

基于面积比不变量的遥感图像配准算法

颜 普^{1, 2}, 唐庆伟²

- (1. 智能建筑与建筑节能安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230022;
2. 安徽建筑大学 电子与信息工程学院, 安徽 合肥 230601)

摘 要: 为提高遥感图像配准性能和效率, 提出一种基于面积比不变量的遥感图像配准算法, 目的是利用面积比这一邻域约束快速去除错误匹配。为表征匹配的邻域结构, 对每个初始匹配构建中值 K 最近邻 (KNN) 图, 在中值 KNN 图中计算面积比不变量作为邻域结构的表示。由于错误匹配会打破邻域结构的相似性, 其邻域结构之间的误差较大, 可设置阈值将其移除。该算法最大的优点是不需要迭代便可以得到较为精确的特征匹配。实验结果表明, 该算法具有较好的匹配效果和较快的处理速度, 能够较好地实现遥感图像的自动配准。

关键词: 图像配准; 遥感图像; 面积比不变量; 中值 K 最近邻图

中图分类号: TP319.56

文献标识码: A

文章编号: 2095-8382 (2022) 04-085-07

Remote Sensing Image Registration Using Area Ratio Invariance

YAN Pu^{1, 2}, TANG Qingwei²

- (1. Anhui Provincial Key Laboratory of Intelligent Building and Building Energy Conservation, Hefei 230022, China;
2. College of Electronic and Information Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China)

Abstract: In order to improve the performance and efficiency, a remote sensing image registration algorithm using area ratio invariance was proposed to quickly remove mismatches by preserving local neighborhood structures. To represent the local neighborhood structure of a correspondence, a median K nearest neighbour (KNN) graph was constructed for each correspondence, and the area ratio invariance was calculated in the median KNN graph as a representation of neighborhood structure. Since the mismatch could disturb the neighborhood structure and leads to a large error between the neighborhood structures, a threshold value was set to remove the mismatch. The greatest advantage of this algorithm is to accomplish the mismatch removal without iteration. Experimental results show that the proposed algorithm has better matching effect and faster processing speed for the automatic registration of remote sensing images.

Keywords: image registration; remote sensing image; area ratio invariance; median K nearest neighbour graph

遥感图像配准常用于遥感图像的变化检测、图像融合、全景图合成、环境监测、目标识别等任务^[1]。一般而言, 遥感图像配准的结果会极大地影响后续算法的性能^[2], 因此, 遥感图像配准要求获得高效且精确的结果。

特征匹配是遥感图像配准中较为基础且重要的一步^[1-4], 其中尺度不变特征变换 (SIFT) 是最成功的获取初始特征匹配的算法^[5], 这是由于 SIFT 算法对图像缩放和旋转具有不变性, 对图像光照变化和视角变换具有部分不变性。由于遥感图像成

收稿日期: 2021-08-31

基金项目: 安徽高校协同创新资助项目 (GXXT-2019-007); 国家自然科学基金青年基金资助项目 (61901006); 安徽省自然科学基金青年项目资助项目 (1908085QF281); 安徽省重点研究与开发计划资助项目 (202004a07020050); 安徽建筑大学博士启动基金 (2017QD13)

作者简介: 颜普 (1986-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向: 图像处理、模式识别、机器学习。

像的复杂性,在初始匹配中不可避免地存在大量错误匹配,而这些错误匹配会对配准结果产生负面影响,因此,消除错误匹配是提高遥感图像配准性能的有效途径。大多数研究者利用特征点的几何约束和空间信息来消除错误匹配,文献[6]提出著名的随机一致性采样(RANSAC)算法以剔除错误匹配。该算法通过反复迭代,随机选取初始匹配集中的一个最大一致性子集,该子集是在初始匹配集中剔除错误匹配后的正确匹配集,但当错误匹配数较多时,使用RANSAC算法将耗费大量时间。文献[7]提出一种图形变换匹配(GTM)算法来剔除错误匹配,该算法分别在两幅待配准图像上构建K最近邻图(KNN),每次迭代去除K近邻图中结构差异最大的匹配,直到K近邻图的结构一致。文献[8]提出了一种基于向量域一致性(VFC)的错误匹配去除算法,该算法在贝叶斯框架下将每个样本与一个潜在变量联系起来,将求取正确匹配问题表示成最大后验估计问题,并利用期望最大化(EM)算法求得最优解。文献[9]提出了一种基于一致空间映射(CSM)的错误匹配去除算法,该算法将一致空间变换的求解表示为一个最大似然问题,并利用EM算法求得最优的空间变换,最后利用求得的最优空间变换滤除错误匹配。文献[2]在RANSAC算法的基础上,提出一种快速一致性采样(FSC)算法,该算法通过迭代选择正确匹配和迭代去除不精确匹配两个策略来提高图像配准的性能,从高正确率的SIFT匹配集中迭代随机选择三个匹配对,计算待配准图像间的变换模型参数,使用此模型参数剔除低正确率的SIFT匹配集中的错误匹配。

以上方法均需要进行大量的迭代次数来获取精确的特征匹配,限制了配准效率。为了进一步提高遥感图像配准的运算速度和配准性能,本文提出一种基于面积比不变量的遥感图像配准算法,该算法在不需要进行迭代的情况下便可获取正确率较高的特征匹配,并通过后期实验验证了本文算法的优越性。

1 面积比不变量

当物体本身尺寸远小于物体与传感器的距离时,物体在传感器上所成图像间的变换可近似为仿射变换^[10]。因此,遥感卫星所拍摄的遥感图像间

可选择仿射变换模型来估计其变换模型参数。仿射变换模型可以表示为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中 $a_1, a_2, a_3, a_4, b_1, b_2$ 为仿射变换参数, $\begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{bmatrix} \neq 0$, (x, y) 表示待配准遥感图像上特征点坐标, (x', y') 表示参考遥感图像上特征点坐标。可证明单比(Simple Ratio)和三角形面积比(Area Ratio)是仿射不变量^[11]。这说明在仿射变换下,三角形面积比是仿射不变量。同时,也可以证明任意封闭图形面积之比也是仿射不变量。常用的仿射不变量有直线距离之比、共线四点的交比、三角形面积之比、多边形面积之比、凸包类仿射不变量等。但当存在噪声、异常点或特征点位置不精确时,容易产生不稳定数值。因此,计算上述仿射不变量时容易产生较大误差。

2 基于面积比不变量的错误匹配快速去除算法

精确的特征匹配是遥感图像配准的关键^[12],本节主要阐述如何从相同或相似场景的两幅遥感图像中得到精确的特征匹配。假设已经得到两幅遥感图像的N个初始特征匹配 $S = \{(\mathbf{P}, \mathbf{Q})\}$, 其中 $\mathbf{P} = \{p_i\}_{i=1}^N$ 和 $\mathbf{Q} = \{q_i\}_{i=1}^N$ 分别为两幅遥感图像中匹配点的空间位置,即特征点 p_i 与 q_i 相匹配。本文利用最流行的SIFT算法获得初始匹配S,然而S中不可避免地存在错误匹配,将大大影响后续遥感图像配准的性能,本节将利用面积比这一仿射不变量快速去除这些错误匹配,以获得精确的配准结果。

即使两幅图像间存在复杂的非刚性变换,由于特征点邻域的物理约束,匹配的特征点之间的局部邻域结构也可能不变^[13]。这意味着如果是一对正确匹配,特征点 p_i 与 q_i 的邻域结构应该是不变或相似的,错误匹配会改变其邻域结构,打破邻域结构的相似性。因此,利用邻域结构的相似性可以判断并去除错误匹配。对于参考图像,本文首先构建中值KNN图 $G_p = (V_p, E_p)$, 其顶点 V_p 由 $\{p_i\}_{i=1}^N$ 构成,边 $e(i, j) \in E_p$ 存在当且仅当:

$$\|p_i - p_j\| \leq \eta \quad (2)$$

$$\eta = \text{median}_{p_i \in P, p_m \in P} \|p_i - p_m\| \quad (3)$$

其中, p_j 是特征点 p_i 的 K 个最近邻特征点, 参数 η 表示特征点集 P 中所有特征点间距离的中值, 这样不仅可以找到 p_i 的最近邻特征点, 而且可以避免由异常点所造成的邻域结构变形, 由此可得对应 $N \times N$ 的邻接矩阵 A_p :

$$A_p(i, j) = \begin{cases} 1, & (i, j) \in E_p \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

同理, 对于待配准图像, 也可以得到中值 KNN 图 $G_q = (V_q, E_q)$ 和对应 $N \times N$ 的邻接矩阵 A_q 。

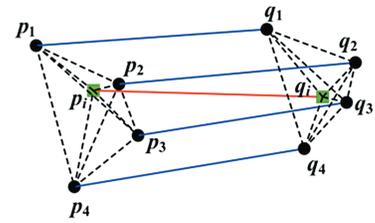
其次, 判断邻接矩阵第 i 行的非零元素个数, 非零元素个数小于 K 时剔除该匹配对, 否则可以得到特征点 p_i 的 K 个最近邻特征点 $p_j \in N_{p_i}$ 。选取任意两个近邻特征点与特征点 p_i 构成闭合三角形区域并计算其面积 (若三点共线则计算其单比), 得到 M 个三角形面积, 其中 $M = C_K^2$ 。由于两个闭合三角形区域的面积之比在图像发生仿射变换后保持不变, 因此计算任意两个三角形面积之比, 即可得到 C_M^2 个比值作为特征点 p_i 的邻域结构, 表示为 R_i 。同理, 对于待配准图像, 也可以得到 C_M^2 个比值作为特征点 q_i 的邻域结构, 表示为 T_i 。如果所有匹配都是正确的, R_i 与 T_i 应该相等的, 但在实际情况中, 由于图像间的仿射变换、特征点提取及三角形面积计算等均存在误差, 故定义匹配间的邻域结构误差 c_i 为:

$$c_i = \sum_{j=1}^{C_M^2} |R_i(j) - T_i(j)| \quad (5)$$

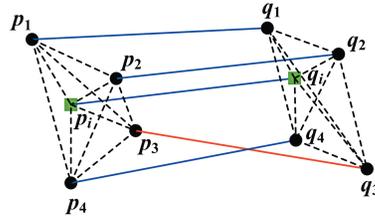
如果 $c_i \leq \varepsilon$, 则 p_i 与 q_i 可判定为正确匹配; 否则判定为错误匹配。其中, ε 是设定的阈值。本文之所以使用 C_M^2 个三角形面积比值, 是因为错误匹配也可能使得某一个对应的三角形面积比值接近, 但不会使得对应的 C_M^2 个三角形面积比值接近。此举可有效衡量一对匹配是否为正确匹配。

对于一对错误匹配, 匹配点之间的局部邻域结构将被打乱, 由公式 (5) 定义的误差值较大, 如图 1 (a) 所示, p_i 与 q_i 是一对错误匹配, 对应特征点与邻域点 ($K=4$) 所构成的 6 个 ($M = C_4^2 = 6$) 三角形都不保持仿射变换关系, 使得对应的 15 个 ($C_6^2 = 15$)

面积比值都存在较大误差。因而 c_i 值较大, 容易判断其为错误匹配。对于一对正确匹配, 如果其邻域内存在错误匹配, 匹配点之间的局部邻域结构也将受到干扰。如图 1 (b) 中所示, p_i 与 q_i 是一对正确匹配, 其邻域中存在 p_3 与 q_3 这对错误匹配, 导致对应的 3 个三角形不保持仿射变换关系, 而其它三角形将保持仿射变换关系, 同理会产生邻域结构误差。随着 K 值的增大, 当邻域错误匹配较少时, 邻域结构误差不会太大; 当邻域错误匹配较多时, 邻域结构误差较大, 也将被移除。换言之, 即使是正确匹配, 若其对应邻域存在较多错误匹配, 该匹配也将被认为是异常匹配而遭移除, 故得到图像间的匹配集 $S_0 = \{(P_0, Q_0)\}$ 。



(a) 错误匹配但邻域都是正确匹配



(b) 正确匹配但邻域存在错误匹配

图 1 衡量错误匹配的例子

然后, 为了避免 $S_0 = \{(P_0, Q_0)\}$ 中存在极少数的错误匹配, 在 $S_0 = \{(P_0, Q_0)\}$ 中按照上述步骤再一次构建中值 KNN 图, 求取任意两个三角形面积之比、计算邻域结构误差、进一步剔除错误匹配, 得到精确的匹配集 $S_1 = \{(P_1, Q_1)\}$ 。由图 1 可知, 利用面积比不变量提取精确特征匹配时, 由于邻域错误匹配的影响, 容易剔除一部分正确匹配。为了获取更多的匹配数量, 将匹配集 $S_1 = \{(P_1, Q_1)\}$ 代入公式 (1), 可求解出图像间的仿射变换模型参数。一旦仿射变换模型参数确定, 可以通过公式 (1) 计算初始特征匹配 $S = \{(P, Q)\}$ 中每对匹配的平方根误差 r_i :

$$r_i = \sqrt{(x_{p_i} - x_{q_i}')^2 - (y_{p_i} - y_{q_i}')^2} \quad (6)$$

其中 (x_{p_i}, y_{p_i}) 和 (x_{q_i}, y_{q_i}) 分别是特征点 p_i 与 q_i 的空间坐标, (x'_{q_i}, y'_{q_i}) 是 (x_{q_i}, y_{q_i}) 经公式 (1) 变换后的坐标。当均方根误差 r_i 小于两个像素时, 认为 p_i 与 q_i 是一对被误删除的正确匹配, 最终得到所有的正确匹配集 $S_* = \{P_*, Q_*\}$ 。

图 2 以一组遥感图像为例, 展示本文提取精确匹配的过程。图 2(a) 是由 SIFT 算法 (距离比参数设置为 0.9) 获取的初始特征匹配集 S , 图 2(b) 为利用一次面积比约束后提取的特征匹配集 S_0 。可以看出, S_0 中已剔除了绝大部分错误匹配, 存在极少数的错误匹配, 因此, 图 2(c) 再次利用面积比进行约束, 得到精确的特征匹配集 S_1 。此时 S_1 中都是精确的特征匹配, 不存在错误匹配, 同时可以观察到 S_1 中匹配较少。这是由于邻域内的误匹配可误删除一些正确匹配, 利用 S_1 中精确的匹配可获取图像间的仿射变换模型参数, 把经变换后误差小于 2 个像素的匹配作为正确匹配, 如图 2(d) 所示。

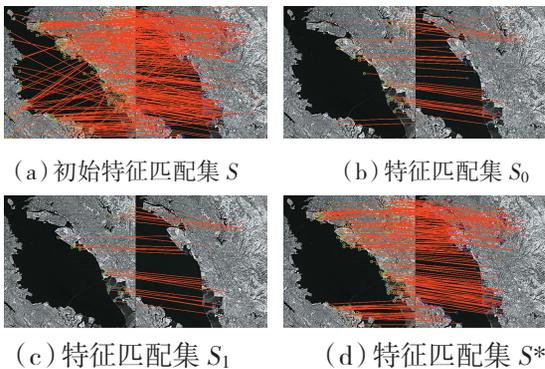


图 2 提取正确匹配的过程示例

3 基于面积比不变量的遥感图像配准算法

为了去除错误匹配, 提高遥感图像配准的性能和效率, 本文提出了一种基于面积比不变量的遥感图像配准算法, 具体步骤如下:

- ①输入参考图像和待配准图像;
- ②分别从参考图像和待配准图像提取 SIFT 特征点;
- ③利用最近邻距离比策略获得初始特征匹配;
- ④剔除重复的特征匹配以避免三角形面积为零的情况;

⑤利用公式 (2) 和 (3) 分别构建每对匹配的中值 KNN 图;

⑥利用中值 KNN 图计算每对匹配的面积比不变量;

⑦利用公式 (5) 计算每对匹配的邻域结构误差。如果该误差小于所设阈值, 则该匹配正确, 否则为错误;

⑧为避免得到的匹配集中存在少量错误匹配, 重复一次⑤ - ⑦步骤, 得到更加精确的特征匹配, 并利用公式 (6) 在初始匹配中获取所有正确匹配;

⑨利用最小二乘法和⑧中的正确匹配结果求解两幅图像间的仿射变换模型参数;

⑩利用⑨中的仿射变换模型参数对待配准图像进行重采样和双线性插值, 获得精确的遥感图像配准结果。

本文算法流程图如图 3 所示。

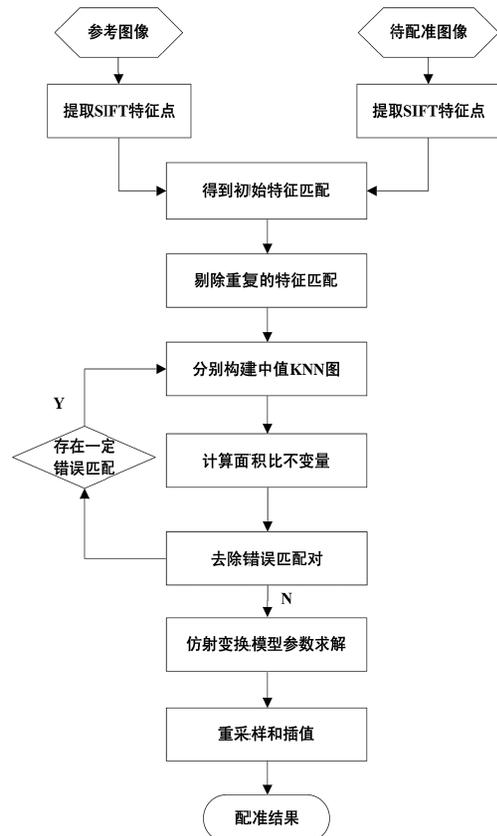
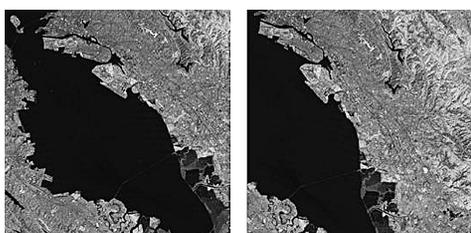


图 3 算法流程图

4 实验结果与分析

本文使用五组遥感图像进行实验, 如图 4 所

示,左边为参考图像,右边为待配准图像。图 4(a) 是不同视角下拍摄的两幅遥感图像,图 4(b) 是存在较大角度差异的两幅遥感图像。图 4(c) 来自 CIAP 数据库^[14],两幅图像间具有较小的重叠区域,图 4(d) 和图 4(e) 来自 PAN 数据库^[14],图像间存在较大的视角变化和地形起伏变化(如建筑物和山脉)。



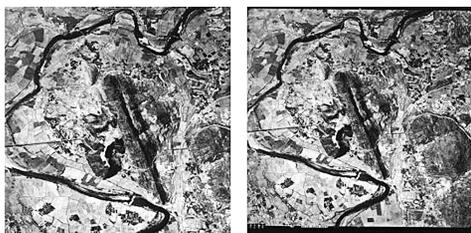
(a) 第一组遥感图像



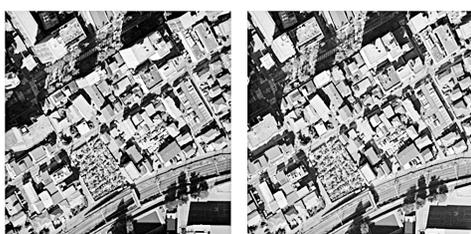
(b) 第二组遥感图像



(c) 第三组遥感图像



(d) 第四组遥感图像



(e) 第五组遥感图像

图 4 实验图像

本文将最近邻距离比为 0.9 时的 SIFT 算法匹配结果作为初始匹配,使用均方根误差 (RMSE)^[2]、准确率 (Precision)^[15]、召回率 (Recall)^[15]、BPP (1.0)^[2] 和运行时间 (TIME) 作为评价标准。本文算法包含两个参数 K 和 ε , K 是特征点邻域个数,约束特征点的局部邻域结构, ε 的大小可判断初始特征匹配的正确性。显然, K 值越大, ε 越小,所得匹配集的准确率越高,而召回率越低,反之亦然。为了同时兼顾准确率和召回率,根据文献 [14] 的建议,本文设置 $K=4, \varepsilon=6$ 。

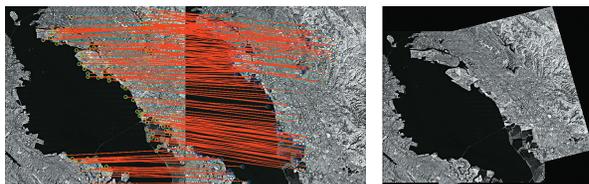
为验证本文算法的有效性,将本文算法、RANSAC 算法、GTM 算法、VFC 算法、CSM 算法和 FSC 算法进行比较。由于 VFC 算法、CSM 算法和 FSC 算法使用随机策略,实验中取 10 次运行数据的平均值作为对比结果。运行时间是指从提取 SIFT 特征到完成遥感图像配准所需的时间。实验均在相同实验环境下 (Intel Core CPU 2.80GHz, 8GB 内存, MATLAB2019b) 重复 50 次取平均值作为对比结果。上述 6 种配准算法在 5 类评价标准上的对比结果如表 1 所示。

由表 1 可知,本文算法取得最低或非常接近最低的均方根误差。在兼顾较高的准确率和召回率方面,本文算法表现得最好。虽然其他算法可能得到较高的召回率或准确率,但对应的准确率或召回率却降低了。除在第三组图像中,GTM 算法取得最低的 BPP (1.0) 值,其他组均由本文算法取得最低的 BPP (1.0) 值。这是由于 GTM 算法仅仅获取极少的 17 对正确匹配(初始匹配为 546 对),17 对正确匹配误差均小于 1, BPP (1.0) 值为 0,但也导致其召回率极低,限制了 GTM 算法的性能。在运行时间方面,除第四组图像外,本文算法均达到最低,这是因为本文算法无需大量迭代即可得到精确的特征匹配,而其他算法均需要不同次数的迭代以获取相对高正确率的特征匹配。如在第一组图像中,RANSAC 算法需迭代 203 次,GTM 算法需迭代 186 次,VFC 算法需迭代 10 次,CSM 算法需迭代 15 次,FSC 算法需迭代 500 次。虽然 FSC 算法迭代次数较多,但作为一种快速的一致性采样算法,运行速度较快,特别在特征匹配数较多的图像组表现较好,如第四组和第五组图像,详见文献 [2]。可以看出,本文算法的运行时间并未表现出较强的优

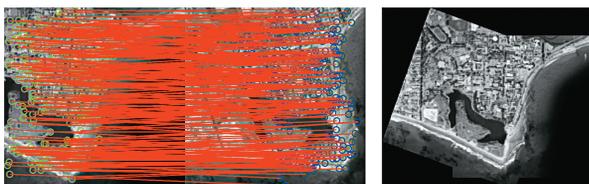
表 1 几种配准算法性能的对比结果

遥感图像对	图像大小	方法	RMSE	Precision	Recall	BPP (1.0)	TIME (sec)
第一组图像	561 × 561	RANSAC	0.869 2	0.6487	1	0.258 5	5.197 5s
		GTM	1.145 9	0.645 1	0.451 1	0.344 1	6.637 1s
		VFC	1.403 2	0.583 3	1	0.355 3	4.607 4s
		CSM	1.649 6	0.575 8	1	0.380 9	4.276 9s
		FSC	1.439 7	0.578 3	1	0.356 5	5.170 3s
		本文算法	0.756 9	0.980 6	0.995 1	0.206 1	3.005 5s
第二组图像	300 × 300	RANSAC	0.373 4	1	1	0.027 5	4.761 5s
		GTM	0.473 2	0.986 0	0.834 6	0.032 6	6.813 2s
		VFC	0.373 4	1	1	0.027 5	3.309 0s
		CSM	0.372 8	0.992 2	1	0.027 8	4.602 5s
		FSC	0.492 6	0.984 5	1	0.042 6	3.134 8
		本文算法	0.373 4	1	1	0	2.723 3s
第三组图像	700 × 700	RANSAC	0.328 7	1	1	0.019 7	27.751 7s
		GTM	0.350 0	1	0.111 8	0	18.873 6s
		VFC	0.331 4	0.980 6	1	0.020 1	17.912 2s
		CSM	0.333 9	0.961 7	0.993 4	0.020 8	17.911 2s
		FSC	0.568 6	0.993 4	1	0.026 1	17.038 3s
		本文算法	0.328 7	1	1	0.019 7	14.026 9s
第四组图像	700 × 600	RANSAC	0.529 7	0.989 0	1	0.082 3	51.870 8s
		GTM	0.703 8	0.977 6	0.796 0	0.107 1	76.539 2s
		VFC	0.526 3	0.992 4	1	0.083 0	20.731 3s
		CSM	0.522 1	0.981 2	1	0.081 0	24.475 9s
		FSC	0.785 9	0.972 9	1	0.103 4	19.145 7s
		本文算法	0.529 8	0.998 1	0.999 0	0.072 3	19.708 9s
第五组图像	739 × 801	RANSAC	1.146 0	0.803 7	0.773 1	0.450 9	140.464 7s
		GTM	5.718 6	0.491 7	0.344 3	0.844 0	192.213 5s
		VFC	1.110 3	0.473 4	1	0.489 5	43.459 9s
		CSM	1.178 0	0.472 6	1	0.529 8	56.161 8s
		FSC	2.849 8	0.522 5	1	0.794 1	38.632 9s
		本文算法	1.123 1	0.960 6	0.928 8	0.267 4	38.089 0s

势,这是因为这两组图像获取大量的初始匹配(分别为 1836 和 2097 对匹配),导致本文算法在构造中值 KNN 图上耗费了一定时间。同时,RANSAC 算法也取得了不错的结果,这是因为错误匹配数没有达到 50% 以上,并且 RANSAC 算法运行到最大迭代次数,导致其运行时间一般较长。图 5 为本文算法在五组遥感图像上的匹配和配准结果。为更好地显示配准效果,将配准后图像与参考图像简单拼接,可以看出本文算法取得了较好的结果。



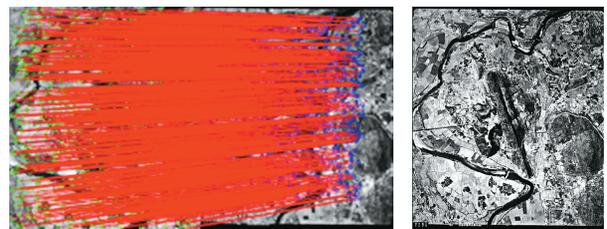
(a) 第一组遥感图像匹配及配准结果



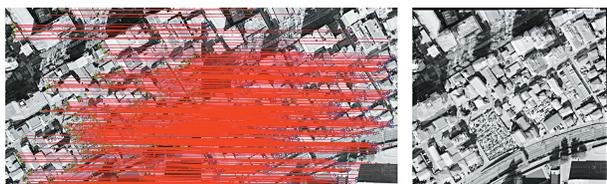
(b) 第二组遥感图像匹配及配准结果



(c) 第三组遥感图像匹配及配准结果



(d) 第四组遥感图像匹配及配准结果



(e) 第五组遥感图像匹配及配准结果

图 5 本文算法在实验图像上的匹配和配准结果

5 结论

针对遥感图像配准中如何快速有效去除错误匹配的问题,提出一种基于面积比不变量的遥感图像配准算法,该算法不需要迭代即可得到较为精确的特征匹配,大大提升了遥感图像配准的效率。实验结果证明,本文算法在均方根误差、准确率、召回率、BPP(1.0)和运行时间等方面均表现出良好的性能,是一种快速、有效的遥感图像配准算法。

参考文献:

- [1] Chang H H, Wu G L, Chiang M H. Remote sensing image registration based on modified SIFT and feature slope grouping[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(9): 1363–1367.
- [2] 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.
- [3] 余蕊,陈玮扬,杨扬,等. 内点最大化与冗余点控制的无人机遥感图像配准[J]. 遥感学报, 2020, 24(11): 1325–1341.
- [4] 保文星,桑斯尔,沈象飞. 基于信息熵约束和 KAZE 特征提取的遥感图像配准算法研究[J]. 光学精密工程, 2020, 28(8): 1810–1819.
- [5] Etezadifar P, Farsi H. A new sample consensus based on sparse coding for improved matching of SIFT features on remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(8): 5254–5263.
- [6] 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 – CACM, 1981, 24(6): 381–395.
- [7] 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.
- [8] Zhao J, Ma J Y, Tian J W, et al. A robust method for vector field learning with application to mismatch removing[C]// CVPR 2011. June 20–25, 2011, Colorado Springs, CO, USA. IEEE, 2011: 2977–2984.
- [9] Ma J Y, Zhao J, Zhou Y, et al. Mismatch removal via coherent spatial mapping[C]// 2012 19th IEEE International Conference on Image Processing. September 30 – October 3, 2012, Orlando, FL, USA. IEEE, 2012: 1–4.
- [10] 周微硕,安博文,赵明,等. 基于几何不变性和局部相似特征的异源遥感图像配准算法[J]. 红外技术, 2019, 41(6): 561–571.
- [11] 邢昌元,熊忠阳,李月涵,等. 基于区域面积比的几何不变量构造算法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(6): 1900–1904, 1908.
- [12] 雷思文,朱福珍. 基于 ORB 和改进 RANSAC 的无人机遥感图像配准算法[J]. 黑龙江大学自然科学学报, 2020, 37(5): 623–630.
- [13] Zheng Y F, Doermann D. Robust point matching for nonrigid shapes by preserving local neighborhood structures[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 643–649.
- [14] Ma J Y, Jiang J J, Zhou H B, et al. Guided locality preserving feature matching for remote sensing image registration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(8): 4435–4447.
- [15] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615–1630.

(上接第 71 页)

- [11] Zhuang Y, Yu F, Ma J, et al. Enhanced adsorption removal of antibiotics from aqueous solutions by modified alginate/graphene double network porous hydrogel[J]. Journal of Colloid and Interface Science, 2017, 507: 250–259.
- [12] 邓万燕,谢建平. 细菌核糖体靶向抗生素及耐药机制[J]. 国外医药(抗生素分册), 2017, 38(6): 20–30.
- [13] 马军冠,张旭,陈培宇,等. 壳聚糖微球对四环素-铜离子复合污染水体的吸附性能[J]. 沈阳大学学报(自然科学版), 2020, 32(4): 305–311.
- [14] Sheng G P, Yu H Q, Yue Z B. Production of extracellular polymeric substances from *Rhodospseudomonas acidophila*

in the presence of toxic substances[J]. Applied Microbiology and Biotechnology, 2005, 69(2): 216–222.

- [15] Wang Y Y, Qin J, Zhou S, et al. Identification of the function of extracellular polymeric substances (EPS) in denitrifying phosphorus removal sludge in the presence of copper ion[J]. Water Research, 2015, 73: 252–264.
- [16] 徐娟. 微生物胞外聚合物与废水中有毒污染物相互作用及对生物反应器性能影响[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2013.
- [17] 刘延利,潘响亮. 三维荧光光谱法研究四环素与活性污泥 EPS 的相互作用[J]. 环境科学与技术, 2012, 35(6): 51–54, 70.