

# 利用双树复小波变换和 SURF 的图像配准算法

吴一全<sup>1,2,3</sup>, 陶飞翔<sup>1</sup>, 曹照清<sup>1</sup>

- (1. 南京航空航天大学电子信息工程学院, 江苏 南京 210016;
2. 农业部农业信息技术重点实验室, 北京 100081;
3. 江西省数字国土重点实验室, 江西 南昌 330013)

**摘要:** 为了进一步提高图像配准的运算效率、匹配正确率及配准精度, 提出了一种利用双树复小波变换和加速鲁棒特征(speeded up robust features, SURF)的图像配准算法。首先利用双树复小波变换将参考图像和待配准图像分解为低频部分和高频部分, 选取其对应的低频部分作为 SURF 算法的输入图像, 得到两者的粗匹配结果; 然后通过随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)算法对粗匹配点对进行提纯, 剔除误匹配点对, 解决了 SURF 算法存在较多错误匹配点对的问题, 同时计算出最佳匹配的变换模型参数; 最后根据该变换模型参数对待配准图像进行几何变换, 经双线性插值确定灰度, 完成图像的配准。大量实验结果表明, 与尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)算法和 SURF 算法相比, 所提算法的运算速度更快, 匹配正确率和配准精度更高, 同时在抗噪声、抗旋转及抗亮度变化性能方面更加优越。

**关键词:** 图像配准; 双树复小波变换; 加速鲁棒特征; 随机抽样一致算法

**中图分类号:** TP 391.41; TP 751.1 **文献标志码:** A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-506X.2014.05.30

## Image registration algorithm based on dual tree complex wavelet transform and SURF

WU Yi-quan<sup>1,2,3</sup>, TAO Fei-xiang<sup>1</sup>, CAO Zhao-qing<sup>1</sup>

- (1. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;
2. Key Laboratory of Agricultural Information Technology, Ministry of Agriculture, Beijing 100081, China;
3. Jiangxi Province Key Laboratory for Digital Land, East China Institute of Technology, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** To further improve the operation efficiency, correct matching rate and registration accuracy of image registration, an image registration algorithm based on dual tree complex wavelet transform and speeded up robust features (SURF) is proposed. Firstly, the standard image and the image to be registered are decomposed into the low and high frequency parts by dual tree complex wavelet transform. The selected corresponding low frequency parts serve as the input image of the SURF algorithm, to obtain the coarse matching results. Then the coarse matching point pairs are purified and the mismatching point pairs are eliminated by the random sample consensus (RANSAC) algorithm. Thus the problem of more mismatching point pairs caused by the SURF algorithm is solved. Meanwhile, the transform model parameters of the optimal matching are calculated. Finally, the geometric transformation of the image to be registered is performed according to the transform model parameters, the gray level is determined by bilinear interpolation, and the image registration is completed. A large number of experimental results show that the proposed algorithm has a higher calculation speed, correct matching rate and registration accuracy than the scale invariant feature transform (SIFT) algorithm and the SURF algorithm. It also performs better in resisting noise, rotation and brightness change.

**Keywords:** image registration; dual tree complex wavelet transform; speeded up robust features (SURF); random sample consensus (RANSAC) algorithm

收稿日期:2013-09-25; 修回日期:2014-01-23; 网络优先出版日期:2014-03-11。

网络优先出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20140311.1538.024.html>

**基金项目:** 国家自然科学基金(60872065); 农业部农业科研杰出科技人才基金和农业部农业信息技术重点实验室开放基金(2013001); 江西省数字国土重点实验室开放基金(DLLJ201412); 江苏高校优势学科建设工程资助课题

## 0 引言

图像配准是图像分析与理解的基本技术之一,是指对不同条件下获得的图像进行空间上的变换,保证两幅或多幅图像达到空间上的一致,使图像上的特征点更容易达到一一映射。它是图像融合、图像拼接、图像镶嵌等技术不可缺少的预处理步骤,已广泛地应用于遥感图像处理、计算机视觉、医学图像分析、目标识别、环境监测、天气预报和地理信息系统等众多领域。图像配准算法可以大致分为两类<sup>[1]</sup>:一类基于图像灰度,另一类则基于点<sup>[2-3]</sup>、线<sup>[4]</sup>、轮廓、区域<sup>[5]</sup>等图像特征。基于图像灰度的配准算法计算比较简单,运算速度较快,但易受光照变化的影响和噪声的干扰,配准精度相对较低;而基于图像特征的配准算法鲁棒性较好、精度较高,因此受到较多关注,但却存在特征提取比较困难、计算量大等缺点<sup>[6]</sup>。

文献[7]提出了一种基于图像特征的尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)算法,鲁棒性较好,但该算法计算量较大、复杂度较高、运算时间长。针对这些不足,文献[8]对其进行了改进,提出了主成分分析-SIFT(principal component analysis-SIFT, PCA-SIFT)算法,通过对特征描述子进行降维,减少了匹配运算时间,但算法原理较为复杂。文献[9-10]将 SIFT 算法与多尺度变换结合,在一定程度上提高了运算速度和配准精度。文献[11]提出了加速鲁棒特征(speeded up robust features, SURF)算法,引入积分图像对高斯二阶微分模板进行了近似简化,并且降低了特征描述子的维数,减少了匹配运算时间。该算法广泛应用于光电成像制导<sup>[12-13]</sup>、红外与可见光图像配准<sup>[14]</sup>等方面。虽然该算法缩短了运算时间,但仍存在不少错误的匹配点对。后来许多学者对 SURF 算法进行了改进<sup>[15]</sup>。文献[16]提出了基于 SURF-DAISY 算法和随机 kd 树的快速图像配准算法,减少了匹配时间,但配准效果并未得到改善。

为了进一步提高图像配准的精度和运算速度,本文提出了基于双树复小波变换和 SURF 的图像配准算法。首先利用双树复小波变换对参考图像和待配准图像进行分解,分别得到两幅图像的低频部分和高频部分,低频部分包含着原始图像的大部分信息,噪声则包含于高频部分;然后将参考图像和待配准图像的低频部分作为 SURF 算法的输入,并进行粗匹配,滤除含大量噪声的高频部分,以提高运算速度;接着再用随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)算法剔除错误的匹配点对,得到精确的匹配点对,以提高 SURF 算法的匹配正确率;最后通过精确的匹配点对计算出两幅图像之间的几何变换模型参数,对待配准图像进行几何变换,经双线性插值确定灰度,实现图像的配准。文中给出了实验结果,并与现有的基于 SIFT、基于 SURF 的图像配准算法进行了比较,分别依据匹配正确率、运行时间等客观定量指标,对上述算法进行了评价,论证了本文算法的优越性。

## 1 双树复小波变换

双树复小波变换<sup>[17]</sup>是由 Kings Bury 提出的一种具有近似的平移不变性、良好方向选择性及高计算效率的小波变换形式。双树复小波  $\varphi(t)$  用公式表示为

$$\varphi(t) = \varphi_h(t) + j\varphi_g(t) \quad (1)$$

式中,  $\varphi_h(t)$ 、 $\varphi_g(t)$  均表示实数小波。双树复小波包含树 A 和树 B 两个平行的分解树,树 A 和树 B 的叠加滤波器组分别表示小波实部和小波虚部。图 1 为二维双树复小波变换的结构图,它由一维双树复小波变换扩展而来,其中  $h_0(n)$ 、 $h_1(n)$  和  $g_0(n)$ 、 $g_1(n)$  分别表示两组共轭正交滤波器对。二维双树复小波变换可将输入信号  $A(j,1)$  每一级分解得到 2 个低频部分,分别为实部和虚部,记做  $A(j+1,1)$  和  $A(j+1,2)$ ,同时得到 6 个方向( $\pm 15^\circ$ ,  $\pm 45^\circ$ ,  $\pm 75^\circ$ )的高频子带  $D(j+1, n)$ ,  $n=1, 2, \dots, 6$ ,比离散小波变换多 3 个方向,可提高图像分解和重构精度,同时保留图像的纹理、边缘等细节信息。

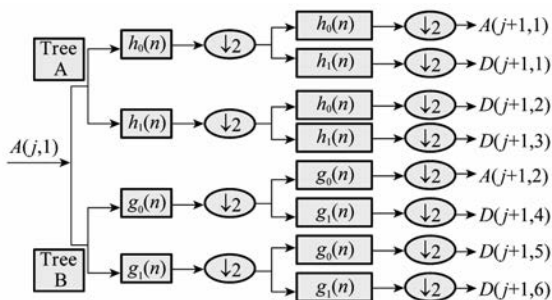


图 1 二维双树复小波变换的分解结构

## 2 基于双树复小波变换和 SURF 的图像配准算法原理与步骤

### 2.1 特征点检测

特征点是图像配准的关键,所提取特征点的质量将直接影响配准的精度和效率。SURF 算法的特征点检测采用快速 Hessian 矩阵检测算法。与 SIFT 算法相比,其运算速度有了较大的改进,且对图像旋转、平移、缩放和噪声具有较好的鲁棒性。

对于图像  $I(x, y)$  中的某一点  $X=(x, y)$ ,在尺度  $\sigma$  上的 Hessian 矩阵<sup>[11]</sup>定义为

$$\mathbf{H}(X, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X, \sigma) & L_{xy}(X, \sigma) \\ L_{xy}(X, \sigma) & L_{yy}(X, \sigma) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中,  $L_{xx}(X, \sigma)$ 、 $L_{xy}(X, \sigma)$  和  $L_{yy}(X, \sigma)$  分别表示高斯二阶微分  $\frac{\partial^2}{\partial x^2}g(\sigma)$ 、 $\frac{\partial^2}{\partial x \partial y}g(\sigma)$  和  $\frac{\partial^2}{\partial y^2}g(\sigma)$  在点  $X$  处与图像  $I$  卷积的结果,其中  $g(\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$ 。

文献[11]采用盒滤波来近似高斯滤波,如图 2 所示。该算法在与图像做卷积运算时,其计算量与滤波器的大小无关,因此能提高计算速度。图 2 第一行  $x$ 、 $y$  和  $xy$  3 个方

向的离散二阶高斯导数分别用  $L_{xx}$ 、 $L_{yy}$  和  $L_{xy}$  表示;而  $D_{xx}$ 、 $D_{yy}$  和  $D_{xy}$  则表示第二行中  $x$ 、 $y$  和  $xy$  3 个方向的加权盒滤波器。

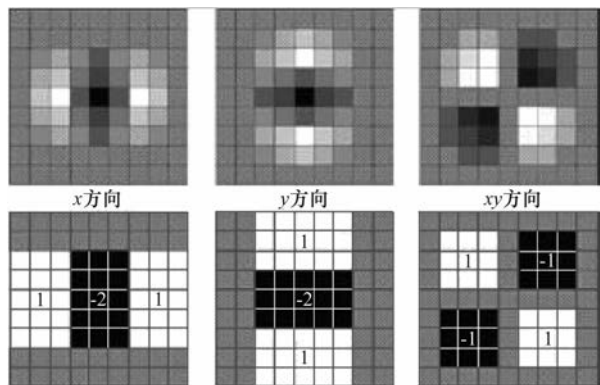


图2 利用盒滤波器来近似高斯滤波器

计算 Hessian 矩阵行列式  $\det(\mathbf{H})$  的近似估计公式<sup>[11]</sup>为

$$\det(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (0.99D_{xy})^2 \quad (3)$$

根据式(3)中行列式值的符号判断检测的点是否为局部极值点。仅当行列式值为正数时,该点为局部极值点。

## 2.2 特征点描述与匹配

分别依据参考图像及待配准图像特征点邻域信息生成特征描述子,然后据此判断两幅图像检测出来的特征点是否为同名点。生成特征描述子的主要过程如下:

**步骤1** 首先给特征点分配主方向,以确保特征向量具有旋转不变性。以特征点为中心,半径为  $6\sigma$  ( $\sigma$  为特征点的尺度)的圆形区域为邻域,计算图像 Harr 小波响应值。对张角为  $\pi/3$  的扇形滑动窗口内的 Harr 小波响应值进行累加,取最大累加值所对应的方向作为特征点主方向。

**步骤2** 特征提取区域是以特征点为中心,边长为  $20\sigma$  的正方形区域。再沿特征点主方向将该区域划分成  $4 \times 4$  个大小为  $5 \times 5$  子区域。每一个子区域内所提取的特征向量为

$$\mathbf{v} = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$$

式中,  $d_x$ 、 $d_y$  分别代表水平方向和垂直方向的 Harr 小波响应值。

**步骤3** 将所有子区域的特征串接成一个  $4 \times 4 \times 4 = 64$  维的特征向量。为减少光照的影响,对特征向量进行归一化,得到最终特征描述子。

根据上述特征描述子可完成特征点的匹配。由于图像匹配时存在大量的外点,使用最近邻次邻比值法来排除外点,特征向量的欧式距离作为两幅图像特征点的相似性度量。通过 kd 树的数据结构来完成搜索,搜索得到的某个特征点到最近邻特征点的距离为  $d_1$ ,其到次近邻特征点的距离为  $d_2$ ,如果其比值  $d_1/d_2 < T$  (阈值  $T$  通常取 0.7),则保留该特征点与其最近邻构成的匹配点对,作为正确匹配点对。

## 2.3 算法步骤与流程

SURF 算法虽然可以大幅提高 SIFT 算法的运算速度,

却存在较多的错误匹配点对<sup>[18]</sup>。为解决这一问题,本文提出一种基于双树复小波变换和 SURF 的图像配准算法,分别从两个方面进行改进:其一,在输入方面,利用双树复小波分解参考图像和待配准图像,由于低频部分包含了原始图像的大部分特征信息,而高频部分却夹杂了许多噪声,因此可以只取低频部分作为 SURF 算法的输入,这样减少了运算数据量,进一步提高了运算速度;其二,在输出方面,通过 SURF 算法对参考图像和待配准图像进行粗匹配,最近邻次近邻比值法得到的匹配点对中仍可能存在错误的匹配点对,因此结合 RANSAC<sup>[2]</sup> 算法进一步剔除误匹配点对,得到精确的匹配点对,并由此计算出图像间的几何变换模型参数,匹配精确度更高。

在计算图像间的几何变换模型参数时,假设两幅图像之间满足仿射变换关系<sup>[10]</sup>:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中,变换矩阵  $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $a_1$ 、 $a_2$ 、 $a_3$ 、 $a_4$ 、 $a_5$  和  $a_6$

为仿射变换参数;  $(x, y)$  和  $(x', y')$  分别表示参考图像和待配准图像的特征点坐标。通过调整变换矩阵  $\mathbf{M}$  中的各个参数,上述仿射变换可以实现尺度、平移、扭曲、伸缩和旋转等变形。

RANSAC 算法的原理是假设给定一组正确的数据,可以计算出符合这些数据的变换模型参数。基本过程如下:

**步骤1** 随机取出 3 组匹配点对组成一个样本,并计算出变换矩阵  $\mathbf{M}$  中的 6 个参数;

**步骤2** 对待配准图像中余下的匹配点依据变换矩阵  $\mathbf{M}$  变换后,计算出与其参考图像中候选匹配点间的距离  $D$ ,若距离  $D$  小于设定的阈值,则选取该点作为内点,否则为外点;

**步骤3** 重复选取样本,执行步骤 1 和步骤 2,最终选取包含内点数最多的一个点集;

**步骤4** 用步骤 3 点集中的匹配点对重新计算变换矩阵  $\mathbf{M}$ ,得到多数匹配点对满足的变换矩阵,剔除了不满足该变换关系的“外点”,减少了误匹配的影响。

最后,根据变换矩阵  $\mathbf{M}$  的各个参数,通过对待配准图像进行几何变换后,所得出的像素坐标位置可能不在整数像素坐标上,因此需采用灰度插值方法估算该像素值,实现图像的配准。本文采用双线性插值法,该方法考虑了直接邻近点对待插值点灰度的影响,能够取得较满意的插值效果。

综上所述,算法的具体步骤描述如下:

**步骤1** 输入参考图像和待配准图像;

**步骤2** 分别对参考图像和待配准图像进行双树复小波分解;

**步骤 3** 对两幅图像经双树复小波分解后的低频部分(该低频部分由实部和虚部构成),利用 SURF 算法提取特征点,并进行粗匹配;

**步骤 4** 采用 RANSAC 算法对粗匹配结果进行提纯,剔除误匹配点对,同时计算参考图像与待配准图像的几何变换模型;

**步骤 5** 根据变换模型参数,对待配准图像进行几何变换,经双线性插值确定灰度,最终实现图像的配准。

本文算法的流程图如图 3 所示。

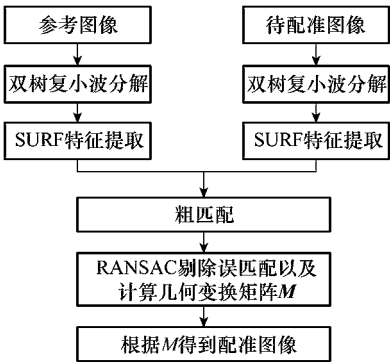


图 3 算法流程图

3 实验结果与分析

针对本文提出的基于双树复小波变换和 SURF 的图像配准算法,采用大量图像进行了图像配准实验,并将本文提出的方法与现有的 SIFT 算法、SURF 算法等两种相关算法进行了比较,对其匹配性能和各种抗干扰能力,进行了定量评价与分析。算法运行环境为:CPU 为 Intel core i3, 2.27 GHz,内存为 2 GB 的 PC 机,32 位 Win7 操作系统,Matlab 版本为 Matlab 7.8.0(R2009a)。

图 4 为利用 RANSAC 算法剔除误匹配点对前后的图像。图 4(a)为粗匹配图像,存在着一些明显的错误匹配点对,图 4(b)为采用 RANSAC 算法处理后的精匹配图像,可以看到其中一部分错误匹配点对已被剔除,匹配精度必然明显提高。

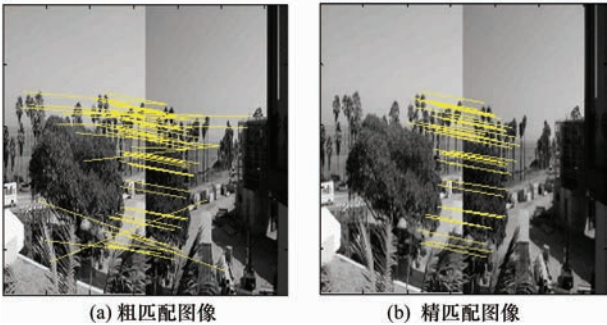


图 4 剔除误匹配点对前后的图像

为了便于对比分析,现以下面 5 组图像为例,对本文提出的基于双树复小波变换和 SURF 的图像配准算法的配准

效果加以说明。采用匹配正确率(correct matching rate, CMR)作为一种客观评价指标来衡量算法的匹配性能,CMR 的值越大,匹配性能越好,CMR 定义如下:

CMR = N<sub>c</sub>/N (5)

式中,N<sub>c</sub> 为最终正确的匹配点对数目(本文采用提纯后的匹配点对数目);N 为待配准图像中所提取的特征点的数目。两者的比值可以衡量匹配能力的强弱。为了便于评价两幅图像的配准精度,本文采用两幅图像特征点对应坐标的均方根误差(root-mean-square error, RMSE)来衡量配准后图像与参考图像之间的距离,均方根误差值越小,说明两者距离越小,配准精度越高,配准效果越好<sup>[15]</sup>。其计算公式如下:

RMSE = √(1/M ∑<sub>i=1</sub><sup>M</sup> || (x<sub>i</sub>, y<sub>i</sub>) - f(x'<sub>i</sub>, y'<sub>i</sub>) ||<sup>2</sup>) (6)

式中,x<sub>i</sub> 和 y<sub>i</sub> 分别为参考图像中匹配点的横纵坐标;x'<sub>i</sub> 和 y'<sub>i</sub> 分别代表待配准图像中匹配点的横纵坐标;f(·) 表示仿射变换模型;M 为最终匹配点对的数目。

图 5 为 5 组测试图像,第 5 组图像为大幅面遥感图像。表 1 给出了匹配运算时间(此处的匹配运算时间已经加上双树复小波分解时间),表 2 列出了待配准图像中所提取的特征点的数目、采用 RANSAC 算法处理后的所有匹配点对数目及匹配正确率,配准精度评价指标(均方根误差)如表 3 所示。由表 1 可知,SURF 算法的运算速度比 SIFT 算法快近两倍,而本文算法比 SURF 算法的匹配速度又进一步提高了约 15%。这是因为低频部分集中了原始图像的主要能量且抑制了高频噪声,是图像的主体部分,高频部分则含有大量噪声和部分细节纹理,所以低频部分是原始图像去掉一些干扰、细节的部分。这样两幅图像在低频全局特征更加相似,降低了噪声等影响,使得算法具有一定的鲁棒性;同时匹配运算规模大大降低,提高了算法的运算效率,减少了运算时间。虽然本文算法与 SURF 算法相比多进行了双树复小波变换,然而,本文算法只取低频部分进行 SURF 匹配,与采用整幅图像进行 SURF 匹配相比,由此所节省的时间远大于因多进行双树复小波分解所耗费的时间。以图 5 第 5 组大小为 1 600×1 800 的大幅面遥感图像为例,双树复小波分解时间为 5.12 s,SIFT 算法和 SURF 算法的运行时间分别为 560.514 s 和 180.583 s,而本文算法的时间为 148.742 s(加上双树复小波分解时间),减少了约 21.6%。可见本文算法对大幅面图像仍具有速度优势。

表 1 匹配运算时间 s

图像标号	图像大小	SIFT 算法	SURF 算法	本文算法
(a)(b)	236×326	5.291 21	2.262 01	1.903 21
(c)(d)	256×256	4.267 30	2.012 41	1.731 61
(e)(f)	240×256	4.256 24	2.168 41	1.965 61
(g)(h)	256×256	5.350 84	2.059 21	1.716 01
(g)(h)	1 600×1 800	560.514	180.583	148.742



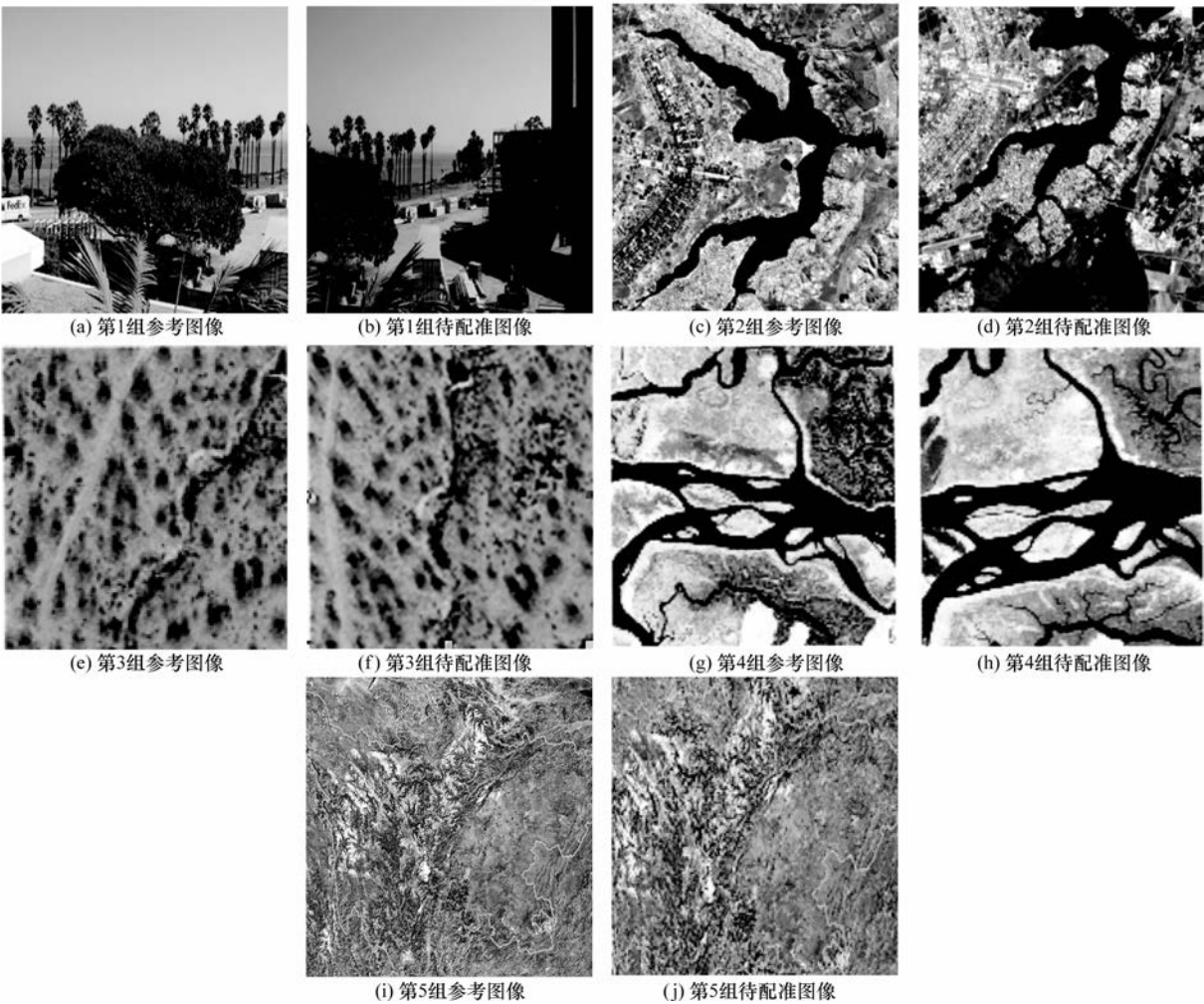


图 5 5 组测试图像

表 2 特征点对和匹配正率

配准算法	第 1 组图(a)(b)		第 2 组图(c)(d)		第 3 组图(e)(f)		第 4 组图(g)(h)	
	$N_c/N$	CMR	$N_c/N$	CMR	$N_c/N$	CMR	$N_c/N$	CMR
SIFT 算法	172/748	22.99%	14/1 098	1.28%	101/788	12.82%	57/695	8.20%
SURF 算法	35/168	20.83%	11/281	3.91%	43/234	18.38%	27/257	10.50%
本文算法	16/61	26.63%	6/56	10.72%	15/69	21.74%	8/63	12.70%

由表 2 可以看出,SIFT 算法的匹配正率比 SURF 算法高,而本文算法的匹配正率最高;从表 3 可知本文算法的 RMSE 明显小于其他两种算法,配准精度最高。因为本文算法剔除了许多错误的匹配点对,计算的几何变换模型参数更加精确,配准效果更好。

表 3 配准精度(均方根误差)

配准算法	第 1 组 图(a)(b)	第 2 组 图(c)(d)	第 3 组 图(e)(f)	第 4 组 图(g)(h)	第 5 组 图(i)(h)
SIFT 算法	0.723 7	0.648 6	0.583 4	0.621 0	0.406 3
SURF 算法	0.786 3	0.702 3	0.631 7	0.668 9	0.442 1
本文算法	0.590 2	0.532 0	0.516 9	0.453 6	0.358 7

图 6 为利用本文算法对图 5(d)进行配准后的图像以及拼接图像。从图 6 的配准图像和拼接图像可知,本文算法

取得了较为理想的配准效果。

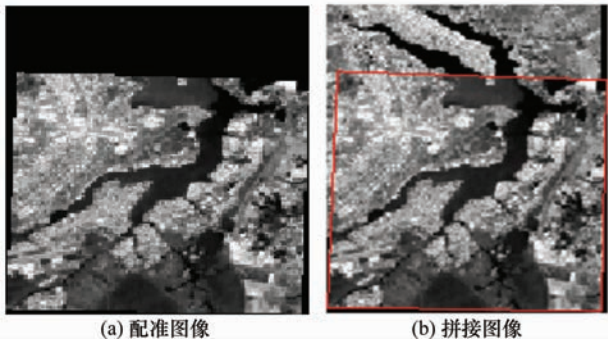


图 6 配准图像和拼接图像

下面从抗噪声、抗旋转和抗亮度变化 3 个方面比较 3 种算法的性能。

(1) 抗噪声能力分析

分别将方差 0.02、0.03、0.04、0.05 的高斯噪声加到图 5(b)中,与图 5(a)进行匹配,比较其匹配正确率,如表 4

表 4 3 种算法的抗噪声能力对比

配准算法	CMR(0)	CMR(0.02)	CMR(0.03)	CMR(0.04)	CMR(0.05)
SIFT 算法	172/748=22.99%	35/533=6.57%	21/506=4.15%	19/492=3.86%	11/476=2.31%
SURF 算法	35/168=20.83%	26/224=11.61%	24/225=10.67%	21/221=9.50%	19/245=7.72%
本文算法	16/61=26.23%	15/68=22.06%	11/59=18.64%	11/59=18.64%	9/63=14.29%

(2) 抗旋转能力分析

为了检测 3 种算法的抗旋转能力,将图 5(b)分别旋转 0°、30°、45°、90°,然后将图 5(a)分别与 4 幅旋转后的待配准图像进行匹配,分析 3 种算法的抗旋转能力,详细对比结果

表 5 3 种算法的抗旋转能力对比

配准算法	旋转 0°(CMR)	旋转 30°(CMR)	旋转 45°(CMR)	旋转 90°(CMR)
SIFT 算法	172/748=22.99%	138/819=16.85%	119/869=13.69%	171/745=22.95%
SURF 算法	35/168=20.83%	29/194=14.95%	19/178=10.67%	28/150=18.67%
本文算法	16/61=26.23%	15/88=17.05%	12/82=14.63%	15/60=25.00%

(3) 抗亮度变化能力分析

对图 5(b)进行处理,构造中、低、高 3 种不同亮度的图像。其中,图 5(b)为中亮度图像,低亮度图像是由图 5(b)将亮度降低一半所得,高亮度图像则由图 5(b)将亮度提高一倍所得。然后将图 5(a)分别与这 3 种亮度图像进行匹配,分析 3 种算法的抗亮度变化能力,详细对比结果如表 6 所示。由表 6 可知,在不同的亮度条件下,本文算法保持着较高的正确匹配率,匹配点对的数目变化较小。由此可以得出:3 种算法在抗亮度变化能力方面都比较好,正确匹配率变化不大,本文算法匹配点对相对变化小,抗亮度变化能力最优。

表 6 3 种算法的抗亮度变化能力对比

配准算法	亮度低(CMR)	亮度中(CMR)	亮度高(CMR)
SIFT 算法	113/588= 19.21%	172/748= 22.99%	163/754= 21.61%
SURF 算法	21/114= 18.42%	35/168= 20.83%	34/175= 19.43%
本文算法	10/48= 20.83%	16/61= 26.23%	14/57= 24.56%

4 结 论

本文首先充分利用双树复小波变换的近似平移不变性、良好方向选择性、计算效率高等优点,以达到对图像多尺度多方向分解的目的,分解后的低频部分保留着原始图像的绝大部分信息。然后利用 SURF 算法对分解后的低频部分进行粗匹配,再通过 RANSAC 算法剔除错误的匹配点对,计算出几何变换模型参数,实现图像的配准。通过多组不同图像的测试,得到了相应的匹配时间、匹配正确率和均方根误差,以及配准后的图像,分析了 3 种算法的抗噪声、

所示。从表 4 可知,随着噪声方差的增大,3 种算法的匹配正确率逐渐降低,本文算法变化幅度变化最小,SURF 算法次之,且提取的特征点数目稳定。故而本文算法抗噪声性能比 SURF 算法和 SIFT 算法都好,SIFT 算法受噪声变化影响最大。

如表 5 所示。由表 5 可知,3 种算法的抗旋转能力相差较小,且旋转 90°的图像匹配效果优于旋转 45°的图像。本文算法的匹配正确率、匹配点对数目变化幅度不大,抗旋转能力优于 SIFT 算法和 SURF 算法。

抗旋转及抗亮度变化能力。大量实验结果表明,本文算法比 SIFT 算法和 SURF 算法的运算速度更快,匹配正确率和配准精度更高。同时,在抗噪声、抗旋转和抗亮度变化性能方面优于 SIFT 算法和 SURF 算法。本文算法是一种快速准确、行之有效的图像配准算法。

参考文献:

[1] Wang P Q, Zhang G, Wang P, et al. A coarse-to-fine matching algorithm for FLIR and optical satellite image registration[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(4): 599–603.

[2] Troglio G, Le Moigne J, Benediktsson J A, et al. Automatic extraction of ellipsoidal features for planetary image registration[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(1): 95–99.

[3] Misra I, Moorthi S M, Dhar D, et al. An automatic satellite image registration technique based on harris corner detection and random sample consensus (RANSAC) outlier rejection model[C]//*Proc. of the Recent Advances in Information Technology*, 2012: 68–73.

[4] Bouchafa S, Zavidovique B. Efficient cumulative matching for image registration[J]. *Image and Vision Computing*, 2006, 24(1): 70–79.

[5] Dufournaud Y, Schmid C, Horaud R. Image matching with scale adjustment[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2004, 93(2): 175–194.

[6] Chen Z G, Yin F C, Sun F. Registration technique for high-resolution remote sensing images based on nonsubsampling contourlet transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(10): 2744–2748. (陈志刚, 尹福昌, 孙孚. 基于非采样 Contourlet 变换高分辨率遥感图像配准[J]. *光学学报*, 2009, 29(10): 2744–2748.)

[7] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60

- (2): 91-110.
- [8] Yan K, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C]// *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004: 511-517.
- [9] Wen G J, Lv J J, Yu W X. A high performance feature matching method for image registration by combining spatial and similarity information[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(4): 1266-1277.
- [10] Liang D, Yan P, Zhu M, et al. Remote sensing image registration algorithm based on SIFT and NSCT[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(5): 1083-1088. (梁栋, 颜普, 朱明, 等. 一种基于 NSCT 和 SIFT 的遥感图像配准算法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(5): 1083-1088.)
- [11] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: speeded up robust features[C]// *Proc. of the 9th European Conference on Computer Visio*, 2006: 404-417.
- [12] Wang X M, Zeng Q H, Xiong Z, et al. Speeded up scene matching algorithm based on inertial navigation characteristics[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(9): 2055-2059. (王先敏, 曾庆化, 熊智, 等. 结合惯性导航特性的快速景象匹配算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(9): 2055-2059.)
- [13] Chen B, Zhao Y G, Li X. Scene matching based on speeded up robust features [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(11): 2714-2718. (陈冰, 赵亦工, 李欣. 基于快速鲁棒性特征的景象匹配[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(11): 2714-2718.)
- [14] Li Q L, Wang G Y, Liu J G, et al. Robust scale-invariant feature matching for remote sensing image registration[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(2): 287-291.
- [15] Zhang R J, Zhang J Q, Yang C. Image registration approach based on SURF[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2009, 38(1): 160-165. (张锐娟, 张建奇, 杨翠. 基于 SURF 的图像配准方法研究[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(1): 160-165.)
- [16] Ding N N, Liu Y Y, Zhang Y, et al. Fast image registration based on SURF-DAISY algorithm and randomized kd trees[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2012, 23(7): 1395-1402. (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.)
- [17] Kingsbury N. The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filters[C]// *Proc. of the 8th IEEE Digital Signal Processing Workshop*, 1998: 86-89.
- [18] An M, Jiang Z G, Zhao D P. High speed robust image registration and localization using optimized algorithm and its performances evaluation[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2010, 21(3): 520-526.

## 作者简介:

吴一全(1963-),男,教授,博士研究生导师,主要研究方向为遥感图像处理与分析、目标检测与识别、智能信息处理。

E-mail: nuaaimage@163.com

陶飞翔(1990-),男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、遥感图像配准。

E-mail: tfxtfx@163.com

曹照清(1989-),女,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、遥感图像配准。

E-mail: caozhaoqing1989@163.com