

# 拓扑结构引导的遥感影像匹配外点去除算法

杨威<sup>1,2\*</sup>, 曹金山<sup>3</sup>, 张欢<sup>3</sup>, 周向阳<sup>1</sup>

<sup>1</sup>武昌首义学院信息科学与工程学院, 湖北 武汉 430064;

<sup>2</sup>武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079;

<sup>3</sup>湖北工业大学计算机学院, 湖北 武汉 430068

**摘要** 遥感影像特征匹配中,仅采用特征描述符相似性度量导致存在大量的外点,需对初始匹配结果进行可靠外点去除,提升特征匹配及变换参数估计的准确性。针对该问题,提出了一种拓扑结构引导的简单有效的遥感影像特征匹配外点去除算法。首先,充分挖掘匹配点对的潜在拓扑几何约束关系,设计了局部及全局外点过滤策略。利用对应点对邻域一致性,即正确匹配点对的邻域点对满足集中对应,通过一次局部过滤,剔除所有不满足该条件的外点。进而,通过随机采样假设验证,利用空间顺序约束及仿射面积比约束进行全局过滤。然后,利用局部优化策略对获得的最大一致内点集合进行修正,实现对几何变换参数的准确估计和可靠的外点去除。最后,采用空间网格划分方法进行模型细化与匹配点对增量,进一步提升了遥感影像匹配性能。实验结果证明,与 7 种主流外点去除方法(NBCS、LPM、LLT、VFC、GMT、SOCBV、RANSAC)相比,所提算法性能更优,尤其对于复杂条件包括低内点率、较大尺度及视点变化等情况,可以获得更加稳定的匹配精度。

**关键词** 图像匹配; 外点去除; 拓扑结构; 局部优化; 网格划分

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1828002

## Topological Structure-Guided Outlier Removal Algorithm for Remote Sensing Image Matching

Yang Wei<sup>1,2\*</sup>, Cao Jinshan<sup>3</sup>, Zhang Huan<sup>3</sup>, Zhou Xiangyang<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Information Science and Engineering, Wuchang Shouyi University, Wuhan 430064, Hubei, China;

<sup>2</sup>State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, Hubei, China;

<sup>3</sup>School of Computer Science, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, Hubei, China

**Abstract** In remote sensing image feature matching, only using feature descriptor similarity measurements results in a large number of outliers. It is important to remove reliably outliers from the initial matching results for improving the accuracy of feature matching and transformation parameter's estimation. To solve this problem, a simple and effective outlier removal algorithm for remote sensing image feature matching guided by topology is proposed. The potential topological geometric constraints of matching point pairs were completely exploited, and the local and global outlier filtering strategies were presented. The neighborhood consistency of corresponding matching pairs was used, that is, the neighborhood point pairs of the correct matching pairs satisfied the consistency correspondence, and all outlier pairs not meeting the condition were eliminated through a local filtering. Then, based on the hypothesis verification idea of random sampling, global filtering was performed using spatial order constraints and affine area ratio constraints. The local optimization strategy was used to modify the maximum consistent inliers for accurately estimating geometric transformation parameters and reliably removing outliers. Finally, a spatial meshing method was adopted to refine the estimation model and increase the matching pairs to further improve the matching performance of remote sensing images. Compared with other outlier removal algorithms such as NBCS, LPM, LLT, VFC, GMT, SOCBV, and RANSAC, the proposed algorithm is more stable and achieves better performances particularly under complex conditions, including low inlier ratio, severe scale, and viewpoint change.

**Key words** image matching; outlier removal; topological structure; local optimization; spatial meshing

收稿日期: 2021-07-05; 修回日期: 2021-07-17; 录用日期: 2021-08-10

基金项目: 国家自然科学基金(61801331)、湖北省教育厅科学技术研究项目(B2021351)

通信作者: \*yangwei99403@163.com

## 1 引言

遥感影像匹配在三维重建、变化检测、灾害评估等应用中具有重要的作用<sup>[1]</sup>。基于特征的匹配方法在近年来取得了很好的效果,尤其是局部不变特征变换匹配。然而,特征匹配方法获得的初始匹配中不可避免地存在大量的误匹配(即外点)<sup>[2]</sup>,需要采用合适的方法对这些外点进行高效去除。

一般来说,外点去除有两种思路,即参数化方法和非参数化方法。参数化方法需要提前假设参数模型,利用匹配点对进行拟合。最具代表性的方法就是 Random Sample Consensus (RANSAC)<sup>[3]</sup>, RANSAC 通过随机采样最小点集计算出模型参数,再对所有点对进行检验,得到内点集合。重复迭代该过程,得到最大一致性内点集合的同时,求得几何估计参数。在此之后,大量的改进 RANSAC 方法被提出<sup>[4-9]</sup>。Normalized barycentric coordinate system (NBCCS)<sup>[10]</sup> 采用类似思想构造归一化质心坐标系,利用仿射面积比不变实现遥感匹配外点去除。但上述方法未能充分利用匹配点对之间的空间拓扑约束关系,存在提升空间。此外,Locally linear transforming (LLT) 方法<sup>[11]</sup> 将匹配内/外点作为隐变量,构建局部约束的极大似然估计贝叶斯模型,利用期望最大化算法进行变换参数求解,实现最终外点去除,但该方法容易受到噪声干扰。

非参数化方法无需假设几何变换参数模型,直接从匹配点对出发,利用数据驱动进行外点剔除。一般来说,非参数方法可以适用于刚体及非刚体的图像匹配<sup>[12]</sup>。GMT<sup>[13]</sup>、WGMT<sup>[14]</sup>、SOCBV<sup>[15]</sup> 等考虑物理约束,利用邻域图结构进行外点剔除。GMT 通过利用 KNN 构造邻接矩阵对匹配点对进行迭代匹配。WGMT 利用角度距离对邻接矩阵进行拓展,利用角度不变特性实现外点剔除。SOCBV 引入空间顺序约束进行后验概率密度估计,通过双边邻域投票进行特征点匹配。基于图匹配的方法在每次迭代过程中只能剔除一个外点,计算量太大。VFC<sup>[16]</sup> 将外点剔除转换为极大似然估计问题,利用向量场内点一致性实现问题求解。SC<sup>[3]</sup> 利用无监督聚类方法对初始匹配点对进行分类,引入适于处理大量噪声的 density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) 方法,实现了外点去除。上述非参数化方法在去除匹配外点时,并不能同时对遥感影像几何变换参数进行估计,不利于后续遥感影像处理。

因此针对上述问题,本文提出了一种拓扑结构引导的遥感影像特征匹配外点去除算法,该算法可同时准确估计几何变换参数。充分挖掘匹配点对的潜在拓扑几何约束关系,设计了局部及全局外点过滤策略;利用对应点对邻域一致性,即正确匹配点对的邻域点对满足集中对应,通过一次局部过滤,剔除所有不满足该条件的外点;进而,通过随机采样假设验证,利用空间

顺序约束及仿射面积比约束进行全局过滤,利用局部优化策略对获得的最大一致内点集合进行修正,实现对几何变换参数的准确估计及可靠的外点去除;最后,借鉴空间金字塔从粗到精的思想,采用空域网格划分的方法,对几何变换模型进行细化,通过正确匹配点对的扩充与增量,实现对遥感影像的稳定有效匹配。

## 2 拓扑结构引导的外点去除方法

图像特征匹配旨在获得两幅图像之间稳定可靠准确的特征点匹配点对关系,一般需要经过特征检测、特征描述、相似性度量获得粗匹配结果<sup>[17]</sup>。外点去除则需要在此基础上进一步滤除不符合图像变换关系的匹配点对,得到精匹配结果。假设从两幅遥感图像  $I_x$  和  $I_y$  中获得数量为  $N$  的初始匹配点对  $C = \{c_i | c_i = (x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ , 其中  $x_i$  和  $y_i$  分别表示  $I_x$  和  $I_y$  中的图像特征点。外点去除就是寻找一个合适的变换,使得初始匹配点对中满足该变换的点集所包含的点对数目最多。此时,根据匹配点对坐标关系求得图像几何变换参数。

$$L^* = \arg \max_L \sum_{i \in L} \{ |e_i(c)| \leq \epsilon \}, \quad (1)$$

式中  $e_i(c) = \|y_i - Hx_i\|$  是图像对应匹配点对之间的重投影误差;  $H$  为图像对之间的变换参数。若误差小于某一阈值  $\epsilon$ , 则认为该匹配点对为内点, 否则认定为外点。所有满足变换参数  $H$  的内点集合构成该条件下的正确匹配点集  $L$ 。将数量最多的点集作为最终的正确匹配点对结果。

首先利用尺度不变特征变换 (SIFT) 获得遥感影像的初始匹配。在此基础上, 利用拓扑结构引导可以充分挖掘粗匹配点对之间的结构关系, 通过局部邻域约束和包括空间顺序与区域仿射面积比不变的全局拓扑约束实现可靠的外点剔除。其中, 全局拓扑约束采用随机采样的思想, 将所有采样结果中正确匹配点对数量最大所对应的变换参数作为图像正确几何变换参数模型。在此基础上, 通过空域网格划分精细化变换模型, 得到扩充增量的图像精匹配结果。所提算法总体框架如图 1 所示。

### 2.1 局部邻域约束过滤

根据遥感影像物理约束, 正确匹配点对的邻域点对必然也是内点<sup>[18]</sup>。这也意味着对应内点的邻域结构是相同的。GMT 方法采用邻接矩阵对点对的局部结构进行描述, 但通过一个全局阈值对邻接范围进行约束, 利用内点邻接边的数量极值对外点进行判定。该标准过于严格, 往往不能获得最优解, 且每次迭代只能剔除一个外点, 效率低下。因此, 本文采用 KNN 对点对进行描述, 采用松弛的判定标准对局部拓扑结构进行约束, 利用对应点对的 KNN 交集数量对外点进行过滤。

由于点对的 KNN 绝对距离和约束难以有合适的

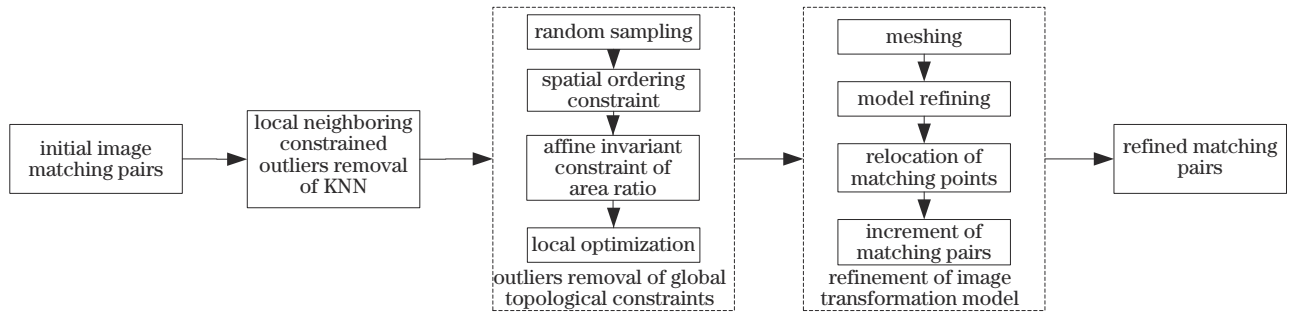


图 1 所提算法总体框架

Fig. 1 Overall framework of the proposed algorithm

阈值,并不能完整地挖掘内点局部邻域结构关系。而相对距离约束则利用点对邻域中相同点对的数量进行判定,可有效保持点对的局部邻域关系。

然而,仅经过局部过滤策略并不能确保局部区域外点全部去除,甚至可能出现匹配图像中对对应局部区域外点相似性聚集导致内点误删的情况。因此,在后续处理中采用全局拓扑约束策略,对外点集进行有效过滤。

### 2.2 全局拓扑约束过滤

在获得局部拓扑过滤点对后,可采用全局拓扑约束过滤策略进行外点剔除,如图 2 所示。对于遥感影像而言,图像间的变换关系可近似采用仿射变换进行描述。因此,特征匹配问题转换为变换几何参数获得问题。可采用假设-验证思路,通过求取最大一致性集合,同时实现外点剔除与参数求解。

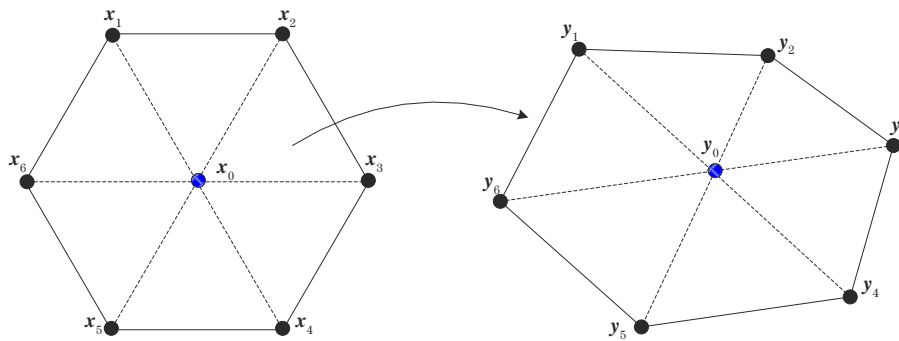


图 2 拓扑约束过滤策略

Fig. 2 Topology constrained filtering strategy

#### 2.2.1 空间顺序约束

空间顺序约束(SOC)利用空间角度对几何关系进行描述。SOC描述子定义为:点对邻域结构点集的逆序字符串。如图 2 所示,点对 $(x_0, y_0)$ 的SOC描述子分别为 $\{3, 4, 5, 6, 1\}$ 和 $\{4, 5, 6, 1, 2, 3\}$ 。很显然,几何约束条件下,若该点对为内点,则其对应的SOC描述子应相同;反之若不同,则判定为外点,进行剔除。该约束虽然为较弱的拓扑结构约束,但其优势在于,可以进一步提高计算效率,节省验证环节的计算时间<sup>[19-20]</sup>。

#### 2.2.2 区域仿射面积比不变约束

在仿射变换下,区域面积比具有仿射不变性<sup>[14]</sup>。设点 $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$ 构成封闭的多边形,经仿射变换后,对应的点为 $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6$ ,则 $\frac{S_{x(i,j,k)}}{S_x} = \frac{S_{y(i,j,k)}}{S_y}$ ,其中 $(i, j, k) \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ ,  $S_x, S_y$ 分别为变换前后多边形面积,  $S_{x(i,j,k)}$ 和 $S_{y(i,j,k)}$ 表示变换前后对应三角形的面积。

显然,若经SOC过滤之后的 $M$ 个采样点全部为内点,则对应的比率构成的向量将十分相似,即 $\forall (i, j, k) \in \{1, 2, \dots, M\}$ ,则可分别构造两个多边形对应的向量 $u = (u_1, \dots, u_p, \dots, u_M)$ 和 $v = (v_1, \dots, v_p, \dots, v_M)$ 。可以认为,如果 $\text{sim}(u, v) \leq \sigma$ ,则认为该次采样成功,可依据其计算变换参数;否则,认为该采样点集不符合变换要求。

求得变换参数之后,便可根据式(1)进行内点判定。值得指出的是,对于符合条件的内点,文献[11]指出,最终收敛的拟合结果可能受到噪声未完全清理的影响,并不是全局最优的结果,需要进行模型优化。本文采用局部优化策略,对获得的内点进行迭代优化,获得最终的估计参数 $H$ 及匹配内点,即

$$\tilde{y}_i = H\tilde{x}_i, \quad (2)$$

式中: $\tilde{x}_i$ 和 $\tilde{y}_i$ 分别为匹配点 $x_i$ 与 $y_i$ 的齐次坐标。

#### 2.2.3 模型细化与匹配点对校验

求取全局变换参数后,利用网格划分得到的匹配

点集可准确估计局部几何变换参数。受到空间金字塔思想的启发,基于网格分块对匹配模型进行细化,实现匹配点对校验扩充。由于 SIFT 方法获得的初始匹配点对是通过对描述子进行全局优化得到的相似性度量结果,由于局部辐射变化、变形等,描述子干扰引起误匹配。在利用空间拓扑约束对外点进行去除与几何变换估计后,可对误匹配偏差进行局部纠正与校验,实现匹配点增量。将图像空间划分为若干个网格,分别求出每个网格所在区域的变换矩阵,进而对初始检测子与匹配子进行联合几何与辐射相似性度量的局部匹配求解,获得更多的匹配点对。

根据式(2),可以得到

$$\mathbf{A}_i \mathbf{H} = \mathbf{O}_{2 \times 1}, \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{A}_i = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_i^T & \mathbf{o} & -\mathbf{y}_{i1} \tilde{\mathbf{x}}_i^T \\ \mathbf{o} & \tilde{\mathbf{x}}_i^T & -\mathbf{y}_{i2} \tilde{\mathbf{x}}_i^T \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{o} = [0 \ 0 \ 0]$ ,  $\mathbf{y}_i =$

$[y_1, y_2]^T$ 。将  $n$  个匹配点对代入式(3),得到矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{2n \times 9}$ 。利用直接线性变换(DLT)方法求解

$$H_p = \arg \min_H \|\mathbf{A}\mathbf{H}\|^2 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{H}\| = 1, \quad (4)$$

式中:  $n_p \in K_p$  为第  $p$  个网格中匹配点对的数量。

此后,即可利用相似性度量对每个网格中的特征点进行纠正重定位。设图像对特征点的坐标与描述子分别为  $\mathbf{x}_i = (q\mathbf{x}_i, d\mathbf{x}_i)$  和  $\mathbf{y}_j = (q\mathbf{y}_j, d\mathbf{y}_j)$ , 则相似性度量为

$$\text{sim}(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_j) = \mathcal{F} \left( \left\| \widetilde{q\mathbf{y}_j} - H_p \widetilde{q\mathbf{x}_i} \right\|^2 \right) \left\| d\mathbf{x}_i - d\mathbf{y}_j \right\|^2, \quad (5)$$

式中:  $\|\cdot\|^2$  为欧氏距离;  $\mathcal{F}$  为指数函数(exponential function);  $q$  表示特征点检测子;  $d$  表示特征点描述子。如果相似性度量小于某个阈值,则认为特征点  $\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{y}_j$  为正确匹配点对。

利用 SIFT 方法获取初始匹配点对,特征点检测精度可以达到亚像素级。采用网格划分对几何变换参数模型进行细化,求得局部区域的准确仿射变换模型;在此基础上,对匹配图像当前模型区域内的误匹配点进行几何变换计算,在待匹配图像中相应区域特征点集中进行判别,将满足重投影误差在 3 像素以内的特征点作为正确匹配点进行关联。这样可以保证增量匹配点对的匹配精度。经过全局过滤与局部优化后,正确匹配点对的准确率达 98%,确保了匹配的可靠性。

### 3 实验结果及分析

#### 3.1 实验数据与对比方法

为验证所提方法的有效性,与主流的参数化与非参数化方法进行比对,包括 NBBS、LPM、LLT、VFC、GMT、SOCBV、RANSAC。分别采用 8 种方法对 10 对典型遥感影像进行实验。这些影像对包括了多时相、多分辨率、多传感器,有些存在较为严重的光照变化、辐射变化、几何变形以及较小重叠的区域等,具体来源与参数如表 1 所示<sup>[11]</sup>,其中 GSD 表示地面采样距离。

采用开源 VLFEAT toolbox 提取图像 SIFT 特征,

表 1 遥感影像对来源及参数

Table 1 Source and parameters of the remote sensing image pairs

| Image pair | Image platform | Image size / (pixel×pixel) | GSD / m | Date | Location |
|------------|----------------|----------------------------|---------|------|----------|
| Pair 1     | WorldView-2    | 405×350                    | 0.5     | 2011 | USA      |
|            | WorldView-2    | 405×350                    | 0.5     | 2014 |          |
| Pair 2     | Landsat TM     | 512×512                    | 30      | 1992 | Brazil   |
|            | Landsat TM     | 512×512                    | 30      | 1994 |          |
| Pair 3     | JERS-1         | 256×256                    | 18      | 1995 | Brazil   |
|            | JERS-1         | 256×256                    | 18      | 1996 |          |
| Pair 4     | Landsat TM     | 512×512                    | 30      | 1990 | USA      |
|            | Landsat TM     | 512×512                    | 30      | 1994 |          |
| Pair 5     | SPOT-2         | 256×256                    | 20      | 1995 | Brazil   |
|            | Landsat TM     | 256×256                    | 20      | 1994 |          |
| Pair 6     | SPOT-5         | 800×800                    | 2.5     | 2002 | China    |
|            | SPOT-6         | 800×800                    | 1.5     | 2012 |          |
| Pair 7     | SPOT-5         | 800×800                    | 2.5     | 2002 | France   |
|            | SPOT-7         | 800×800                    | 1.5     | 2012 |          |
| Pair 8     | SPOT-5         | 1000×1000                  | 2.5     | 2008 | China    |
|            | SPOT-5         | 1000×1000                  | 2.5     | 2012 |          |
| Pair 9     | Aerial image   | 1391×1391                  | 0.5     | 2011 | USA      |
|            | Aerial image   | 1391×1391                  | 0.5     | 2011 |          |
| Pair 10    | Radarsat-2     | 800×800                    | 3       | 2013 | China    |
|            | Airborne SAR   | 800×800                    | 3       | 2013 |          |

得到初始匹配点对<sup>[20]</sup>。分别采用查准率 (precision,  $P$ )、召回率 (recall,  $R$ )、F-measure ( $F$ )、正确匹配点数 (number of correct inliers) 和均方根误差 (RMSE) 这 5 种评价指标对匹配结果进行评估。其中  $F=2 \times P \times R / (P+R)$  用于更加客观评价匹配算法的精确度性能, RMSE 用于度量算法的定位精度。根据文献[10] 参数设置结论与实验验证, 所提算法参数网格个数  $K$  设为 4, 全局过滤参数  $\sigma$  设为 0.01, 重定位阈值  $sim$  设为 3。

图像对外点率的结果如图 3 所示。从图 3 可以看到, 这 10 幅图像对外点率非常高, 最低为 61.62%, 最

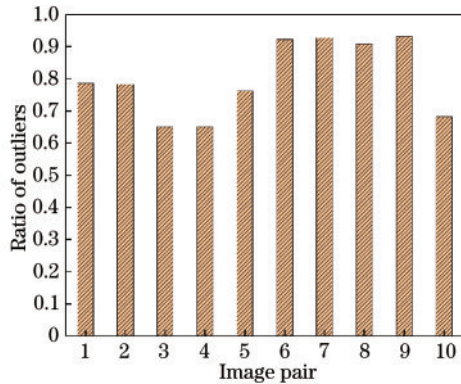


图 3 图像对外点率

Fig. 3 Ratio of outliers of image pairs

高为 93.14%, 平均外点率为 79.03%。这表明图像对之间存在的光照变化、视点变化、尺度变化及场景变化给基于最近邻距离比率 (NNDR) 的匹配算法带来了很大的挑战, 导致算法进行初始匹配时具有很高的误匹配率。图 4 为 8 种匹配方法得到的正确匹配数量, 从中可以直观看出, 所提方法可以获得更多准确的匹配点对。

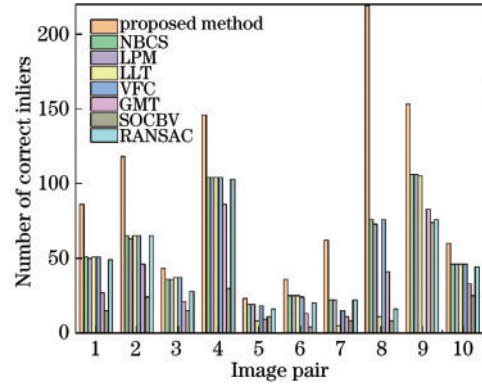


图 4 正确匹配点数

Fig. 4 Number of correct inliers

### 3.2 实验结果对比

图 5~8 给出了部分图像对的匹配结果, 其中蓝色点为匹配点, 绿色实线段表示正确匹配点对, 红色虚线

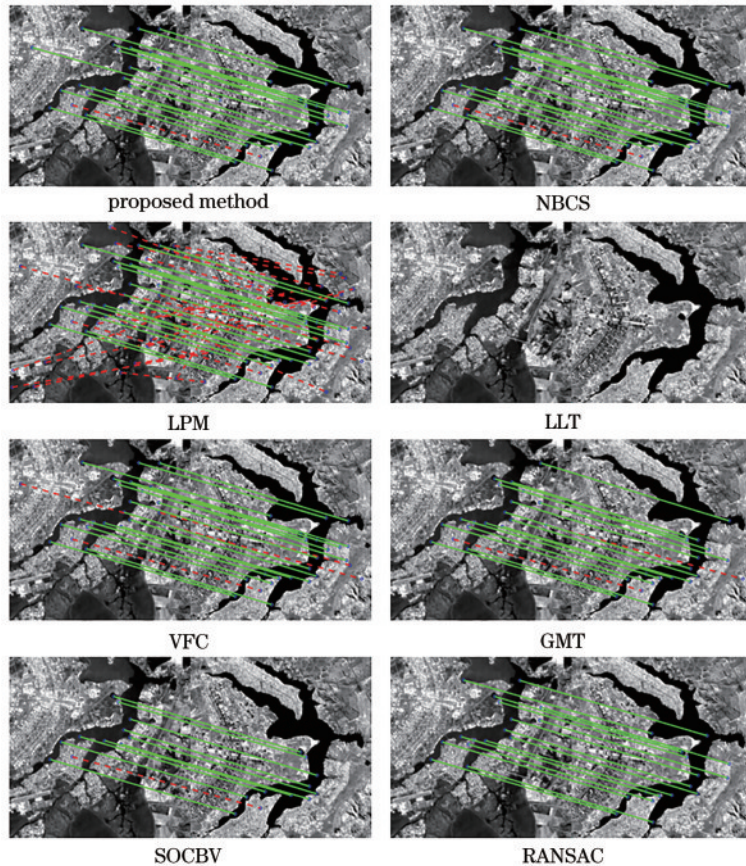


图 5 图像对 5 匹配结果

Fig. 5 Matching results of image pair 5

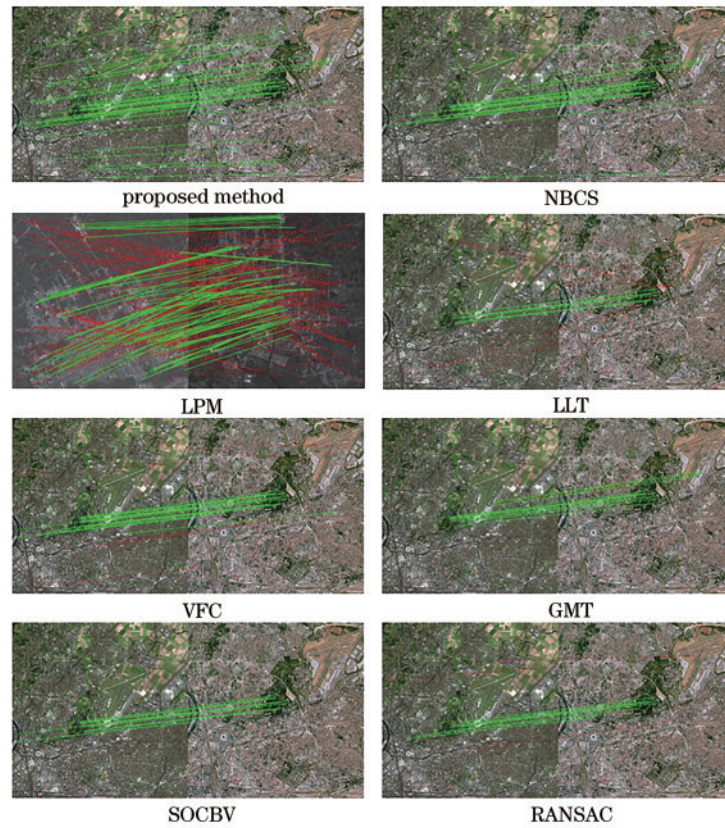


图 6 图像对 7 匹配结果  
Fig. 6 Matching results of image pair 7

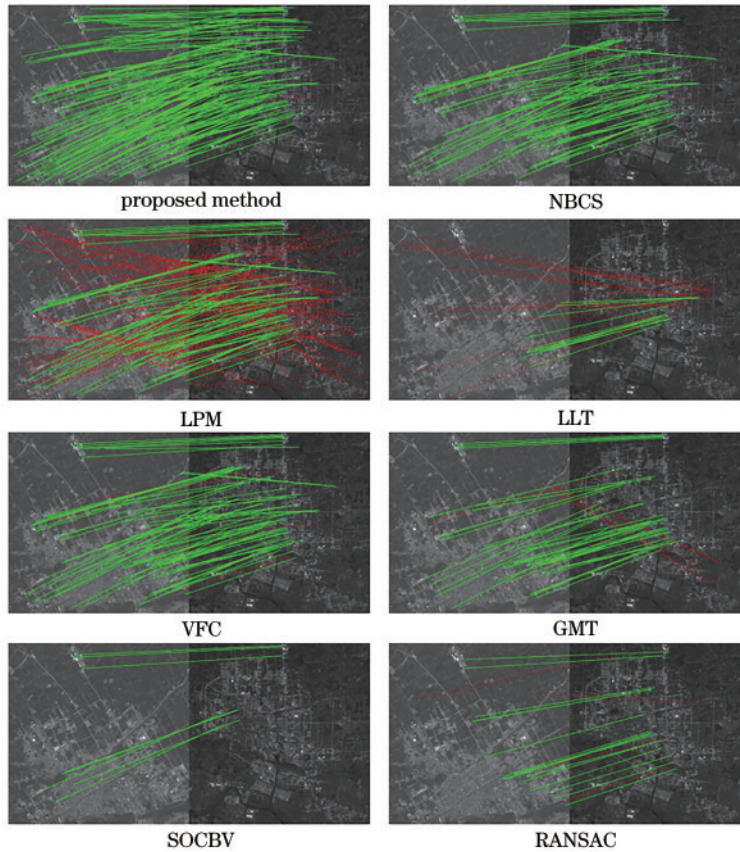


图 7 图像对 8 匹配结果  
Fig. 7 Matching results of image pair 8

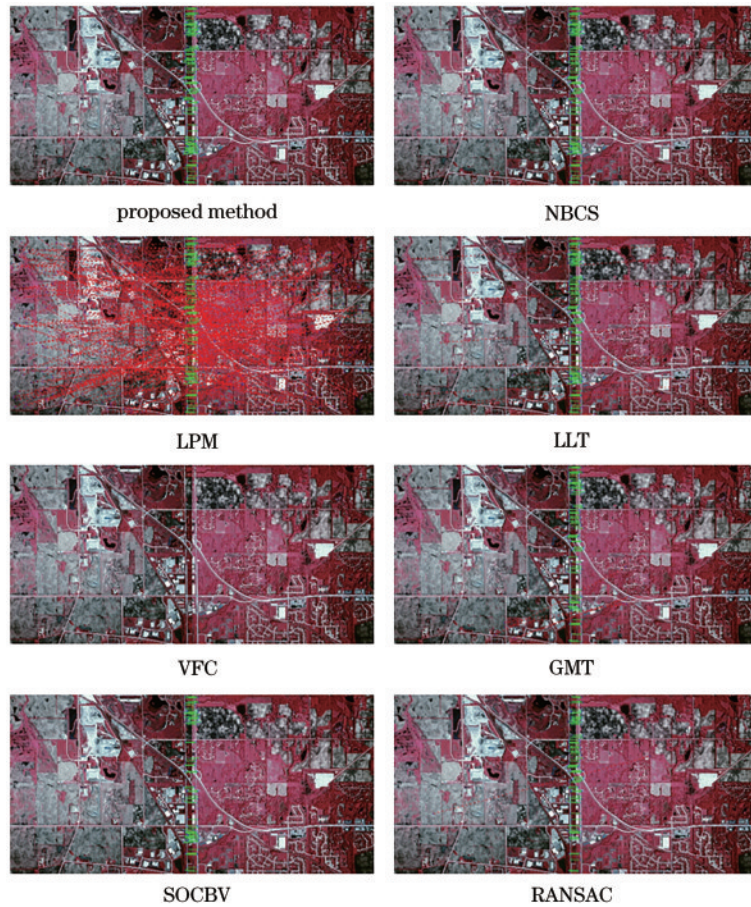


图8 图像对9匹配结果

Fig. 8 Matching results of image pair 9

段表示错误匹配点对。NBCS和RANSAC获得了比较稳定的结果,其中NBCS采用质心坐标系下的仿射变换参数进行求解,获得了比RANSAC更优的匹配结果;LPM采用K近邻软约束进行匹配,对视点变化较为敏感,由于LPM方法仅采用局部邻域约束对初始匹配点对进行判别,对具有大量外点的遥感影像匹配点对而言,极易受到噪声干扰,导致匹配效果不佳,因此误匹配率较高;LLT通过局部结构的贝叶斯估计对匹配点对进行约束求解,对噪声较为敏感,虽然在某些图像对上获得了比所提方法更多的内点,但在图像对5、7、8上表现不佳,尤其在图像对5中将全部匹配点对进行了去除。这是由于LLT算法利用期望最大化算法求解几何变换模型参数,在强干扰条件下进行迭代,难以收敛,导致将大量正确匹配点对当作外点进行了去除,最终匹配效果不佳。VFC算法利用基于向量场的非参数化方法进行外点去除,在高外点率图像对中,性能退化严重,在图像对9这种只具有很少重叠区域的情况下,对全部正确匹配点对进行了错误剔除,导致匹配失败;GMT和SOCBV采用近邻图约束方法剔除外点,由于约束条件过于严格,在图像变形严重的情况下,正确匹配点数较少;所提方法通过局部优化与模型细化,对变换参数进行空间网格约束,获得更优的匹配

性能,尤其在图像对8中,正确匹配点对数量为第二好方法(NBCS)的2倍,是最差结果(SOCBV)的27倍。

### 3.3 实验结果定量分析

图9为匹配结果的定量比较,分别包括 precision, recall, F-measure 和 RMSE 对比结果。从图9(a)可以看到,在高内点率图像对如图像对4的匹配上,几乎所有的方方法都取得了较好的结果,包括所提方法、NBCS、LLT、VFC、GMT、SOCBV和RANSAC。但是在误匹配率较高的图像对上,如图像对5、7上,由于误匹配大量存在,对于依赖局部关系约束的方法如LLT和GMT,查准率稍低;SOCBV由于采用双向投票确定空间顺序关系,限定条件严格,因此虽然内点数量较少,但查准率高;VFC对几何变换并不严重的图像的匹配结果很好,但对变形较大的图像对,求得的查准率稍低,尤其对于图像对9,由于其重叠区域极小,VFC匹配点对数量为0;NBCS和RANSAC具有较高的查准率。

从图9(b)可以看出:RANSAC在外点率增大的情况下,性能急剧下降,尤其在具有视点变化与尺度变化的图像对6、7、8中,正确匹配点数量较少;LPM由于宽松的空间关系约束,虽然查准率不是很高,但召回率获得了与NBCS相当的性能;所提方法采用网格划

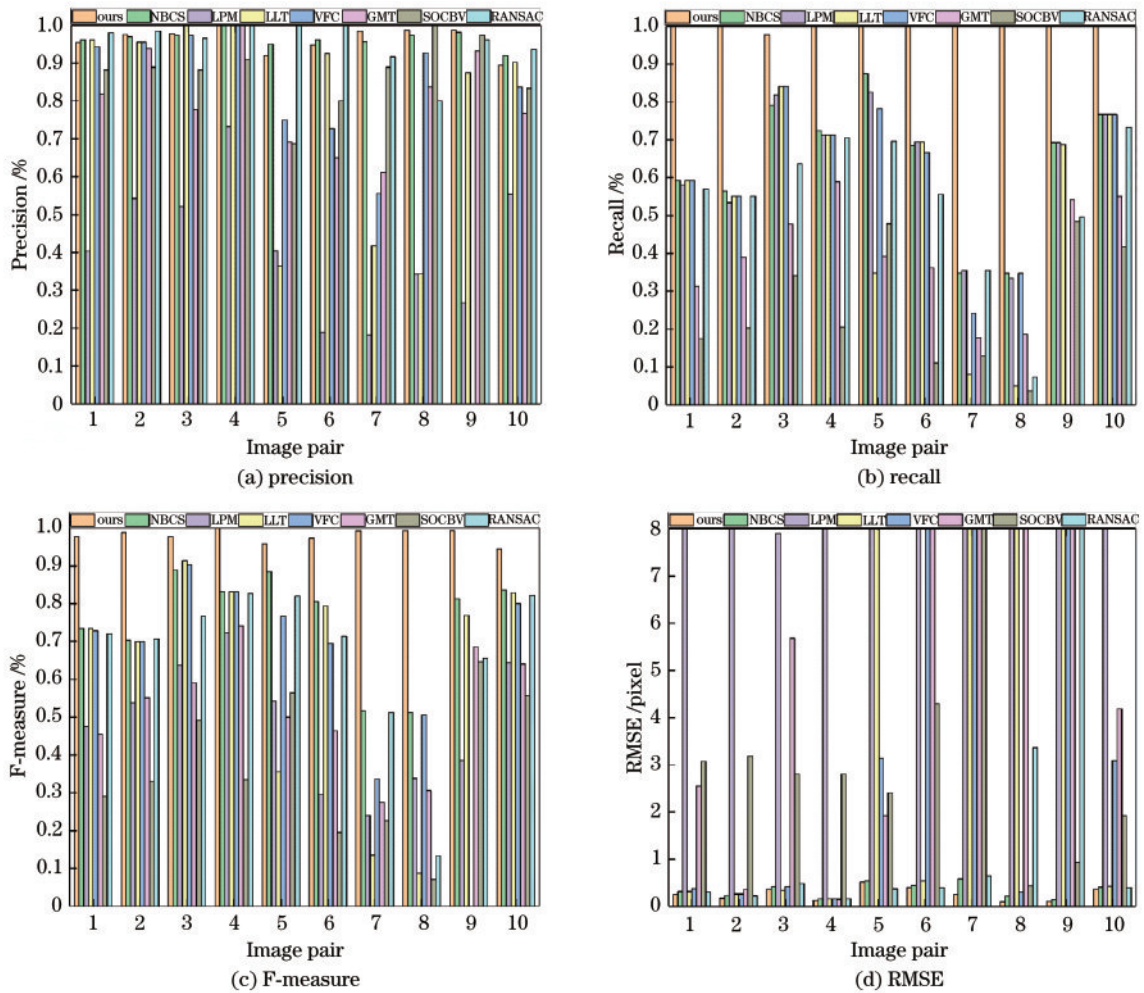


图 9 匹配结果比较图

Fig. 9 Comparison of matching results

分的方法对变换模型进行优化及对匹配点对进行重定位,获得了最好的召回率。

图 9(c)为 F-measure,可以较为客观全面地反映匹配精度。从中可以看出,所提方法获得了最优的性能,对于各种严格的挑战如较大的尺度及几何变换,均可以有效应对。图 9(d)为 RMSE,对图像匹配定位结果进行评价,为了更清晰地展示效果,其中误差超过 10 个像素的均设置为 10。由于 LLT 和 VFC 各有一幅图像的匹配点数量为 0,因此在求取所有图像对平均 RMSE 时,将该图像对误差设为 10。从图 9(d)可以看出,LLT 和 VFC 获得了类似的结果,在大部分情况下与所提方法、NBSC 和 RANSAC 获得的误差结果相近;GMT 和 SOCBV 采用图的结构信息进行外点去

除,容易受到干扰点影响,如在图像对 1 中,匹配结果中存在明显的位置信息误差,因此这两种方法的 RMSE 结果稍差;所提方法与 NBSC 方法的结果较为稳定,定位精度较高。

值得指出的是,在外点率极高的图像对 7 中(299 对初始匹配中,只有 23 对正确匹配,内点率仅为 8.41%),存在最为严重的几何变形、尺度变化、光照变化。在其他方法性能下降时,所提方法依然获得了理想的匹配结果。

表 2 给出了所有方法对 10 幅遥感影像匹配的平均精度、平均正确匹配数量以及平均运行时间。从表 2 可以看出:所提方法具有最高的精度与匹配数量;NBSC 也获得了较好的结果;LPM 在匹配数量上表现

表 2 平均精度、平均正确匹配数量、平均运行时间比较结果

Table 2 Comparison results of average accuracy, average number of correct matches, and average running time

| Parameter                 | Proposed method | NBSC  | LPM   | LLT   | VFC    | GMT   | SOCBV | RANSAC |
|---------------------------|-----------------|-------|-------|-------|--------|-------|-------|--------|
| Accuracy / %              | 97.97           | 75.26 | 48.2  | 61.48 | 62.657 | 52.1  | 37.06 | 66.79  |
| Number of correct inliers | 94.6            | 55    | 54.4  | 45.7  | 43.6   | 37    | 21.4  | 43.9   |
| Running time / s          | 5.81            | 0.25  | 0.003 | 0.22  | 4.44   | 34.72 | 60.35 | 17.08  |



较好,运行时间最低,但准确度不够高;GMT和SOCBV采用每次迭代去除一个外点的方法,因此在具有较大初始匹配点对的情况下,运行效率很低。所提方法由于采用局部优化与模型细化策略,运行效率仅优于GMT、SOCBV、RANSAC方法。

## 4 结 论

提出了一种简单鲁棒的拓扑结构引导的遥感影像特征匹配外点去除方法。通过局部与全局过滤策略,利用仿射不变比率获得变换参数,进一步利用局部优化求取正确匹配;进而通过网格划分方法进行模型细化,利用联合相似性度量对初始匹配点对进行估算纠正,实现匹配点对的增量扩充,最终获得精确的匹配结果。在遥感影像匹配实验中,与主流方法相比,所提方法获得了更优的性能。尤其在几何、光照、尺度等变化严重的情况下,所提方法仍能获得更好的匹配结果。

### 参 考 文 献

- [1] Lin W Y, Wang F, Cheng M M, et al. CODE: coherence based decision boundaries for feature correspondence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(1): 34-47.
- [2] 贾迪, 朱宁丹, 杨宁华, 等. 图像匹配方法研究综述[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(5): 677-699.  
Jia D, Zhu N D, Yang N H, et al. Image matching methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(5): 677-699.
- [3] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[M]//Readings in computer vision. Amsterdam: Elsevier, 1987: 726-740.
- [4] Hartley R, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003: 22-28.
- [5] Myatt D R, Torr P H S, Nasuto S J, et al. NAPSAC: high noise, high dimensional robust estimation-it's in the bag[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2002, September 2-5, 2002, Cardiff, UK. London: British Machine Vision Association, 2002: 44.1-44.10.
- [6] Chum O, Matas J. Matching with PROSAC-progressive sample consensus[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 220-226.
- [7] Ni K, Jin H L, Dellaert F. GroupSAC: efficient consensus in the presence of groupings[C]//2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, September 29-October 2, 2009, Kyoto. New York: IEEE Press, 2009: 2193-2200.
- [8] Chum O, Matas J, Kittler J. Locally optimized RANSAC [M]//Michaelis B, Krell G. Pattern recognition. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2003, 2781: 236-243.
- [9] Barath D, Matas J. Graph-cut RANSAC[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 6733-6741.
- [10] Li J Y, Hu Q W, Ai M Y. Robust feature matching for geospatial images via an affine-invariant coordinate system[J]. The Photogrammetric Record, 2017, 32(159): 317-331.
- [11] Ma J Y, Zhou H B, Zhao J, et al. Robust feature matching for remote sensing image registration via locally linear transforming[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(12): 6469-6481.
- [12] 王阳萍, 秦安娜, 郝旗, 等. 结合加速鲁棒特征的遥感影像半全局立体匹配[J]. 光学学报, 2020, 40(16): 1628003.  
Wang Y P, Qin A N, Hao Q, et al. Semi-global stereo matching of remote sensing images combined with speeded up robust features[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(16): 1628003.
- [13] Aguilar W, Frauel Y, Escolano F, et al. A robust graph transformation matching for non-rigid registration[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(7): 897-910.
- [14] Izadi M, Saeedi P. Robust weighted graph transformation matching for rigid and nonrigid image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(10): 4369-4382.
- [15] 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, 24(11): 4160-4171.
- [16] Ma J Y, Ma Y, Zhao J, et al. Image feature matching via progressive vector field consensus[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(6): 767-771.
- [17] 王昱皓, 唐泽恬, 钟岷哲, 等. 基于掩模搜索的快速尺度不变特征变换图像匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(4): 0410010.  
Wang Y H, Tang Z T, Zhong M Z, et al. Image matching algorithm for fast scale-invariant feature transformation based on mask search[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(4): 0410010.
- [18] Ma J Y, Zhao J, Jiang J J, et al. Locality preserving matching[J]. International Journal of Computer Vision, 2019, 127(5): 512-531.
- [19] 陈尔学, 李增元, 田昕, 等. 尺度不变特征变换法在 SAR 影像匹配中的应用[J]. 自动化学报, 2008, 34(8): 861-868.  
Chen E X, Li Z Y, Tian X, et al. Application of scale invariant feature transformation to SAR imagery registration [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(8): 861-868.
- [20] 杨琼楠, 马天力, 杨聪锟, 等. 基于优化采样的 RANSAC 图像匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 101104.  
Yang Q N, Ma T L, Yang C K, et al. RANSAC image matching algorithm based on optimized sampling[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101104.