'an Univ. of Arch. & Tech., Xi'an 710055, China;
2. State Key Laboratory of Architecture and Technology in West China(XAUAT), Xi'an 710055, China)

Abstract: The paper summarized a series of problem which arise in land-lost farmer village emplacement resettlement area. The research starts with the view of farmer whose land was commandeered for establishing a village emplacement planning idea of “Original States”, and emphasize the protection of maintainance the traditional lifestyle of the people. Investigation is made for the basic settlement spatial form of a suitable emplacement community. The paper will explore a new planning concept and new design strategy of emplacement community.

Key words: newly urbanization; land-lost farmer; emplacement planning

Biography: ZHAO Hong-bin, Lecturer, Candidate for Ph. D., Xi'an 710055, P. R. China, Tel: 0086-13991139113, E-mail: 550998658@qq.com