doi:10.11887/j.cn.201903009 http://journal.nudt.edu.cn

超图约束和改进归一化互相关方法相结合的图像配准算法*

朱 明[1,2],姚 强[1],唐 俊[1],张 艳[1]
(1. 安徽大学 电子信息工程学院,安徽 合肥 230601;
2. 偏振光成像探测技术安徽省重点实验室,安徽 合肥 230031)

摘 要:为提高图像配准算法的精度和适应能力,将超图约束和改进归一化互相关方法应用于图像配准。利用Hessian-Affine检测得到的仿射不变区域代替固定窗口来改进归一化互相关方法,获得初始匹配点对;通过马氏距离计算超边间的相似度,采用超图约束计算匹配分数对匹配对进行排序;利用分数高的部分匹配点对初始化变换矩阵,通过过滤匹配对来循环更新得到最优变换矩阵实现配准。实验结果表明,该方法具有较好的匹配和剔除错误匹配的效果,在不同类型的图像配准中也有较好的配准效果。

关键词:图像配准;超图;仿射不变;马氏距离
中图分类号:TP391 **文献标志码**:A **文章编号**:1001-2486(2019)03-050-06

Image registration algorithm with hypergraph constraint and improved normalized cross correlation method

ZHU Ming[1,2], *YAO Qiang*[1], *TANG Jun*[1], *ZHANG Yan*[1]
(1. School of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China;
2. Key Laboratory of Polarization Imaging Detection Technology in Anhui Province, Hefei 230031, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and adaptability of image registration algorithm, the hypergraph constraint and the improved NCC (normalized cross correlation) were applied to image registration. The proposed algorithm used the Hessian-Affine detection affine invariant region instead of the fixed window to improve the NCC method and obtained the initial matching point pairs. The similarity degrees between the hyperedges of hypergraph were calculated by Martensitic distance, and the matching scores of the matching pairs calculated by hypergraph constraint were used to sort the matching pairs. The transformation matrix was initialized with some matching points of higher matching scores, and was circularly updated by filtering matching pairs to get the optimal transformation matrix, which was used to implement registration. Experimental results show that the proposed method has better performance in matching and rejecting mismatch, and it also has better registration performance in different types of image registration.

Keywords: image registration; hypergraph; affine invariance; Mahalanobis distance

图像配准是对不同时间、不同视角、不同来源的两幅或多幅图像进行空间几何变换,使得各个图像中相同场景在几何上对准的过程。图像配准是图像处理一个重要的基础问题,是诸多应用,如目标跟踪检测、目标识别、对地观测、安全监控、智能交通、医学成像等的先决条件[1]。

图像配准方法基本上可以分为基于区域和基于特征两大类。基于区域的配准方法是直接利用像素点的灰度值来确定待配准图像之间的几何变换关系,这类方法充分利用了图像所包含的信息,不需要提取图像的特征,而是直接利用其灰度信息,因此能提高估计的精度和鲁棒性,但由于需要计算匹配点周围区域点的灰度信息,因此存在计算量大、速度较慢等问题。基于特征的配准方法是目前应用最为广泛的方法,其优点是能够将对整个图像的分析转化为对特征的分析,极大地减小了运算量,并且对灰度变化、图像变形和遮挡等都有较好的适应能力[2-6]。Pei等[7]将图像进行分割形成包含不同数量角点的局部区块,对密集角点区域进行筛选,提高了图像配准的效率和精度。Kang等[8]提出了结合互信息和角点检测的图像配准算法,该方法利用互信息作为特征点粗匹配的相似准则,然后采用随机抽样一致性(RANdom SAmple Consensus, RANSAC)算法消除

* **收稿日期**:2018-04-16
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61501003,61401001,61772032,61672032);偏振光成像探测技术安徽省重点实验室开放课题资助项目(2016-KFJJ-002)
作者简介:朱明(1984—),男,安徽五河人,讲师,博士,E-mail: zhuming@ahu.edu.cn

误匹配进行配准。文献[9]提出了一种基于最近邻图结构的图形变换(Graph Transformation Matching, GTM)配准算法,该算法使用最近邻约束策略构造待配准特征的局部邻近结构作为特征描述方法来剔除错误匹配对,但可能会因为相同邻域结构的错误匹配点的存在,而无法完全剔除错误匹配点对。文献[10]对 RANSAC 算法进行了改进,提出了一种改进样本一致性(Fast Sample Consensus, FSC)配准算法,该算法利用不同均方根误差获得不同正确匹配率的样本子集,从高正确率的样本子集中得到全局变换模型剔除低正确率的样本子集中的错误匹配进行配准,它与 RANSAC 算法一样都过于依赖随机样本的选择。文献[11]提出了一种特征点对齐度准则,并基于该准则进行图像配准,该方法首先提取特征点的角度信息,然后计算特征点对之间的对齐度,从而得到最终的匹配对进行配准,这样不仅计算量大,而且出格点的存在会影响该方法的配准精度。

为提高图像配准的精度和配准方法的适应能力,本文提出了超图约束和改进归一化互相关方法相结合的图像配准算法。

1　初始匹配

1.1　Hessian-Affine 特征

Hessian-Affine 特征检测算子是 Mikolajczyk 等在文献[12 - 13]中提出和完善的。Hessian-Affine 特征检测算子是基于图像上某点的 Hessian 矩阵进行兴趣点计算,选择在多尺度下 Hessian 矩阵行列式具有局部最大的兴趣点。在每个独立的尺度下,得到一系列对旋转、尺度、平移、亮度改变稳定的点,然后运用多尺度迭代算法进行空间定位和筛选尺度、仿射不变特征。该算子相对其他仿射不变算子而言,可以检测出更多特征区域且具有较高的准确性[14],因此可以有效解决图像配准中局部畸变等难题。

1.2　改进的 NCC 匹配算法

归一化互相关(Normalized Cross Correlation NCC)匹配方法通过比较两幅匹配图像在特征点上的归一化互相关系数来衡量匹配的程度,最大相关系数对应最佳匹配。在得到的特征点集合中,以每个特征点为中心,取一个$(2N+1)\times(2N+1)$大小的相关窗,设参考图像 I 中第 i 个特征点和输入图像(待配准图像)J 中第 j 个特征点对应的窗口像素的灰度值分别是 $I(x,y)$ 和 $J(x,y)$,通过式(1)归一化互相关函数计算两个特征点之间的 NCC 值进行特征点匹配。NCC 的值域为[-1,1],NCC 为 -1 时,表示两个相关窗口不相似;NCC 为 1 时,则表示两个窗口完全相同。

$$NCC(i,j)=\frac{\sum_{x=1}^{2N+1}\sum_{y=1}^{2N+1}[I(x,y)-\bar{I}][J(x,y)-\bar{J}]}{\sqrt{\sum_{x=1}^{2N+1}\sum_{y=1}^{2N+1}I^2(x,y)}\sqrt{\sum_{x=1}^{2N+1}\sum_{y=1}^{2N+1}J^2(x,y)}} \tag{1}$$

式中,$\bar{I}$ 和 $\bar{J}$ 代表两幅图像在对应窗口中所有像素点的平均值。由于 NCC 使用固定大小的窗口,若参考图像和输入图像之间存在部分形变和缩放,则两幅图像之间对应的正确特征点在固定尺寸窗口内的灰度信息会存在很大差异,求出的 NCC 值无法准确表达出对应特征点之间的相关性。利用 Hessian-Affine 仿射不变检测算子在多尺度空间上提取图像特征点,将特征点的邻域,即仿射协变区域,作为特征区域,描述为椭圆区域,建立椭圆区域与固定大小圆形的映射关系,从而将椭圆仿射区域正规化固定大小的矩形区域,所检测的仿射协变区域的形状能够自适应于图像几何形变、视角变化和亮度变化等,本文将正规化的矩形区域代替固定窗口,利用特征点间对应的仿射协变区域的灰度信息,通过归一化互相关的计算公式求取特征点之间的相关性,来提高匹配算法的鲁棒性。并且为了进一步提高匹配的精度,采用如下双向匹配策略进行匹配:假设(x_i,y_j)为输入图像 J 上的特征点,通过归一化求得的在参考图像 I 上与其最大系数的匹配点是(x_i',y_j'),再将(x_i',y_j')作为目标点进行反向匹配,在输入图像 J 上找到相对应的匹配点(x_i'',y_j'')。如果(x_i'',y_j'')与(x_i,y_j)为同一个特征点,则确定(x_i,y_j)和(x_i',y_j')为正确的匹配对,将改进算法称为 Hessian-Affine 归一化互相关(Hessian-Affine Normalized Cross Correlation, HNCC)算法。

设由 HNCC 算法得到的 I 和 J 的 s 个特征点分别为 $v_1,v_2,v_3,\cdots,v_s$ 和 $u_1,u_2,u_3,\cdots,u_s$,通过双向匹配策略可以较大程度地提高匹配正确率,但仍会存在一部分误匹配点,接下来仍需要剔除剩余错误匹配并在剩余的匹配点对中求解变换矩阵。

2　超图匹配理论

若任意一条边均连接两个以上的点,则称为超图,如果每条边均连接 $k(k\geqslant 3)$ 个点,则称该超图为 k 一致超图。相对于一般图来说,超图能很好地描述数据点间的多维关联信息[15-16]。

对于参考图像 I 与待配准图像 J，由三个特征点组成的三角结构的三个内角（如图 1 所示）中提取结构关系相似度信息，其中 $E^I_{i,j,k}=(v_i,v_j,v_k)$，$E^J_{i,j,k}=(u_i,u_j,u_k)$ 分别是图像 I 和 J 中 3 一致超图的边，$\{\theta^I_i,\theta^I_j,\theta^I_k\}$ 和 $\{\theta^J_i,\theta^J_j,\theta^J_k\}$ 分别是图像 I 与 J 中两个对应三角结构的内角。其中：$i=\{1,2,3,\cdots,s-2\}$，$j=\{i+1,i+2,i+3,\cdots,s-1\}$，$k=\{j+1,j+2,j+3,\cdots,s\}$。

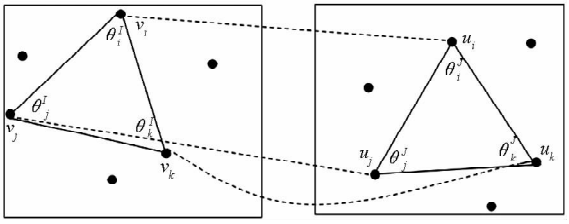


图 1 相似度计算模型

Fig. 1 Similarity calculation model

用对应三角结构的三个内角的正弦值来作为 3 一致超图的边 $E^I_{i,j,k}$ 和 $E^J_{i,j,k}$ 的特征向量描述符，分别为 $\boldsymbol{x}^I_{i,j,k}=[\sin(\theta^I_i),\sin(\theta^I_j),\sin(\theta^I_k)]$，$\boldsymbol{x}^J_{i,j,k}=[\sin(\theta^J_i),\sin(\theta^J_j),\sin(\theta^J_k)]$。在超图中各种结构组合的相似度通常是由张量来表示。式(2)给出了由张量 $\boldsymbol{H}$ 表示的三角结构组合之间的相似度。

$$\boldsymbol{H}_{i,j,k}=\begin{cases}\exp\left[-\dfrac{1}{\delta}d_M(\boldsymbol{x}^I_{i,j,k},\boldsymbol{x}^J_{i,j,k})\right], & |\theta^I_i-\theta^J_i|<\sigma_\theta,\\ & |\theta^I_j-\theta^J_j|<\sigma_\theta \text{ 且 } |\theta^I_k-\theta^J_k|<\sigma_\theta\\ 0, \text{其他}\end{cases} \tag{2}$$

其中，参数 δ 设置为 0.5，参数 σ_θ 用来控制匹配敏感度，其值越大，对应的三角结构所允许的形变就越大。张量 $\boldsymbol{H}$ 的值越大，则对应的三角结构越相似。另外，马氏度量是一种距离度量，其考虑了数据样本维度分量之间的相关性，即非平等地对待数据样本的各个维度分量，因而在实际应用中比欧氏度量有更好的识别、聚类和检索性能，因此本文采用马氏距离作为距离度量，$d_M(\boldsymbol{x}^I_{i,j,k},\boldsymbol{x}^J_{i,j,k})$ 表示向量 $\boldsymbol{x}^I_{i,j,k}$ 与 $\boldsymbol{x}^J_{i,j,k}$ 之间的马氏距离，定义为：

$$d_M(\boldsymbol{x}^I_{i,j,k},\boldsymbol{x}^J_{i,j,k})=\sqrt{(\boldsymbol{x}^I_{i,j,k}-\boldsymbol{x}^J_{i,j,k})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}^{-1}(\boldsymbol{x}^I_{i,j,k}-\boldsymbol{x}^J_{i,j,k})} \tag{3}$$

其中，$\boldsymbol{S}$ 为向量 $\boldsymbol{x}^I_{i,j,k}$ 与 $\boldsymbol{x}^J_{i,j,k}$ 的协方差矩阵。

3 基于超图约束的图像配准算法

根据式(2)得到每对三角结构的张量 $\boldsymbol{H}_{i,j,k}$ 值，进而求得 s 个特征点匹配对在正确可能性上的分数值：$Score(x)\in R^{1\times s}$，即当超边 $E^I_{i,j,k}=(v_i,v_j,v_k)$ 和 $E^J_{i,j,k}=(u_i,u_j,u_k)$ 表示的三角结构相似度的张量 $\boldsymbol{H}_{i,j,k}>\sigma_s$ 时：

$$Score(t)=Score(t)+\boldsymbol{H}_{i,j,k},t=\{(v_i,u_i),(v_j,u_j),(v_k,u_k)\} \tag{4}$$

其中，$\sigma_s\in(0,1)$，t 表示当前三角结构下的 3 个匹配对。

如果两对三角结构中的 3 个匹配对都正确，那么这两对三角结构的相似度较大，相应的各个匹配对的分数值就有较大的增幅；如果三角结构中存在错误匹配，那么得到的相似度值较小或者为 0，匹配对的分数值增加较小。在比较完所有的三角结构之后，得到的正确匹配对的分数值会高于错误匹配对的分数值。

所以，根据 $Score(x)$ 的值按从大到小的顺序对 s 对特征点对排序，得到 s 对匹配对集合：$C=\{c_1,c_2,\cdots,c_s\}$，其中 $c_i=(v_i,u_i)$ 为第 i 个匹配对，且 $Score(c_i)\geqslant Score(c_{i+1})$。选取集合 C 中前 4 个特征点对初始化正确匹配对集合 $C'=\{c_1,c_2,c_3,c_4\}$ 并求解图像变换矩阵，然后逐步判断集合 C 中剩余的匹配点对，并更新正确匹配对集合 C' 和变换矩阵 $\boldsymbol{T}$，具体步骤如下：

步骤 1：对参考图像 I 和待配准图像 J 中的 s 对特征点对，根据 $Score(x)$ 值从大到小排序，得到 s 对匹配对集合：$C=\{c_1,c_2,\cdots,c_s\}$。

步骤 2：用集合 C 的前 k 个匹配对初始化正确匹配对集合 C'，初始化 $k=4$。

步骤 3：检验集合 C 中第 $k+1$ 个匹配对，根据正确匹配对集合 C' 求变换矩阵 $\boldsymbol{T}$，对集合 C 中在待配准图像 J 的第 $k+1$ 个特征点做变换，得到待检验点在参考图像 I 上的坐标，利用均方根误差选择是否剔除此匹配点对，如果所得均方根误差小于容错误差，则加入集合 C'，并更新 $k=k+1$。

步骤 4：判断是否检验完集合 C 中剩余的 $s-k$ 个匹配对，若 $k<s$，则转到步骤 3，若 $k=s$，则结束，并返回最终的变换矩阵。

步骤 5：通过双线性插值对待配准图像进行重采样，最终实现配准。

4 实验及结果分析

实验图像共有 4 组，如图 2 所示，左边为参考图像，右边为待配准图像，第一组图 2(a) 和第二组图 2(b) 是来自 Mikolajczyk 测试数据集的“wall”和“graf”，两组均为不同视角下的旋转和尺度变换图像，并且包含不同形式的重复纹理。第三组

图 2(c)是不同视点拍摄的同一地点的遥感图像,第四组图 2(d)是两幅尺寸不同而且存在较大角度差异的遥感图像。



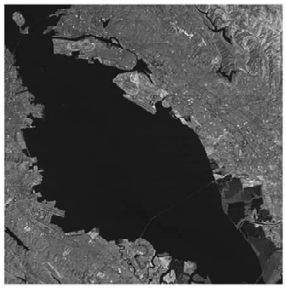
(a) 第一组“wall”图像

(a) The first set of “wall” images



(b) 第二组“graf”图像

(b) The second set of “graf” images



(c) 第三组遥感图像

(c) The third set of remote sensing image



(d) 第四组遥感图像

(d) The fourth set of remote sensing image

图 2　实验图像

Fig. 2　Experimental images

在初始匹配中,NCC 归一化互相关匹配和改进得到的 HNCC 匹配方法在四组实验图像上的匹配效果用 *Precision* 作为评价指标。该指标直观反映出匹配方法的有效性,*Precision* 定义如下:

$$Precision = N_c/(N_c + N_f) \tag{5}$$

其中,N_c 是指正确匹配对的数目,N_f 是指错误匹配对的数目。*Precision* 值越大,则匹配效果越好。

在四组图像提取的特征点中,随机选择部分特征点作为 NCC 与 HNCC 算法的匹配特征点,两种方法关于 *Precision* 的实验对比结果如图 3所示。

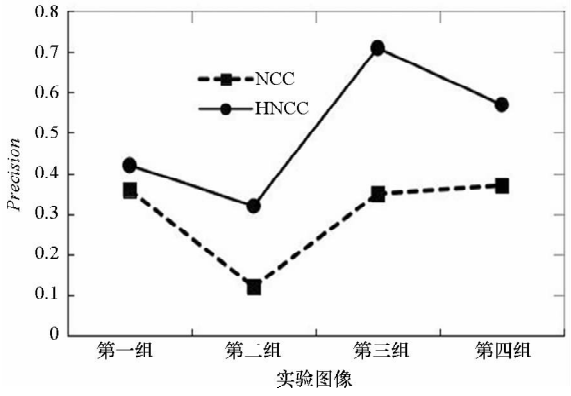


图 3　NCC 和 HNCC 算法关于 *Precision* 的性能对比

Fig. 3　Comparison of NCC and HNCC algorithms on *precision* performance

配准算法的一个性能评价指标采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE),其值越小表明配准效果越好。均方根误差是各个误差平方和的平均值的开方,计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\left[(x_1^k - a_1x_2^k - b_1y_2^k - c_1)^2 + (y_1^k - a_2x_2^k - b_2y_2^k - c_2)^2\right]} \tag{6}$$

其中,(x_1^k, y_1^k) 和 (x_2^k, y_2^k) 分别是两幅图像中第 k 对匹配点,K 是所有匹配点对的数目。

对图像配准精度的另一个指标采用归一化互信息(Normalized Messure of mutual Information, NMI),它是一个重要的全局指标,由 Studholme 等[17]提出,其值越大则表明图像配准的效果越好,其中 NMI 的最大值为 2。

为了验证文中配准算法的有效性,使用图 3 中 HNCC 算法的匹配结果作为初始匹配的输出,将本文配准算法与 RANSAC 算法剔除误匹配算法、GTM 算法、FSC 算法进行比较,其中对于求解图像变换矩阵的方法均采用最小二乘法,变换模型选择射影变换(projection transform)模型。上述几种算法重复 100 次在均方根误差上的平均值取得的对比结果和在 NMI 上的平均值对比结果如表 1 所示。

由图 3 知,改进得到的 HNCC 算法在四组图像中的匹配准确率均高于 NCC 方法,因此 HNCC 算法匹配性能最好。由表 1 可知,在相同的初始匹配情况下,本文算法能够在几种算法的对比中取得最

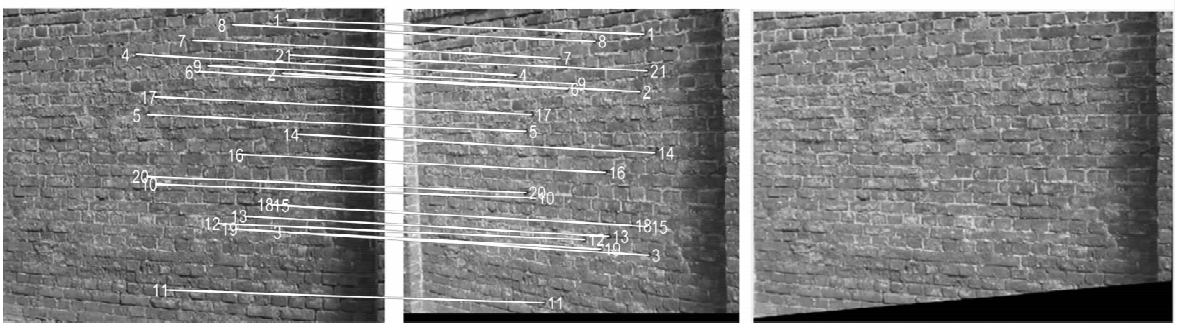
低的均方根误差和最高的 NMI 值。在实验中,虽然 HNCC 算法极大地提高了初始匹配正确率,但由于在初始匹配中使用的特征点是从提取的特征点集合中随机选取一部分得到的,所以在各组图像上得到的初始匹配对中错误匹配所占的比例会比较高,尤其是在第二组实验图像中,图像形变较大,正确匹配对所占的比例非常低,正确率仅为 0.32。在这种情况下,RANSAC、GTM 和 FSC 方法配准失败,而本文算法不仅能成功配准,而且效果较好。实验中导致配准失败的原因是无法全部剔除错误的匹配,而本文算法则可以完全剔除错误的匹配。图 4 为四组图像在本文算法下的匹配和配准结果。

表 1 几种算法配准精度对比

Tab. 1 Several algorithms′ registration accuracy comparison

方法	第一组图像		第二组图像		第三组图像		第四组图像	
	RMSE	NMI	RMSE	NMI	RMSE	NMI	RMSE	NMI
RANSAC 算法	0.993 8	1.115 0	–	–	0.866 8	1.245 0	0.819 3	1.260 9
GTM 算法	–	–	–	–	–	–	–	–
FSC 算法	0.953 0	1.115 9	–	–	0.886 3	1.249 7	0.835 0	1.259 9
本文算法	0.727 4	1.116 1	<0.000 1	1.046 9	0.784 7	1.251 6	0.460 5	1.262 3

注:“ – ”代表配准失败。



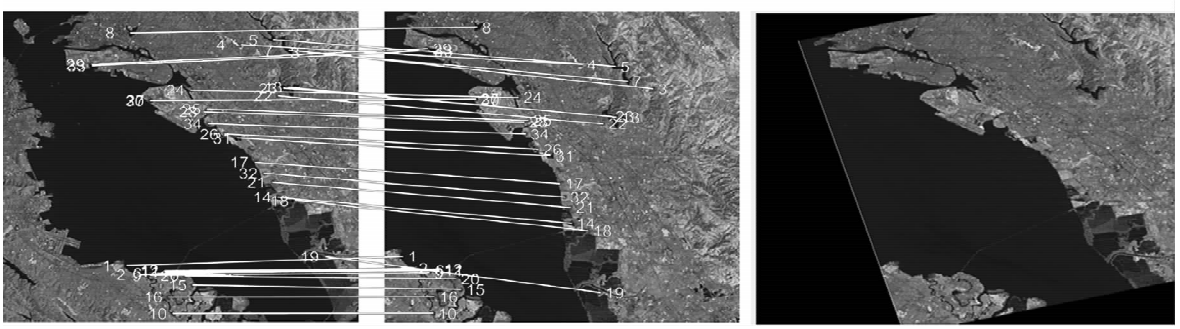
(a) 第一组图像匹配及配准结果

(a) Results of matching and registration results of the first set of image



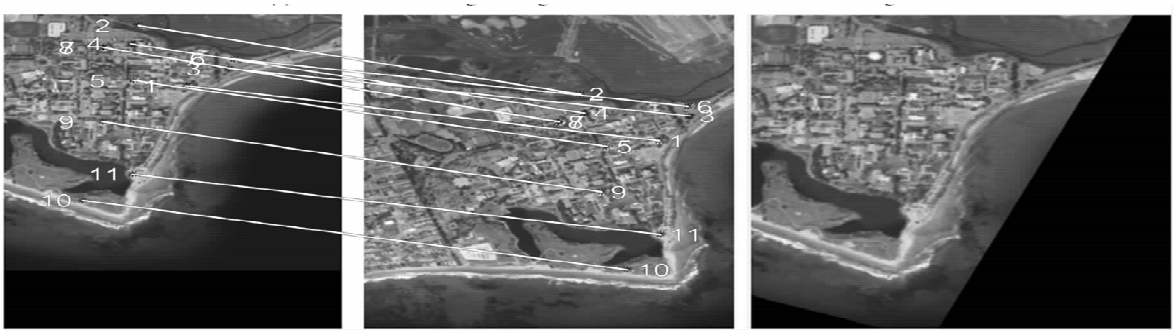
(b) 第二组图像匹配及配准结果

(b) Results of matching and registration results of the second set of image



(c) 第三组图像匹配及配准结果

(c) Results of matching and registration results of the third set of image



(d) 第四组图像匹配及配准结果

(d) Results of matching and registration results of the fourth set of image

图 4　本文算法在实验图像上的匹配和配准结果

Fig. 4　Results of matching and registration of the algorithm in the experimental image

5　结论

针对各场景中的图像配准问题,提出了超图约束和改进归一化互相关方法相结合的 HNCC 算法。实验结果表明,HNCC 算法有较好的匹配效果,配准方法具有较高的配准精度和适应能力,且对于形变较大的图像也有很好的配准效果。

参考文献(References)

[1] Zitová B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977 – 1000.

[2] Meng F Y, Li X, Pei J H. A feature point matching based on spatial order constraints bilateral-neighbor vote [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 21(11): 4160 – 4171.

[3] Jiang J, Shi X L. A robust point-matching algorithm based on integrated spatial structure constraint for remote sensing image registration [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(11): 1716 – 1720.

[4] Kahaki S M M, Nordin M J, Ashtari A H, et al. Invariant feature matching for image registration application based on new dissimilarity of spatial features[J]. PloS One, 2016, 17(3): e0149710.

[5] Zhu X, Ma W P, Hou B, et al. SAR image registration based on multifeature detection and arborescence network matching[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(5): 706 – 710.

[6] Ma W P, Wu Y, Zheng Y F, et al. Remote sensing image registration based on multifeature and region division[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(10): 1680 – 1684.

[7] Pei Y J, Wu H, Yu J, et al. Effective image registration based on improved harris corner detection[C]//Proceedings of International Conference on Information Networking and Automation, 2010: 93 – 96.

[8] Kang J, Xiao C B, Deng M K, et al. Image registration based on harris corner and mutual information[C]//Proceedings of International Conference on Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology, 2011: 3434 – 3437.

[9] Aguilar W, Frauel Y, Escolano F, et al. A robust graph transformation matching for nonrigid registration[J]. Image Vision Computing, 2009, 27(7): 897 – 910.

[10] Wu Y, Ma W P, Gong M G, et al. A novel point-matching algorithm based on fast sample consensus for image registration[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(1): 43 – 47.

[11] 葛永新, 杨丹, 张小洪. 基于特征点对齐度的图像配准方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(2): 425 – 428.
GE Yongxin, YANG Dan, ZHANG Xiaohong. A new method for image registration based on alignment metric of feature points[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(2): 425 – 428. (in Chinese)

[12] Mikolajczyk K, Schmid C. An affine invariant interest point detector[C]//Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision, 2002: 128 – 142.

[13] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63 – 86.

[14] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, et al. A comparison of affine region detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 65(1/2): 43 – 72.

[15] Zass R, Shashua A. Probabilistic graph and hypergraph matching[C]//Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, 2008.

[16] Lee J, Cho M, Lee K M. Hyper-graph matching via reweighted random walks [C]//Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, 2011: 250 – 254.

[17] Studholme C, Hill D L G, Hawkes D J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(1): 71 – 86.