基于 FAST 和 DAISY 的遥感图像配准算法*

查易艺,孙权森[†],罗 楠,纪则轩 (江苏省南京理工大学 计算机科学与工程学院,南京 210094)

摘 要:图像配准是计算机视觉中诸多问题的基础,基于图像特征的配准方法仍然是该领域的研究热门。为了提高算法的效率,拥有更好的实用性,提出了一种基于 FAST-DAISY 的遥感图像配准方法。首先运用 FAST 算法提取特征点,提出分配主方向的方法,利用 DAISY 算法建立描述符,得到特征点集后,使用 RANSAC(随机抽样一致性)算法剔除误匹配点对,最终估计仿射变换参数,利用二次线性插值法得到配准后的遥感图像。实验结果表明,算法对于平移、旋转、灰度差异、地物差异、位置差异、小尺度差异和噪声干扰的遥感图像有较好的配准效果,匹配时间通常介于 SIFT 和 SURF-DAISY 算法之间,算法在实用性上有较大优势。
 关键词:遥感图像配准; FAST 算法; DAISY 描述符; RANSAC 算法; 二次线性插值
 中图分类号: TP391.4; TP301.6

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2016.02.070

Remote sensing image registration algorithm combining FAST with DAISY

Zha Yiyi, Sun Quansen[†], Luo Nan, Ji Zexuan

(School of Computer Science & Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Image registration is the basis of many problems in computer vision, where feature-based image registration methods have been widely used. In order to improve the efficiency and usability of the registration algorithm, this paper presented a remote sensing image registration method based on FAST-DAISY algorithm. Firstly, it used FAST algorithm to extract feature points and proposed a main orientation distribution method. Then, utilized DAISY algorithm to establish descriptors. After getting the feature point set, it used the RANSAC algorithm to eliminate wrong matches. Finally, estimated the affine transformation parameters, and accomplished the image registration process by using quadratic linear interpolation method. The experimental results indicate that the proposed method has a better registration result for the translation, rotation, gray-scale differences, feature differences, position differences, small-scale differences and noise interferences of remote sensing images. The time complexity is usually between the SIFT and SURF-DAISY algorithms. Consequently, the proposed algorithm is suitable for practical applications.

Key words: remote sensing image registration; FAST algorithm; DAISY descriptor; RANSAC algorithm; quadratic linear interpolation

0 引言

图像配准技术是计算机视觉、图像处理的基础,其配准效 果的优劣对诸多后续工作有直接而深远的影响^[1]。配准技术 广泛运用于计算机视觉、遥感技术、医学图像处理等^[2,3]领域, 寻找高效的配准技术显得至关重要。图像配准的目标在于寻 找变换图像与参考图像间的对应关系,分为基于灰度、基于变 换域和基于特征的配准方法。目前,基于图像特征的配准方法 较为普遍,仍然是配准领域研究的热门。早期提出的 Harris 算 子没有尺度不变性。Lowe^[4]于 2004 年提出 SIFT 算法,即尺度 不变特征变换算法,对图像旋转、尺度变化均有较好的鲁棒性, 但时间复杂度较高。Bay 等人^[5]于 2006 年提出 SURF 算法,在 SIFT 算法基础上作出了改进,加速的同时损耗了一定的精 度^[6]。

Tola 等人^[7]于 2010 年提出 DAISY 描述符,可用于稠密立

体匹配。该算法有较强的时间优势,对仿射变换、光照差异 等^[8]变换具有鲁棒性。由于其特有的中央一周围圆形邻域对 称结构,在旋转不变性上表现较优。近两年,不少学者研究了 各类基于 DAISY 描述符的配准算法。丁南南等人^[8]提出的基 于 SURF 特征点和 DAISY 描述符与随机 kd 树相结合的配准方 法,相对传统的 SURF 算法,既能保持配准性能又大大减少了 配准所花的时间。Guo 等人^[9]提出 Harris 角点和 DAISY 描述 符相结合的算法,匹配效果良好,但其计算量相对较大。杨薇 等人^[10]提出 SIFT 和 DAISY 相结合的立体匹配算法,配准精度 较高,在部分由于遮挡和视点变化的图像上表现更佳。Leutenegger 等人将 BRIEF^[11]和 DAISY 描述符相结合形成的 BRISK^[12]描述符,计算迅速,占用内存小。

针对传统特征提取方法耗时较长,建立描述符较复杂的缺点,FAST 算子能快速地提取角点,DAISY 描述符适用于稠密匹配,建立了和 SIFT 相类似的梯度直方图^[10],提高了算法效率。

收稿日期: 2014-11-27; 修回日期: 2015-01-26 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61273251);国家"十二五"民用航天技术预先研 究项目

作者简介:查易艺(1991-),女,江苏南通人,硕士研究生,主要研究方向为遥感图像匹配及配准算法、图像处理等;孙权森(1963-),男(通信作者),教授,博导,主要研究方向为模式识别、图像处理、遥感信息系统、医学影像分析等(qsun@126.com);罗楠(1986-),博士研究生,主要研究方向为图像处理、模式识别、遥感信息系统等;纪则轩(1984-),男,讲师,主要研究方向为模式识别、计算机视觉、图像处理、医学影像学等.

本文提出了一种将 FAST 特征点与 DAISY 描述符相结合的配 准算法,对其分配主方向,通过实验验证了 FAST-9 算子的有效 性;利用 Fischler 等人^[13]于 1981 年提出的 RANSAC(随机抽样 一致)算法思想,结合各自算子的优势,有效地提取遥感图像 特征点,建立相应的描述符并进行匹配,去除误匹配后,通过二 次线性插值和仿射变换等操作,得到配准后的遥感图像。实验 证明,对于地物信息丰富的遥感图像变化,如平移、旋转、灰度 差异、地物差异、位置差异、小尺度差异和噪声干扰,本文算法 有较好的表现。

1 算法研究

1.1 FAST 算法

Rosten 等人^[14]在 SUSAN 特征点检测算子的基础上,提出 了 FAST 快速角点检测算法。该算子运用分割检测判据,选定 目标像素点后,考察自身灰度值与其邻域内的灰度值大小。当 该邻域内有足够的像素点,它们的灰度值比目标像素点的灰度 值均大或者均小,则认为该点为角点。实际应用时,常采用圆 形邻域作为模板。如图1所示,p为中心像素点,以r=3为半 径作圆形邻域,圆周上有16个像素点。

图1中白色虚线经过的像素点与*p*点像素值差的绝对值 大于给定阈值,即满足式(1):

$$C = \begin{cases} 1 & \text{if } |I(x) - I(p)| > \varepsilon_d \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$
(1)

其中:*I*(*x*)表示圆周上任意一点的像素灰度值;*I*(*p*)表示目标 像素的灰度值;*ɛ*_d 为预先给定的阈值。若在圆周上存在*n*个 (*n*大于给定阈值)连续的像素点,均满足上式使*C*等于1,即 为角点,则该中心像素点为特征点。阈值最初选取12,可以排 除非角点,其优势是拥有较快的速度。对于该算法的优化方法 是:运用二分法的思想,首先判断像素点1、9,若满足式(1),则 继续判断像素点5、13。若至少有3个点满足上式,则该中心 点为候选的特征点。经过优化,该算法平均只需检测目标像素 点周围的3.8个点就可判断其是否为特征点^[14]。实际运用 中,通过实验比较 FAST-*n*算法的运行时间、提取的特征点个 数、匹配正确率等一系列结果,寻找最适宜运用于遥感图像的 特征提取参数。

1.2 DAISY 特征描述符

DAISY 描述符由 Tola 等人^[7]提出,是一种新型局部特征 描述符。它将原始图像的方向图与尺度不一的高斯滤波函数 进行卷积,在稠密点配准时,拥有较高的效率和正确率。



图 1 FAST 圆形模板示意图 图 2 DAISY 特征描述符结构 DAISY 特征描述符的结构如图 2 所示。围绕中心点有三 层不同半径的同心结构,每层拥有 8 个采样点。相较于传统描述子的矩形邻域,DAISY 描述符采用圆形邻域,拥有更好的定

位性能[15],在旋转不变性上表现良好。

对于一幅输入图像 *I*,给定方向 *o*,计算每个方向的高斯卷 积方向图:

$$G_o^{\Sigma} = G_{\Sigma} * \left(\frac{\partial I}{\partial o}\right)^+ \tag{2}$$

其中: $\frac{\partial I}{\partial o}$ 表示 o 方向的图像梯度值, G_{Σ} 表示方差为 Σ 的高斯卷 积滤波。DAISY 描述符之所以高效, 源自一系列有不同卷积核 的高斯函数卷积的有效执行。

图像中任意一点(*u*,*v*),以此为中心,在邻域内构造以 {*R*₁,*R*₂,…,*R*_M}为半径的采样点分布。DAISY 描述符由采样 点生成的向量组成,且采样点距离中心点越远,其卷积核值越 大。DAISY 描述符公式如式(3)所示^[8]:

$$D(u,v) = [\tilde{d}_{0}(u,v), \tilde{d}_{1}(l_{1}(u,v,R_{1})), \cdots, \\ \tilde{d}_{1}(lN(u,v,R_{1})), \tilde{d}_{2}(l_{1}(u,v,R_{2})), \cdots, \\ \tilde{d}_{2}(l_{N}(u,v,R_{2})), \cdots, \\ \tilde{d}_{M}(l_{1}(u,v,R_{M})), \cdots, \tilde{d}_{M}(l_{N}(u,v,R_{M}))]^{\mathrm{T}}$$
(3)

图 2 中共计三层圆形结构,每层均为八个采样点,生成的 描述符向量共计 200 维^[16]。DAISY 描述符间的相似性可采用 欧氏距离来进行度量。

1.3 最近邻算法

NN(nearest neighbor)算法,又称最近邻算法。算法采用候选特征点的最近邻距离与次近邻距离的比值来判断特征点的匹配情况。如果其比值在给定阈值范围内,则认为特征点对匹配;否则认为不匹配。该阈值的确定需要通过大量实验获得,通常取 0.6~0.8。NN 算法的主要优点是判别方法简单,易于操作,可以找到最准确的最近邻。但由于需要遍历,损耗了一定的时间开销。

1.4 RANSAC 算法

随机抽样一致性算法(random sample consensus)由 Fischler 等人^[13]于 1981 年提出,由于算法的有效性,如今仍被广 泛运用于误匹配点的剔除。该算法^[17]的基本思想是从之前所 获取的特征点集中随机选取最小抽样集,通过抽样集确定模型 参数,运用模型来将特征点进行分类。将剩余特征点与给定阈 值进行比较,不满足条件则剔除外点,最终得到在误差范围内 最优的内点集。首先对特征点进行初匹配,然后运用 RANSAC 算法可从含有一定误匹配点对的点集中稳定地找出并剔除,以 增加匹配的正确率,为之后的图像配准奠定基础。通过判断数 据点到模型的距离来确定一个特征点是否为内点。

1.5 改进算法

DAISY 算法利用圆域构造描述符,在旋转不变性上表现良 好,适用于稠密立体匹配。结合 FAST 和 DAISY 算法各自的优 势,本文将这两种算法进行结合,并给 DAISY 描述符分配以方 向信息。参考文献[18]中提到,运用 DAISY 描述符中第二层 梯度直方图来判断方向,这样做虽然范围较小,所花费的时间 少,但所得到的信息不够全面,针对各种情况的配准效果不够 好。本文算法中,取其中 DAISY 描述符最外层为采样点集合, 在 0°~360°内,按单位度数将梯度直方图进行累加,即围绕特 征点进行一周后,找出所有值中的最大值,将其所对应的角度 作为 DAISY 描述符的主方向,最终得出 200 维的 DAISY 描述 符向量。针对遥感图像存在小角度畸变的情况,当遥感图像发 生旋转后,能更好地建立描述符信息,得到更好的配准效果。

2 本文算法流程

本文算法的具体流程描述为:

a)输入原始的参考遥感图像和待配准遥感图像,运用 FAST角点检测方法提取特征点。通过实际实验效果,综合考 虑提取角点时间和匹配正确率,选取 FAST-n 算法合适的角点 阈值,并进行极大值抑制。

b)运用 DAISY 算法建立特征描述符。计算原始图像的方 向梯度图,分配主方向。

c)运用最近邻方法进行向量粗匹配,其中将最近邻与次 近邻比值的阈值设置为0.7。

d)对于特征点集中出现的误匹配点对,采用 RANSAC 算法进行剔除。实验中,将循环次数设置为1000,阈值 *t* 设定为 0.002。

e)运用最小二乘方法估计仿射变换参数。

f)运用二次线性插值重采样法,最终获得配准后的遥感 图像。



3 实验结果分析

本文实验采用的实验图像均为遥感卫星拍摄的图像。对 于地物信息丰富的遥感图像,相对于参考图像,选取灰度信息 不同、有一定角度畸变或者地物出现变化的遥感图像作为待配 准图像,将本文算法与经典的 SIFT 算法^[3]、最近较为流行的 SURF-DAISY 算法作对比,分别就提取特征点数目、正确的匹 配点对数、匹配正确率、匹配时间等几个方面实验数据进行分 析。其中,匹配正确率=正确的匹配点数/匹配点总数,配准的 精度用 RMSE 值来进行度量,RMSE 值越小,表示配准的精度 越高,配准图像与参考图像越接近。本文实验环境:操作系统 为 Windows7,CPU 为 Intel Core 2.30 GHz,本文算法实验环境 为 MATLAB 2012a。

3.1 FAST-n 算法实验效果对比

本次实验采用一组有旋转角度差异的遥感图像,如图4所示。分别运用 FAST-n 算法检测特征点,其中 n = 7,8,…,12。



 (a)参考图像
 (b)待配准图像

 图 4 两幅测试图像

FAST-n 算法提取特征点效果如表 1 所示。其中算法时间 指的是 FAST 算法提取特征点所用的时间,单位为秒。本实验 中 FAST 算法提取特征点数阈值设定为 30。

表1 FAST-n 算法检测特征点性能比较

特征提 取方法	匹配点 对数	正确匹 配点数	匹配 正确率/%	RMSE	FAST 算 法时间
FAST-7	3778	3764	99.63	0.0376	21.5718
FAST-8	2904	2890	99.52	0.0439	18.5031
FAST-9	2289	2280	99.61	0.0416	10.0819
FAST-10	1932	1921	99.43	0.1224	10.8818
FAST-11	1694	1685	99.47	0.0514	9.7247
FAST-12	1429	1421	99.44	0.0577	7.8686

由表1可知,当n逐渐增大时,提取的匹配点数逐渐减少, FAST 算法提取特征点所用的时间开销也逐渐减少,整体呈现 负相关。FAST-9 算法的匹配正确率和 RMSE 值仅次于 FAST-7,但其大大减少所提取的特征点数,有效地减少特征提取所花 的时间。综合考虑,以下实验如未特殊说明,均选取 FAST-9 作 为特征提取算法。配准结果图如图5 所示。



图 5 运用 FAST-9 特征提取算法配准结果图

对于这两幅测试图像,SIFT 算法的匹配正确率为 99.05%,RMSE 值为0.1886;SURF-DAISY 算法匹配正确率为 97.61%,RMSE 值为0.8119。本文算法匹配正确率最高, RMSE 值远小于其他算法。由此可见,本文算法在小幅度旋转 变换中具有优势,针对卫星获取的遥感图像存在小幅度畸变的 情况,本文算法对于此类图像的配准较有优势。

3.2 本文算法与 SIFT 算法、SURF-DAISY 算法对比实验

分别取地物变化不同的图像、灰度变化程度不同的遥感图 像作为实验图像,如图6所示,并将实验结果进行对比分析。 图6为七组实验所用的遥感图像,两幅为一组,左边为标准图 像,右边为待配准图像。其中,图6(a)中的一组图像存在稍微 的平移变换;(b)、(c)中的一组图像存在灰度变化和细节处地 物变化,如农田区域的变化和河流的增加,但变化幅度整体不 大;(d)中的一组实验图像地物信息变化明显,且细节处灰度 信息也存在差异;(e)中的一组图像为资源2号卫星在2012年 8月28日拍摄的广州河流的多谱段图像,左边为3谱段,右边 为4谱段,空间分辨率为5.8m,可以看出,两幅图像在灰度和 亮度上差异很大;(f)中的参考图像位于石家庄,拍摄于2013 年5月10日,待配准图像拍摄于2013年5月30日,空间分辨 率为2m,两幅图像在位置上存在较大差异;(g)中的一组图像 存在尺度差异。

表2给出针对七组实验遥感图像,不同算法之间的配准效 果对比。其中,匹配时间指各个算法建立完各自描述符后,在 参考图像和待配准图像中寻找匹配点所用的时间开销,单位为 s。实验中 FAST 算法提取特征点数阈值设定为44。



	SIFT	2079	1900	91.39	0.4100	47.1341
图 6(b)	SURF-DAISY	667	649	97.30	1.0719	5.0141
	本文算法	591	566	95.77	0.9002	4.5882
	SIFT	1660	1557	93.80	0.4038	35.3610
图 6(c)	SURF-DAISY	682	661	96.92	0.6150	3.8577
	本文算法	1040	1009	97.02	0.3836	8.5539
	SIFT	144	105	72.92	2.8268	7.0697
图 6(d)	SURF-DAISY	93	70	75.27	1.7109	1.8137
本	文算法(FAST-1	2)203	173	85.22	1.4383	9.7947
	SIFT	1849	1604	86.75	0.8618	263.0215
图 6(e)	SURF-DAISY	480	450	93.75	1.8361	20.9517
	本文算法	1232	1171	95.05	0.8023	32.7069
图 6(f)	SIFT	7105	6948	97.79	0.2625	241.7673
	SURF-DAISY	1219	1185	97.21	0.4441	19.0147
本	文算法(FAST-1	2)2360	2316	98.14	0.2325	28.0236
	SIFT	2797	2724	97.39	0.1759	29.1849
图 6(g)	SURF-DAISY	503	483	96.02	1.3012	3.9688
	本文算法	627	607	96.81	0.3469	2.4561
図 7	经电针对网	16(h)	和(。) 法日	日二和省	车注得到	的配准日
/ <u>اکا</u>	相山村内区	10(D)	тн (с) Др	ロイヤ デ バ	产位行到	山口口口口
		$(T_{i} \rightarrow I)$	\ / c\		/	1

的结果图,分别为图像对(a)~(f)和图像对(g)~(l)。其中 给出了图像对(a)~(f)左上角的局部放大图和图像对(g)~ (l)左下角的局部放大图。由图像对(a)~(f)结果可知,在由 图像对(b)得到的配准结果图像中,针对 SURF-DAISY 算法的 结果图较模糊,针对 SIFT 算法和本文算法得到的配准结果图 像较为清晰;在由图 6(e)得到的配准结果图像中,针对 SURF-DAISY 算法的结果图出现了叠影现象,而本文算法比针对 SIFT 算法得到的结果图像稍显清晰。

实际遥感图像在获取的过程中,难免要受到噪声的影响。 常见的噪声模型一般为高斯噪声模型和椒盐噪声模型两种类 型。一个好的配准算法需要有较为稳定的抗噪性能。图8给 出了两幅原始遥感图像以及施加不同强度的高斯噪声后所对 应的遥感图像对。其中图8(a)为原始图像,(b)~(d)为对原 始图像加噪后所得的图像,分别添加均值为0,方差为0.01、0. 001、0.0001的高斯噪声^[19]。



(c)高斯噪声 σ²=0.001 (c)高斯噪声 σ²=0.0001 图 8 不同强度的高斯噪声遥感图像

表3给出针对两组实验遥感图像,不同算法之间的配准效 果对比。

表3 各类算法抗噪性实验结果

高斯噪声	算法	匹配点 对数	正确匹 配点数	匹配 正确率/%	RMSE	匹配 时间
	SIFT	2374	2284	96.21	0.1904	26.9385
图 7(a)~(f)	SURF-DAISY	571	565	98.95	0.2211	1.1195
0.01	本文算法(FAST-1	2) 1653	1651	99.88	0.0608	16.7142
	SIFT	4131	4101	99.27	0.0513	38.5838
图 7(a)~(f)	SURF-DAISY	770	768	99.74	0.0745	1.3116
0.001	本文算法(FAST-1	2)2273	2267	99.74	0.0249	10.8347
	SIFT	5038	5029	99.82	0.0720	40.1511
图 7(a)~(f)	SURF-DAISY	839	838	99.88	0.0156	1.3208
0.0001	本文算法(FAST-1	2)2420	2420	100	0.0156	10.2084
	SIFT	319	285	89.34	0.8217	1.5212
图 7(g)~(l)	SURF-DAISY	70	66	94.29	3.2893	0.2993
0.01	本文算法	128	127	99.22	2.9464	1.8308
	SIFT	671	650	96.87	0.1888	1.4723
图 7(g)~(l)	SURF-DAISY	261	259	99.23	0.6513	0.1814
0.001	本文算法	297	295	99.33	0.2083	0.1532
	SIFT	912	909	99.67	0.0473	1.5793
图 7(g)~(l)	SURF-DAISY	340	339	99.71	0.5105	0.1884
0.0001	本文算法	325	325	100	0.0402	0.1636

由表3可知,综合匹配正确率、配准效果和匹配时间,本文 算法具有最好的效果。当图像存在少量平移变化时,本文算法 的匹配正确率最高,配准效果最好,且远远超过其余两种算法, 匹配时间也非常快,非常接近于 SURF-DAISY 算法,比 SIFT 算 法快一个数量级;当图像存在灰度变化和细节处地物变化时, 针对图8(b)遥感图像,本文算法匹配时间最快,但匹配正确率 和配准效果皆介于两种算法之间。由配准结果可以看出,如图 7(a)~(f)所示,SIFT 算法得到的配准结果图像最清晰,由 SURF-DAISY 算法得到的配准结果图像相比来说最模糊。 SIFT 算法虽然 RMSE 值较小,但由于提取了大量的特征点,匹 配时间开销很大,而 SURF-DAISY 算法则在配准效果上表现不 佳。针对图8(c)遥感图像,本文算法的匹配正确率最高,配准 效果最好,匹配时间和 SURF-DAISY 算法处于同一量级;当图 像地物信息变化明显时,本文算法(FAST-12)的匹配正确率和 配准效果明显高于其余两种算法,它以增加了一定量的匹配时 间为代价;当图像在灰度和亮度上差异很大时,本文算法在匹 配正确率和配准效果上远好于其余算法,匹配时间介于两种算 法之间且远小于 SIFT 算法;当图像存在小幅尺度变化时,SIFT 算法在匹配正确率和配准结果上都表现最好,而本文算法有着 可以比拟的实验结果,重要的是其匹配时间是 SIFT 算法的十 分之一。就配准结果图来看,如图7(g)~(1)所示,本文算法 得到的配准结果图相比来说效果最好,SURF-DAISY 算法得到 的结果图比较模糊,尤其在靠近边缘的地方出现了重叠;当图 像在位置上存在较大差异时,本文算法(FAST-12)的匹配正确 率和配准效果明显高于其余两种算法,匹配时间远小于 SIFT 算法,接近于 SURF-DAISY 算法。就实验算法的抗噪性而言, 由表3可知,针对密集地物和稀疏地物的遥感图像,加以不同 系数的高斯噪声后,本文算法有最高的匹配正确率,且配准结 果通常来说较好。一般来说, σ^2 越小,所加的噪声干扰越小, 能够配准的效果越好。针对密集地物,本文算法的匹配时间较 长,但当地物较为稀疏时,匹配用时大幅下降,综合性能较佳。

实验结果表明,整体来看,针对不同类型的遥感图像,本文 算法通常有最高的匹配正确率和最好的配准效果,对实验图像 显示了较好的鲁棒性,其所用的匹配时间通常介于 SIFT 算法 和 SURF-DAISY 算法之间,且远远小于 SIFT 算法;SIFT 算法虽 然配准效果较好,但其提取的特征点数很多,导致所用的匹配 时间开销很大,在实际运用中它的实时性会受到限制;SURF-DAISY 算法匹配时间通常较小,其匹配正确率也较好,但在配 准效果上往往不尽如人意,适用于对实时性很高的遥感图像配 准上。

4 结束语

本文提出了一种基于 FAST 角点和 DAISY 描述子的遥感 图像配准方法。该算法首先运用 FAST 算法提取角点,然后利 用 DAISY 算法建立特征描述矢量,有效地提高了描述符生成 速度。运用最近邻算法建立初步匹配,通过 RANSAC 算法剔 除之前算法产生的误匹配点对,最终得到配准后的遥感图像。 实验表明,本文算法对于平移、小幅旋转、灰度差异、地物差异、 位置差异、小尺度差异和噪声干扰的遥感图像有较好的配准效 果。改进的重点在于如何在基本保持配准成功率的前提下减 少匹配时间,提高算法的整体效率。而 RANSAC 算法作为一 种普适的剔除误匹配点的方法,剔除效果较好,但由于需要循 环 N 次才能找到最大内点集,所以在时间上不占优势。如何 寻找到具有普适性的能够去除尽量多误匹配点的方法也是接 下来需要研究的关键。

参考文献:

- 白玉宾.基于局部特征的遥感图像配准[D].南京:南京理工大 学,2009.
- [2] Song Zhili, Li Sheng, George T F. Remote sensing image registration approach based on a retrofitted SIFT algorithm and Lissajous-curve trajectories[J]. Optics Express, 2010, 18(2):513-522.
- [3] Wong A. An adaptive monte carlo approach to phase-based multimodal image registration[J]. IEEE Trans on Information Technology in Biomedicine, 2010, 14(1):173-179.
- [4] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints
 [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (2):91-110.
- [5] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. SURF: speeded-up robust features
 [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [6] Juan L, Gwun O. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF[J]. International Journal of Image Processing, 2009, 3(4):143-152.
- [7] Tola E, Lepetit V, Fua P. Daisy: an efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5):815-830.
- [8] 丁南南,刘艳滢,张叶,等.基于 SURF-DAISY 算法和随机 kd 树的 快速图像配准[J].光电子·激光,2012,23(7):1395-1402.
- [9] Guo Yin, Mu Zhichun, Zeng Hui, et al. Fast rotation-invariant DAISY descriptor for image keypoint matching [C]//Proc of IEEE International Symposium on Multimedia. 2010:183-190.
- [10] 杨薇,董洪伟,刘蕾.基于 SIFT 和 Daisy 相结合的立体匹配算法
 [J].计算机工程与应用,2014,50(12):147-150.
- [11] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features [C]//Proc of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2010:778-792.
- [12] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints [C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. 2011:2548-2555.
- [13] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6):381-395.
- [14] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[C]//Proc of the 9th European Conference on Computer Vision. Berlin; Springer, 2006:430-443.
- [15] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.
- [16] 张旋. 高配准率快速图像配准算法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2011.
- [17] 肖飞.基于图像特征提取和特征点描述的匹配算法研究及其应用 [D].成都:电子科技大学,2013.
- [18] Fischer J, Ruppel A, Weisshardt F, et al. A rotation invariant feature descriptor O-DAISY and its FPGA implementation [C]//Proc of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2011;2365-2370.
- [19] 陈艺虾. 遥感图像几何定位精度评价方法研究[D]. 南京:南京理 工大学,2013.