

基于改进 SIFT 的遥感图像匹配方法

胡文超^a, 周伟^b, 关键^c

(海军航空工程学院, a. 研究生管理大队; b. 信息融合研究所; c. 电子信息系, 山东烟台 264001)

摘要: 针对 SIFT 算法处理遥感图像时存在计算量大、时间代价高的问题, 从极值点检测和相似性度量两个方面对 SIFT 算法进行优化改进。改进算法首先利用距离检测点越近的像素点对其影响越大的特点, 在极值点检测时选取距离检测点更近、权重更高的 14 个相邻点来替代 SIFT 算法中的 26 个邻域点, 减少极值检测的计算量。其次, 在 SIFT 特征向量匹配的相似性度量方面利用更简单的曼哈顿距离与切比雪夫距离的线性组合来替代欧氏距离, 减少特征匹配的计算复杂度, 提高匹配效率。最后通过实测遥感数据验证所提方法的有效性。

关键词: 遥感图像匹配; SIFT; 计算复杂度; 匹配效率

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2017)05-0036-04

Remote Sensing Image Matching Based on Improved SIFT Algorithm

HU Wen-chao^a, ZHOU Wei^b, GUAN Jian^c

(Navy Aeronautical and Astronautical University, a. Graduate Students Brigade; b. Institution of Information Fusion; c. Department of Electronic and Information Engineering, Yantai 264001, China)

Abstract: In processing high-resolution remote sensing images, the SIFT algorithm has large calculation burden and great amount of time cost. To solve the problems, we made improvement to the SIFT algorithm on extreme point detecting and similarity measurement. Firstly, the improved algorithm uses the 14 points that are closer to the detecting point and have higher weight instead of the 26 points of the SIFT algorithm to detect the extreme points, which can reduce calculation amount for extreme point detection. Secondly, in the similarity measurement of SIFT feature vector matching, the linear combination of Manhattan distance with Chebyshev distance is used instead of Euclidean distance, which is more simple and can decrease the computation complexity and improve the efficiency of matching. Finally, simulation results prove the effectiveness of the algorithm by using the measured remote sensing data.

Key words: remote sensing image matching; SIFT; computation complexity; matching efficiency

0 引言

图像匹配是使来自不同时间、传感器或者视角的同一场景的两幅图像在空间上保持一致^[1], 它广泛应用于计算机视觉、航空侦察、飞行器制导等领域。在遥感图像处理中, 图像配准是遥感图像融合、变化检测的重要预处理步骤, 配准效果对于后续的图像处理具有

重要的影响^[2]。现有的图像匹配算法大致可分为基于灰度的匹配算法和基于特征的匹配算法两大类, 而基于局部不变特征的匹配算法由于具有较强的抗噪声能力和平移旋转不变性, 更加适合遥感图像匹配^[3]。其中, LOWE D G 提出的尺度不变特征变换 (Scale Invariant Feature Transform, SIFT) 算法由于特征独特性好, 信息量丰富, 并对旋转、平移、缩放、噪声等干扰具有良好的鲁棒性而广泛应用于遥感图像匹配^[4]。由于遥感图像的分辨率较高, 在利用 SIFT 算法对遥感图像进行匹配时, 存在计算复杂度高和匹配时间长的突出问题。本文提出一种基于改进 SIFT 算法的遥感图像匹配方法, 该方法通过从特征点检测和特征点匹配两个方面对 SIFT 算法进行改进以减少计算复杂度和缩短匹配

收稿日期: 2016-05-23

修回日期: 2017-03-24

基金项目: 国家自然科学基金(61501487, 61531020, 61471382, 61401495); 山东省自然科学基金(2015ZRA06052); “泰山学者”建设工程专项经费

作者简介: 胡文超(1991—), 男, 山东青岛人, 硕士生, 研究方向为侦察图像处理。

时间。

1 SIFT 算法

SIFT 算法是由 LOWE D G 于 1999 年提出并于 2004 年完善的一种局部不变特征算法^[5-6]，其主要包括 5 个步骤，分别是尺度空间构建、特征点检测与定位、关键点方向分配、计算特征描述子以及 SIFT 特征向量匹配。

1.1 构建 DoG 尺度空间

对于二维图像 $I(x, y)$ 在不同尺度下的尺度空间表示 $L(x, y, \sigma)$ 可由图像与 Gaussian 核的卷积得到，即

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

式中， $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$ 为二维高斯函数，

(x, y) 表示像素点的坐标， σ 表示高斯正态分布的方差。为了在尺度空间中更高效地检测出稳定、有效的特征点，利用不同尺度的高斯差分核与图像进行卷积得到 DoG 尺度空间，其计算更加简单，且是尺度归一化的 LoG 函数的一种近似，DoG 尺度空间的算式为

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (2)$$

1.2 特征点检测与定位

由图 1 可以看出，为了寻找 DoG 尺度空间的局部极值点，每一个检测点要与同尺度及上下相邻尺度共 26 个相邻点进行比较，以确保在二维图像空间和尺度空间都检测到极值点。在 DoG 尺度空间中得到的尺度不变局部极值点即为 SIFT 特征点。为了得到稳定的特征点，利用拟合三维二次函数和 Hessian 矩阵对低对比度的特征点和不稳定的边缘响应点进行剔除。

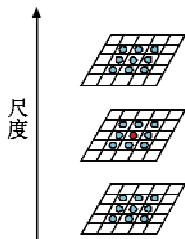


图 1 DoG 尺度空间局部极值点检测

Fig. 1 Extreme point detection in DoG scale-space

1.3 关键点方向分配

经过精确定位的特征点被称为关键点。利用关键点的梯度及方向分布的特性计算出关键点的梯度 $m(x, y)$ 和方向 $\theta(x, y)$ ，使算子具有旋转不变性，即

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \arctan((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \quad (4)$$

式中， L 表示关键点所在的尺度。

1.4 计算特征描述子

将坐标轴旋转到关键点的方向以保证旋转不变性，然后以关键点为中心取一个 8×8 的窗口，在每个窗口计算 8 个方向的梯度方向直方图，绘制每个梯度方向的累加值，构成一个种子点，则每个种子点带有 8 个方向向量信息，因此会形成一个 128 维的特征描述向量。

1.5 SIFT 特征向量匹配

SIFT 特征提取完成后，两幅图像的特征点个数和对应关系并不完全对应，需要利用某种代价函数或距离函数对匹配特征进行相似性度量，一般采用欧氏距离，然后根据约束信息去除误匹配点，使用 RANSAC 随机抽样一致性算法去除误匹配点对，最后完成图像特征匹配。

2 改进的 SIFT 算法

针对 SIFT 算法对遥感图像进行匹配时存在计算量大和计算耗时长的问题，本文从遥感图像的特征点检测和特征向量匹配两个方面对 SIFT 算法进行优化改进，主要是极值点检测和相似性度量的优化。

2.1 极值点检测优化

SIFT 算法在进行极值点检测时，对检测点同尺度的 8 个相邻点以及上下相邻尺度的 18 个相邻点共 26 个点进行比较，虽然可以得到足够可靠的极值点，但计算量巨大，严重影响匹配的速度和效率。

在极值点检测时，距离检测点越近的邻域点对其影响越大，在计算时所占的权重越高^[7]，因此本文令检测点与同尺度 4 邻域点以及上下相邻尺度的 10 个邻域点共 14 个点进行比较来确定极值点，如图 2 所示。由于这 14 个点拥有较高的权值，因此检测出的极值点具有较高的可靠性，并且本文方法与传统方法相比减少了将近一半的比较点数量，即在极值点检测过程中减少了将近一半的计算量，计算复杂度明显降低，处理速度也得到提高。

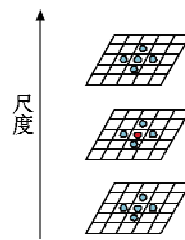


图 2 改进的 DoG 尺度空间极值点检测

Fig. 2 Improved extreme point detection in DoG scale-space

2.2 相似性度量优化

SIFT 算法一般采用欧氏距离函数作为特征匹配的相似性度量，欧氏距离的公式为

$$L_o(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (5)$$

对于 128 维的 SIFT 特征向量, 计算 L_o 需要 128 次的复杂计算和平方根求解, 计算量大、复杂度高。为减少计算复杂度, 可采用曼哈顿距离 L_j (街区距离) 和切比雪夫距离 L_Q (棋盘距离) 的线性组合代替欧氏距离^[8]来度量 SIFT 特征向量之间的相似性, 其算式为

$$L_o = \alpha L_j + \beta L_Q \quad (6)$$

式中:

$$L_j(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| ; \quad (7)$$

$$L_Q(x, y) = \max_{1 \leq i \leq n} \{ |x_i - y_i| \} ; \quad (8)$$

系数 α 和 β 是不确定的, 需要通过实验来验证^[9]。本文通过实验验证发现, 当 α 取值 0.0867, β 取值 0.9815 时的效果最好。

从式(7)、式(8)可以发现, 计算 $\alpha L_j + \beta L_Q$ 仅需要 2 次乘法运算, 而 L_o 需要 128 次的复杂计算和平方根求解。假设每一维的空间尺度有 N 个 SIFT 特征向量, 那么利用 $\alpha L_j + \beta L_Q$ 来替代 L_o 作为相似性度量可以减少 $(128 - 2) \times N$ 次运算, 大大降低了特征匹配时的计算复杂度, 提高了匹配效率。

3 实验结果及分析

本实验所使用的遥感图像数据来自尖兵六号, 硬件环境为 Intel Core I5 四核处理器, 主频为 3.3 GHz、内存为 8 GB 的 PC 机, 软件环境为 VS2010 软件平台, 使用 C++ 语言实现了相关算法。图 3、图 4 和图 5 分别为亮度变化、尺度变化和旋转变换下的 SIFT 算法和改进 SIFT 算法的实验结果对比, 其中, 待匹配图像和参考图像为 512×512 的遥感图像, 算法的性能数据比较见表 1 ~ 表 3。

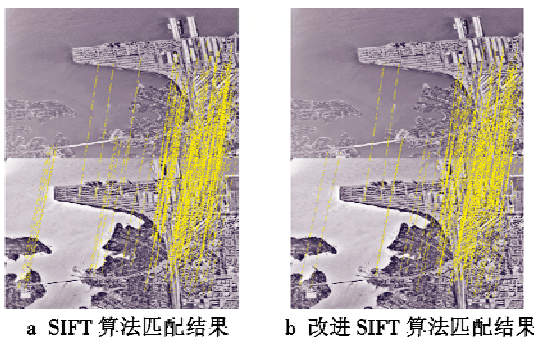


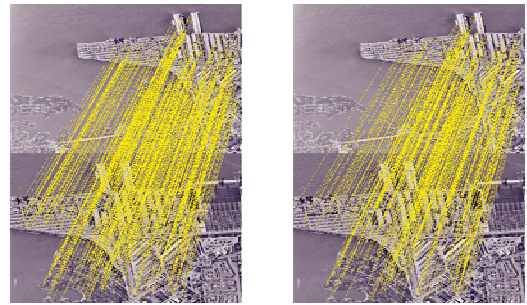
图 3 亮度变化下的 SIFT 算法和改进 SIFT 算法实验结果对比图

Fig. 3 The matching results of SIFT and improved SIFT when brightness changes

表 1 亮度变化下的 SIFT 算法和改进 SIFT 算法性能比较

Table 1 The performance of SIFT and improved SIFT when brightness changes

	匹配点对	误匹配点对	匹配率/%	匹配时间/s
SIFT 算法	156	7	95.51	5.854
改进 SIFT 算法	138	0	100	2.512



a SIFT 算法匹配结果 b 改进 SIFT 算法匹配结果

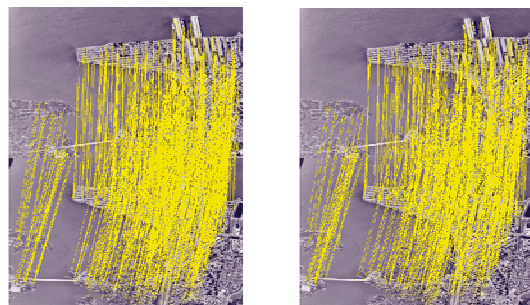
图 4 尺度变化下的 SIFT 算法和改进 SIFT 算法实验结果对比图

Fig. 4 The matching results of SIFT and improved SIFT when scale changes

表 2 尺度变化下的 SIFT 算法和改进 SIFT 算法性能比较

Table 2 The performance of SIFT and improved SIFT when scale changes

	匹配点对	误匹配点对	匹配率/%	匹配时间/s
SIFT 算法	633	25	96.05	6.335
改进 SIFT 算法	473	0	100	3.071



a SIFT 算法匹配结果 b 改进 SIFT 算法匹配结果

图 5 旋转变换下的 SIFT 算法和改进 SIFT 算法实验结果对比图

Fig. 5 The matching results of SIFT and improved SIFT when rotation changes

表 3 旋转变换下的 SIFT 算法和改进 SIFT 算法性能比较

Table 3 The performance of SIFT and improved SIFT when rotation changes

	匹配点对	误匹配点对	匹配率/%	匹配时间/s
SIFT 算法	677	32	95.27	6.854
改进 SIFT 算法	563	7	98.75	3.272

通过实验结果可以看出, 改进 SIFT 算法在亮度变

化、尺度变化和旋转变化的情况下性能都优于 SIFT 算法。3 组实验中 SIFT 算法匹配的特征点对数量分别是 156,633 和 677, 去除误匹配点后的匹配率分别为 95.51%, 96.05% 和 95.27%, 而本文的改进算法的匹配点数量分别为 138,473 和 563, 匹配率分别为 100%, 100% 和 98.57%。本文算法采用曼哈顿距离与切比雪夫距离的线性组合作为相似性度量, 其计算过程比欧氏距离更加简洁, 且阈值要求更加严格, 因此, 虽然匹配点数有所下降, 但匹配精度却有所提升, 匹配稳定性得到提高。在匹配时间方面, 3 组实验中, SIFT 算法的匹配时间分别为 5.854 s, 6.335 s 和 6.854 s, 而本文的改进算法在处理相同数据时分别只需要 2.512 s, 3.071 s 和 3.272 s, 所用的匹配时间不到 SIFT 算法的 50%, 明显缩短了匹配时间, 提高了匹配效率。

4 结束语

本文针对 SIFT 算法处理遥感图像计算复杂度高和匹配时间长的缺点, 在 SIFT 算法的原理和基础上对极值点检测和相似性度量两个方面进行了优化改进, 改进后的方法将极值检测点与权重更高的 14 个邻域点进行比较来替代 SIFT 算法中的 26 个比较点, 从而减少检测极值点的计算量; 在相似性度量方面, 本文利用曼哈顿距离和切比雪夫距离的线性组合来替代欧氏距离, 降低了计算复杂度, 提高了匹配效率。实验表明, 本文的改进算法不仅对亮度变化、尺度变化和旋转变保持鲁棒性, 而且能够有效减少算法的匹配时间, 提高算法的匹配效率, 并在一定程度上提高匹配精度。

参考文献

- [1] BROWN L G. A survey of image registration techniques [J]. *ACM Computer Surveys*, 1992, 24(4):325-376.
- [2] 吴一全, 沈毅, 陶飞翔. 基于 NSCT 和 SURF 的遥感图像匹配[J]. *遥感学报*, 2014, 18(3):618-629.
- [3] 刘晓春. 基于实时图与卫片的景象匹配导航技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2008.
- [4] 傅卫平, 秦川, 刘佳, 等. 基于 SIFT 算法的图像目标匹配与定位[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(1):163-169.
- [5] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//*Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 1999:1150-1157.
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110.
- [7] ZHAO J, LIU H Z, FENG Y L, et al. BE-SIFT: a more brief and efficient SIFT image matching algorithm for computer vision [C]//*IEEE International Conference on Computer and Information Technology; Ubiquitous Computing and Communications; Dependable, Autonomic and Secure Computing; Pervasive Intelligence and Computing (CIT/IUCC/DASC/PICOM)*, 2015:568-574.
- [8] 王钺旋, 李海军, 周春光. 高维空间中用计算街区 and 棋盘距离的线性组合代替计算欧氏距离[J]. *小型微型计算机系统*, 2004, 25(12):2120-2125.
- [9] 师硕, 于明, 于洪丽, 等. 基于相似性度量优化的 SIFT 图像匹配算法[J]. *电视技术*, 2013, 37(17):148-150.
- [10] SHAKERNIA O, VIDA R, SHARP C S, et al. Multiple view motion estimation and control for landing an unmanned aerial vehicle [C]//*International Conference on Robotics and Automation*, 2002:2793-2798.
- [11] MEINGAST M, GEYER C, SASTRY S. Vision based terrain recovery for landing unmanned aerial vehicles [C]//*Proceedings of the 43rd IEEE Conference on Decision and Control*, 2005:1670-1675.
- [12] 邱力为, 宋子善, 沈为群. 无人直升机自主着舰的计算机视觉算法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2003, 29(2):99-102.
- [13] 邱力为, 宋子善, 沈为群. 用于无人直升机着舰控制的计算机视觉技术研究[J]. *航空学报*, 2003, 24(4):351-354.
- [14] 潘顺良, 王晓剑, 沈为群, 等. 视觉导引的无人直升机自主着舰系统仿真[J]. *航天控制*, 2008, 26(2):63-67.
- [15] 丁萌. 基于计算机视觉的无人机自主着陆方法研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2006.

(上接第 29 页)

- [6] 王丹, 王玮. 机载光电/惯性组合着舰导引算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(6):1311-1316.
- [7] 刘士清, 胡春华, 朱纪洪. 基于计算机视觉的无人直升机姿态估计方法研究[J]. *计算机工程与设计*, 2004, 25(4):564-568.
- [8] SARIPALLI S, NAFFIN D J, SUKHATME G S. Autonomous flying vehicle research at the University of Southern California [C]//*Proceedings of the 1st International Workshop on Multi-Robot System*, 2002:73-82.
- [9] SHARP C S, SHAKERNIA O, SASTRY S. A vision system for landing an unmanned aerial vehicle [C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2001:1720-1728.
- [10] SHAKERNIA O, VIDA R, SHARP C S, et al. Multiple view motion estimation and control for landing an unmanned