

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107488

面向高层地物的异源高分遥感影像配准方法*

王非凡¹ 徐伟¹ 陈晓辉^{2,3} 王帅⁴ 王驿飞¹ 王超^{2,3,4}

(1.南京信息工程大学长望学院 南京 210044; 2.三峡大学湖北省水电工程智能视觉监测重点实验室 宜昌 443002; 3.三峡大学水电工程智能视觉监测宜昌市重点实验室 宜昌 443002; 4.南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要: 由于传感器成像通常存在较大差异,异源高分辨率遥感影像配准面临着更加突出的局部变形问题。特别是城市中高层地物的相对视差偏移更加显著,从而在空间变换中产生严重的非线性误差。为此,提出了一种面向高层地物的异源高分遥感影像配准方法。首先,通过开展阴影检测并结合影像分割,实现对高层地物的筛选。在此基础上,提出了一种基于相位一致性的阈值自适应特征点提取策略,以提升高层地物中特征点数量与特征点整体分布均匀性。其次,通过引入阴影面积加权特征向量距离,以排除阴影对同名点对匹配干扰。最后,针对同名点对设计了一种变换误差自适应惩罚因子,以降低高层地物上空间变化差异对映射方程的影响权重。通过对多组异源高分遥感影像的配准实验表明,所提出方法的总体配准精度和均方根误差分别可达88.9%和1.481。

关键词: 图像配准;异源遥感影像;阴影检测;高层地物筛选;加权特征向量距离;自适应惩罚因子

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Registration method for multi-source high resolution remote sensing image based on high-rise objects

Wang Feifan¹ Xu Wei¹ Chen Xiaohui^{2,3} Wang Shuai⁴ Wang Yifei¹ Wang Chao^{2,3,4}

(1. Changwang School of Honors, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Hubei Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 3. China Yichang Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 4. School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Because of the great difference of sensor imaging, the registration of high-resolution remote sensing image is faced with more prominent local deformation problem. In particular, the relative parallax offset of high-rise objects in the city is more significant, which leads to serious nonlinear error in spatial transformation. Therefore, proposes a registration method for multi-source high resolution remote-sensing image based on high-rise objects. Firstly, through shadow detection and image segmentation, the high-rise objects are screened. On this basis, a threshold adaptive feature point extraction strategy based on phase consistency is proposed, in order to improve the number of feature points in high-rise objects and their overall distribution uniformity. Secondly, the distance of feature vector weighted by shadow area is introduced to eliminate the interference of shadow on feature point matching. Finally, an adaptive penalty factor of transformation error is designed to reduce the influence of high-rise objects' spatial variation on affine equation. Through the registration experiments on groups of multi-source high resolution remote sensing images, it is found that the registration accuracy and root mean square error of the proposed method can reach 88.9% and 1.481 respectively.

Keywords: image registration; multi-source remote sensing image; shadow detection; high-rise objects selection; weighted feature vector distance; adaptive penalty factor

0 引言

遥感图像配准是指将两幅或多幅来自于不同视角、不

同时间或者不同传感器的同一场景的遥感图像进行几何校准的过程,其目的是将参考图像和待配准图像进行对准,获得更为全面的图像描述供观察或进一步处理。近年来,由

收稿日期:2021-07-09

* 基金项目:三峡大学湖北省水电工程智能视觉监测重点实验室开放基金(2020SDSJ05)、水电工程智能视觉监测湖北省重点实验室建设中央引导地方科技发展专项(2019ZYD007)项目资助

于传感器的日益丰富,遥感数据逐渐向着多角度、多尺度、多波段、多类型的方向发展,异源遥感影像配准已经成为了配准领域的研究热点。

与普通影像配准不同,异源高分辨率遥感影像往往存在更为严峻的局部变形问题,在配准过程中往往由于成像条件差异,导致图像之间地物的辐射特性不同,地物的描述特征不一定保持稳定^[1]。地物在不同成像模式下也可能存在较大的几何和辐射差异^[2]。其中,由于拍摄条件不同而易发生相对变形的高层地物所产生的相对视觉偏移尤为严重^[3-4],因其高度之间存在差异,导致其特征间不能服从同一空间变换^[5],很可能造成大量特征点的丢失与同名点对的不合理剔除,而由于其结构、颜色特征保留较好,是配准重点区域,因此如若全部剔除,剩余过少同名点对又将大大影响配准精度。同时,由于太阳光的照射,高层地物周围往往存在大量阴影区域,而异源遥感影像间不同的拍摄角度导致阴影区域大小、形状也存在较大差异,使得对特征点所构造的特征描述符不够准确,为同名点匹配带来很大干扰^[6-7]。

为此,学者们已经开展了针对异源影像配准的大量研究工作。其方法大致上可以分为两类,即基于特征的配准方法与基于区域的配准方法^[8]。在基于特征的配准方法中,常用的特征有点、边缘、轮廓、区域等特征,提取的特征应对异源配准影像应对噪声、地物辐射特性和分辨率应保持稳定。Lowe^[9]设计尺度不变特征变换(SIFT)算法,在异源影像上展现一定抗噪声干扰鲁棒性。Bay等^[10]设计加速稳健(SURF)算法,在保持尺度不变的基础上加快异源影像配准速度。Ye等^[11]依据相位特征提出了带有方向信息的相位一致直方图描述子(histogram of orientated phase congruency, HOPC),展现了良好的多源匹配效果,但由于采用模板匹配,耗时较长。Li等^[12]基于约束点特征,设计了应用于红外与光学异源影像之间的配准方法。在基于区域的配准方法中,通常使用归一化互相关系数(normalized cross correlation coefficient, NCCC)^[13-14]、互信息(mutual information, MI)^[15]、梯度^[16]等统计信息来完成配准。Inglada等^[17]采用归一化互相关系数和互信息两种相似性测度,对异源光学影像进行了实验,针对异源影像之间的角度、尺度偏差问题等仍需要作出一定改良。信息测度对于异源遥感影像配准已证实具备较高的鲁棒性,Paul等^[18]基于互信息并采用SPSA优化以完成光学与SAR异源影像的配准。Shams等^[19]依据梯度信息确定初始参数,接着基于互信息完成精配准,针对角度、尺度偏差具有一定的鲁棒性。Yan等^[20]引入方向梯度距离直方图配合数据驱动灰狼优化算法,以此应对多模态影像非线性强度差异的配准问题。

上述诸多方法都在不同方面做出了有效改进,尽管如此,这些方法还是大多忽略了高层地物上严重相对视觉偏移所导致的特征点稀少与同名点对误差等问题,同时阴影

干扰的排除也未在大多方法中得到有效实施。基于以上分析,本文提出了一种面向高层地物的异源高分遥感影像配准方法,该方法与目前主流算法相比,在配准精度等方面都具有显著提高。本文方法首先开展阴影检测并结合影像分割技术,筛选出高层地物。在此基础上,设计了一种基于相位一致性的阈值自适应特征点提取策略,以提升高层地物中关键特征点数量与整体分布均匀性。在特征点匹配阶段,计算阴影面积负相关权重,并基于此引入阴影面积加权特征向量距离以排除阴影对同名点对匹配干扰。在仿射变换式解算阶段,利用高层地物相对高度,设计了一种针对同名点对变换误差的自适应惩罚因子,从而降低高层地物上空间变化差异对映射方程的影响权重。

1 方 法

本节主要介绍所提出的异源高分辨率遥感影像配准算法。其中1.1节介绍了本文算法的配准的主要过程;1.2、1.3和1.4节介绍了在配准的主要过程中提出的3个贡献:阈值自适应特征点提取、阴影面积加权特征向量距离和变换误差自适应惩罚因子。

1.1 图像配准的主要过程

本文算法配准的主要过程如图1所示,包含了如下4个步骤:阴影检测与高层地物筛选、相位一致性特征点提取、相位一致性特征点集配准、图像变换。

1) 高层地物筛选

利用开源opencv工具包,基于HSV彩色空间变换^[21],在参考影像与待配准影像上进行阴影检测(参见1.2节)。同时依据所检测阴影区域的面积、长宽比进行筛选,并计算阴影对象沿阴影方向平均跨度,作归一化处理,记录为对应高层地物相对高度。经检验阴影检测效果良好。在此基础上采用种子点区域生长分割算法^[22],将阴影区域沿阴影方向平移获得带有相对高度信息的种子点,并进行区域生长分割,筛选出相对应的高层地物对象(参见1.2节)。经检验高层地物筛选结果良好。

2) 相位一致性特征点提取

考虑到异源高分辨率遥感影像在灰度强度上往往存在非线性变化,亮度上也存在差异性,因此本文引入相位一致性对影像进行转换,并计算相位一致最大矩与相位一致最小矩来完成特征点提取。

相位一致性是一种使用傅里叶谐波分量描述信号局部强度的特征,它利用特定方向 θ 不同尺度 s 的Log-Gabor滤波器,将信号分解为频率域下与 θ 和 s 相对应的傅里叶谐波分量,并加权叠合。Wong等^[23]指出,相位一致性特征具有强度不变特性,可抵抗异源影像中的亮度差异与灰度非线性差异。

生成相位一致性图时,使用Log-Gabor滤波器在频域对图像进行不同尺度和方向的滤波处理,利用滤波后图像的幅值和相位信息,计算出图像各像素的相位一致性值。

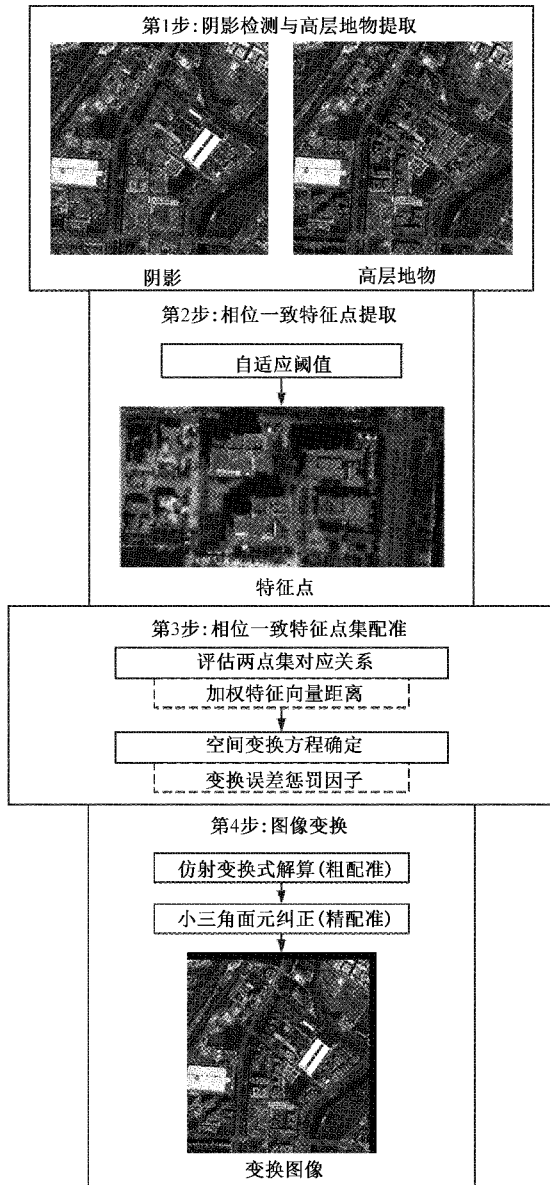


图 1 图像配准算法流程

$$PC(x,y) = \frac{\sum_s \sum_o W_o(x,y) [A_{s,o}(x,y) \Delta \phi_{s,o}(x,y) - T]}{\sum_s \sum_o A_{s,o}(x,y) + \epsilon} \quad (1)$$

式中： $W_o(x,y)$ 是基于频率分布的权重系数加权项； $A_{s,o}(x,y)$ 为像点在 Log-Gabor 滤波器尺度 s 和方向 o 上的振幅； $\Delta \phi_{s,o}(x,y)$ 为相位偏移； T 为噪声阈值； ϵ 为避免除数为 0 的常数；符号表示值为正时取本身，否则取 0； $PC(x,y)$ 表示影像上像点 (x,y) 相位一致性的强度幅值，是从 0~1 的无量纲量，表示特征由无特征至特征显著。

在此基础之上，对于每一个特定 Log-Gabor 滤波器方向，将所有尺度下的卷积结果都代入式(1)，即可计算出每个特定方向 o 下的相位一致性测度 $PC(x,y)$ ，则可进一步

计算得出相位一致最大矩 M 与相位一致最小矩 m ，两者分别用于边缘提取与角点提取^[24-25]。

$$M = \frac{1}{2}(c + a + \sqrt{b^2 + (a - c)^2}) \quad (2)$$

$$m = \frac{1}{2}(c + a - \sqrt{b^2 + (a - c)^2}) \quad (3)$$

其中，

$$a = \sum (PC(o) \cos(o))^2 \quad (4)$$

$$b = 2 \sum (PC(o) \cos(o))(PC(o) \sin(o)) \quad (5)$$

$$c = \sum (PC(o) \sin(o))^2 \quad (6)$$

基于高层地物筛选结果，在高层地物与低层地物中分别采用阈值自适应特征点提取策略(参见 1.2 节)，提高高层地物上关键特征点数量，同时减少密度过高的低层地物中特征点数，提高特征点总体分布均匀性。最终在参考影像与待配准影像中分别提取出特征点集。

3) 相位一致性特征点集配准

本文参照 SIFT 特征描述匹配思想，将两个特征点集之间的配准分为两个主要步骤解决。

步骤 1: 点集间对应关系评估。对于每一个提取所得的特征点，在周围 9 种图块内(参见 1.3 节)，基于各方向相位一致性测度 $PC(o)$ 构建特征描述符^[26]。在此基础之上，统计各图块内阴影面积大小，基于此引入阴影面积加权特征向量距离(参见 1.3 节)，以排除阴影干扰。采用双向匹配法，完成同名点对匹配，获得匹配点对集。

基于相位一致测度的特征描述符，具有光照不变性与灰度不变性，可排除异源遥感影像拍摄条件不同所带来的干扰。本文中的具体构建方式如下：

(1) 设置图块窗大小为 64×64 像素，利用式(1)计算窗内每一像素各方向相位一致性特征幅值，总方向数为 9 个，将 $0^\circ \sim 180^\circ$ 划分为 9 个区间，由此计算得到任意一个像素的 9 个特征 $PC_{o_1}, PC_{o_2}, \dots, PC_{o_9}$ 。

(2) 将窗口进一步划分为 4×4 个子区域元胞，在每个元胞中，对每个像素的 9 个 PC 特征方向进行幅值直方图统计。对每个小块所得到的 9 维相位一致直方图做 L2 范数归一化处理，进一步增强描述符对光照变化的鲁棒性。由此在每个元胞内得到 9 个 bin 的直方图向量 H_{PC} 。

(3) 将窗内所有元胞的特征描述向量 H_{PC} 连接在一起，构成整个窗的特征向量描述符，其维数为 $4 \times 4 \times 9$ ，即 144 维。

相位一致描述符构建流程示意图如图 2 所示。

步骤 2: 空间变换确定。采用 RANSAC 随机一致性检验^[27]，并针对高层地物上的同名点对设计了变换误差自适应惩罚因子(参见 1.4 节)，从而降低高层地物空间变化差异对映射方程的影响。最终滤除错误点对并估计仿射变换式参数，确定空间变换式，空间仿射变换式形式如下：

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ \sin\theta & -\cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c \\ r \end{bmatrix} \quad (7)$$

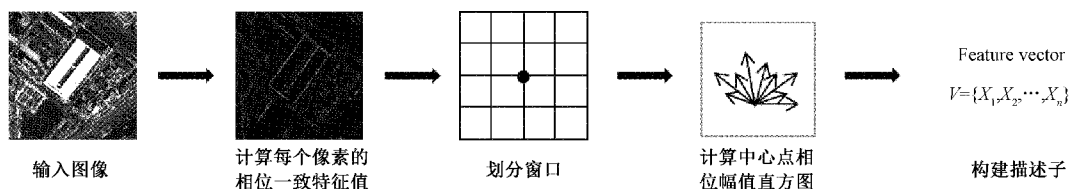


图 2 相位一致描述符构建示意图

式中: (x, y) 和 (X, Y) 分别为对应同名点在输入影像和参考影像的图像坐标; λ 代表尺度缩放因子; θ 表示影像的相对旋转角; (c, r) 是图像在二维平面的相对平移量。对于此变换式, 只需 3 对同名点对便可以解算出全部参数。

4) 图像变换

对原始待配准影像运用仿射变换式, 并采用双线性插值完成粗配准。在粗配准基础之上, 进一步采用小三角面元微分纠正, 实现精配准。采用最近距离算法在粗配准后影像上构建局部小三角面元^[28], 每个小三角形都是唯一最简单形状。在每个三角小面元内, 逐个进行一次多项式的纠正:

$$\begin{cases} X = a_0 + a_1x + a_2y \\ Y = b_0 + b_1x + b_2y \end{cases} \quad (8)$$

逐步依据三角形的各顶点坐标 (x, y) 确定系数 a_0 、 a_1 、 a_2 、 b_0 、 b_1 、 b_2 , 再对待配准影像进行高精度矫正, 完成精配准。

1.2 阈值自适应特征点提取

在特征点提取步骤中, 大多方法往往直接对整幅图像采取统一阈值进行提取, 但高分辨率遥感影像上各区域的纹理复杂度之间往往存在较大差异, 将会导致同一影像上不同物块之间的像素特征值水平不同。特别是高层地物与低层地物之间, 由于阴影以及相对形变的干扰, 高层地物上特征值总体水平往往相对较低, 但其由于基本结构、颜色特征保留较好, 又是配准重点区域, 因此若采用统一阈值, 将很有可能出现高层地物上特征点数减少、特征点总体分布不均等问题。为此本文对高层地物进行筛选, 并分别对高层、低层地物采取阈值自适应特征点提取策略。

1) 基于 HSV 空间变换的阴影检测

高层地物周围往往由于太阳光照射, 周围存在大量阴影, 其可用于提供高层地物位置、大小、高度等信息, 因此首先对影像采用 HSV 空间变换进行阴影检测, 进而利用形态学闭运算处理获得阴影检测结果图像。

HSV 模型是基于色调 (H)、饱和度 (S) 和明度 (V) 的六棱锥颜色空间。按照对应关系式, 将彩色的 RGB 图像转换为 HSV 图像, 并根据 HSV 模型阴影区域的特点进行阴影检测。

$$V = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (9)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} \min(R, G, B) \quad (10)$$

$$H = \begin{cases} \gamma, & B < G \\ 360^\circ - \gamma, & B > G \end{cases} \quad (11)$$

$$\gamma = \arccos \left\{ \frac{\frac{1}{2} |(R - G) + (R - B)|}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right\} \quad (12)$$

在获得 3 个分量的基础之上, 进一步使用迭代法获得最佳分割阈值 M , 并将每一个像素灰度与 M 进行比较, 获得阴影像素。接着对图像进行形态学闭运算, 将细微阴影区域连通化。在此基础之上, 对阴影区域进行筛选, 筛选阴影面积小于阈值 S_{\min} 、阴影面积大于阈值 S_{\max} 、阴影长宽比小于阈值 C_{\min} 、阴影长宽比大于阈值 C_{\max} 的阴影区域。对于上述 4 个阈值, 分别统计所有阴影区域面积直方图和长宽比直方图, 并获得每个直方图第 1 个长间隔左侧有效数值与第 1 个长间隔右侧有效数值, 基于此将 S_{\min} 设置为 50, S_{\max} 设置为 1 000, C_{\min} 设置为 0.08, C_{\max} 设置为 12。最终提取得到正确阴影区域, 如图 3 所示。可见阴影检测效果良好, 影像之间的阴影区域匹配度较高。

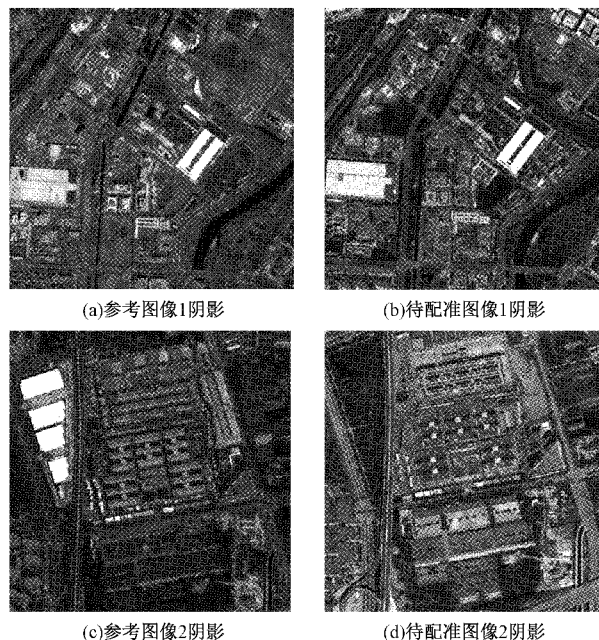


图 3 阴影检测结果

2) 基于种子点区域生长分割的高层地物筛选

对所得的阴影检测结果图利用相位一致性最大矩获取阴影边缘, 再以阴影连通域为单位, 利用 Ransac 方法对每个连通域进行直线检测, 将长度大于 10 的直线予以保

留,并计算统计所有直线角度,获取阴影边缘直线角度直方图,选取其中最大峰值处为阴影方向 β ,次大方向 α 。南京两幅影像、西安两幅影像分别求得阴影方向为 -56° 、 -64° 、 -52° 、 -81° 。对每幅影像上的阴影区域,在 α 方向上进行腐蚀运算^[29],以略微扩大搜索范围,其中结构性元se设置为 $ster1('line', a, \alpha)$, a 值取为6,然后将阴影区域 A_1 沿阴影方向 β 平移 b 像素, b 取值略微大于 $a \times \sin \alpha$, A_1 平移后得到新阴影 A_2 ,选取 A_2 中不属于 A_1 的像素点为种子点 A 。

$$A = A_2 - A_2 \cap A_1 \quad (13)$$

获取种子点的过程如图4所示。

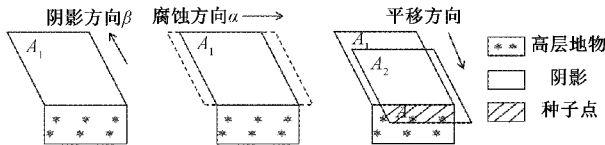


图 4 获取种子点示意图

统计初始阴影区域 A_1 上沿阴影方向归一化跨度作为对应高层地物相对高度 h ,赋予种子点,使其带有相对高度信息。对得到的各高层地物种子点,利用区域增长分割算法筛选出高层地物。在区域增长中,从每一个种子点出发,逐步迭代选择周围与其具有相似属性的邻点合并^[30]。对于种子点 A ,搜索到其邻点 d ,若 d 满足式(14)则将 d 加入区域 U ,以 d 作为新种子点进行迭代搜索。

$$U(t) = \{d \in U\} \cup \{lowthred < d < highthred\} \quad (14)$$

其中, $lowthred$ 和 $highthred$ 分别为门限控制的上下阈值。种子点区域生长停止,即获得了高层地物筛选结果,如图5所示。可见高层地物筛选结果良好,待配准影像与参考影像之间具有较高一致性。

3) 基于相位一致性的自适应阈值

在高层地物筛选结果基础之上,对整幅图像计算相位一致最大矩 M 、最小矩 m ,由于角点相较于边缘点,特征信息更加明显集中,因此主要依据最小矩 m 提取角点,而最大矩 M 则作为筛选角点的限制条件,即剔除不满足一定最大矩阈值的角点。

分别提取高层地物与低层地物上所有像素相位一致最小矩值,使用最大类间方差自适应方法得到高层地物初始阈值 Y_g^0 与低层地物初始阈值 Y_d^0 。为提高高层地物上关键特征点数量以更细致地描述其复杂纹理特征,进一步计算高层地物更新自适应阈值 Y_g^1 ,其步骤如下。

步骤1:将高层地物上所有像素相位一致最小矩值按升序排列,剔除最前端等于或接近0的像素,对保留像素标号 $1 \sim N$ 。

步骤2:寻找到第1个大于等于初始阈值 Y_g^0 的像素 Y_k ,统计其所在序列分位数 k/N 。

步骤3:将此序列分位数乘以0.85,并设置更新阈值

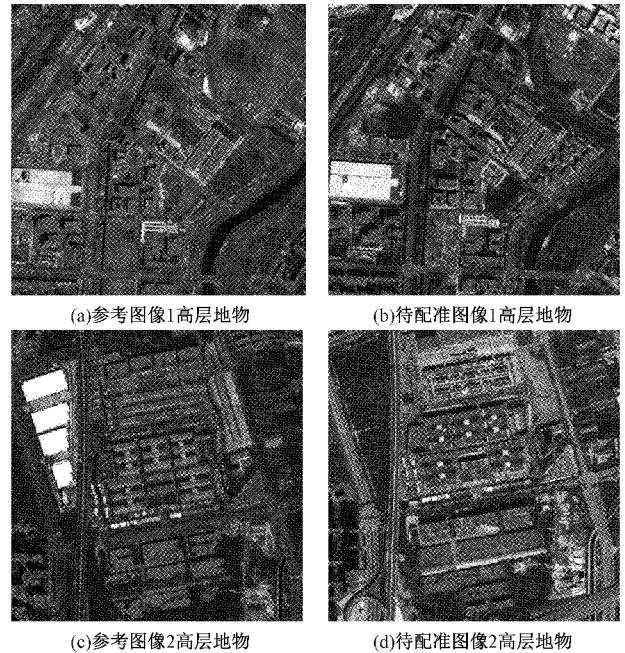


图 5 高层地物检测结果

Y_g^1 为序列中此分位数处相位一致最小矩值,并基于此提取高层地物上满足条件的特征点。

$$\begin{cases} Y_{k-1} < Y_g^0 \leq Y_k \\ Y_g^1 = Y_{|k \times 0.85} \end{cases} \quad (15)$$

对于低层地物,则需减小密度过高处的特征点数量以避免特征点冗余现象。为此将影像分为9块,并统计每块上的低层地物特征点数量占总数量 S 比例 k_i ,对于占比大于 $1/4$ 的 n 块影像块,以最终各块内特征点数占总数量 S' 比例 k'_i 和最小为目标函数,以占比排序不变和最终占比不低于原来占比 $1/2$ 为限制条件,自适应降低筛选阈值,定下上述限制条件的目的是为保证各块纹理复杂度与其中特征点数呈正相关的前提。最终基于各图块更新自适应阈值 Y_d^i 在低层地物上提取特征点,并与高层地物上特征点合并为特征点集。

$$\min = \sum_{i=1}^n k'_i \quad (16)$$

$$\begin{cases} k'_i = \frac{\text{sum}(Y_i \geq Y_d^i)}{S'} \\ k_{i-1} < k'_i < k_{i+1} \\ k'_i \geq \frac{1}{2} \times k_i \end{cases} \quad (17)$$

综上所述,设计阈值自适应特征点提取策略能够有效提高高层地物上特征点数量以及特征点总体分布均匀性,且依据影像本身属性自适应选取,很好地排除了异源影像差异所带来的干扰。

1.3 阴影面积加权特征向量距离

由于对于异源遥感影像,其呈像时间、角度不同,其建筑物周围阴影的大小、形状、边缘轮廓也不同。在获得同

名点对时,是根据特征点周围纹理、结构信息相似性来匹配的,阴影会为此带来较大干扰,但若简单采用阴影剔除算法进行消除,则又会丢失大量纹理特征,且阴影边缘干扰依然存在。因此在对高层地物的特征点进行描述和匹配时有必要设计策略对此类干扰进行剔除。

本文引入了阴影面积加权特征向量距离 $dist'$ 。筛选特征点周围 9 种类型图块,每个图块大小都为 32×32 像素,对其分别构建相位一致特征描述符 v^i ,同时计算出各图块内阴影面积大小。9 种图块如图 6 所示。

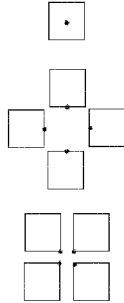


图 6 9 种图块类型

为避免高层地物筛选可能存在的些许误差,即本该正确匹配的点对,但两点在异源影像上分别位于不同类地物上,因此依然计算两影像间任意两点之间匹配程度,但同时为降低运算复杂度,分如下两类处理。

1) 若所匹配的点对都为低层地物点,则只选择以特征点为中心的图块 1 计算特征向量距离。

$$dist = \frac{\vec{v}_a^1 \cdot \vec{v}_b^1}{|\vec{v}_a^1| \times |\vec{v}_b^1|} \quad (18)$$

2) 若所匹配的点对上有任何一点在所在影像上被认为高层地物上特征点,则基于各图块内阴影面积大小,设计加权特征向量距离,其步骤如下。

步骤 1: 对于两点间 9 对对应图块,各计算之间初始特征向量距离 $dist_i$ 。

步骤 2: 将两点间对应图块内阴影面积相加,并除以 2 倍图块总面积,得到与初始特征向量距离对应的 9 个相对阴影面积大小 r_m , 其值都在 $0 \sim 1$ 之间。

步骤 3: 计算出与相对阴影面积大小呈负相关的系数权重 u_i , 乘以对应图块初始特征距离并相加,得到最终阴影面积加权特征向量距离 $dist'$ 。

$$dist' = \sum_{i=1}^9 dist_i \times u_i \quad (19)$$

其中,

$$dist_i = \frac{\vec{v}_a^i \cdot \vec{v}_b^i}{|\vec{v}_a^i| \times |\vec{v}_b^i|} \quad (20)$$

$$u_i = \frac{1 - r_i}{\sum_{m=1}^9 (1 - r_m)} \quad (21)$$

此特征距离中,阴影面积和最小的图块间距离所占权

重最大,此距离所受阴影干扰最小,最为合理真实,而阴影面积较大的则相反。利用此加权特征距离,能够在综合考虑特征点周围各类图块匹配程度的条件下,最大程度地降低阴影干扰,从而有效提高正确同名点对数量,进而提高匹配精度。

基于上述特征向量距离,对影像上特征点之间进行双向匹配,并判定当特征点最小距离与次小距离之比小于阈值 t ,且双向满足此条件时,则认为两个特征点是一对匹配点对。最终获得匹配点集。

$$\frac{dist_{\min}}{dist_{\sec}} < t \quad (22)$$

1.4 变换误差自适应惩罚因子

异源高分辨率遥感影像中,高层地物上同名点对无法与其余地物上点对服从一致空间变换,若是采取大多现有方法中统一估计仿射变换式参数的策略,将会带来较大误差。若分别在高层地物与低层地物上解算变换式,则又会由于同名点对数量的降低及高层地物上相对形变的存在,变换式都不准确。

本文在解算仿射变换式 H 时引入了自适应惩罚因子 F 以获取正确空间变换关系。对于高层地物上的同名点对,所在地物相对高度越高,则对其变换误差的合理容忍度就越高,因为其空间变换本身就与正确变换关系之间存在与相对高度呈正相关的误差。若不添加惩罚因子,则在解算仿射参数时以所有内点变换均方根误差最小为目标,会构造出更迁就于高层地物上空间变换关系的变换式,必定降低配准精度。因此对于高层地物上同名点对变换误差 E ,添加自适应惩罚因子 F 进行修正。其值在 $0 \sim 1$ 之间,与高层地物所对应的相对高度 h 呈负相关。计算式中 P 为惩罚因子系数,其值也在 $0 \sim 1$ 之间, q 实际含义为惩罚因子关于相对高度的灵敏度,其值大于 0,且越大,则惩罚因子关于相对高度的变化越显著,以最终配准后均方根误差 ($RMSE$) 最小为目标,对 q 进行自适应选取。

$$E' = E \times F \quad (23)$$

$$F = P^{q \times \frac{h_1 + h_2}{2}} \quad (24)$$

$$E = \sqrt{(x_a - H(x_b))^2 + (y_a - H(y_b))^2} \quad (25)$$

将其代入 RANSAC 并进行一定改进。在传统 RANSAC 算法中,每次迭代确定初始变换模型时只选择了 3 对同名点对进行了唯一变换模型解算^[31],依然未排除高层地物上视察偏移误差。本文在此步骤中选取 8 对同名点对,并对变换误差进行惩罚因子修正,基于最小二乘原理,以误差均方根最小为目标函数估算初始变换参数。再进一步基于修正误差筛选内点,并代入所有内点,再次进行最小二乘,确认每次迭代过程中的最终变换参数。通过引入变换误差自适应惩罚因子,既充分考虑了所有地物上的同名点对变换关系,又大大降低了高层地物空间变化差异对映射方程的影响权重。

2 实 验

2.1 研究数据

本文实验数据主要分为两组：

1) 使用 ZY_3(资源 3 号), 在 2018 年所拍摄的南京区域异源光学影像数据, 其分辨率为 2.1 m, 处于 RGB 波段。使用 GF_2(高分 2 号), 在 2020 年所拍摄的南京对应区域光学影像数据, 其分辨率为 0.81 m, 处于 RGB 波段。将资源 3 号影像作为参考, 配准高分 2 号影像。

2) 使用 GF_2(高分 2 号), 在 2018 年所拍摄的西安区域异源光学影像数据, 其分辨率为 0.81 m, 处于 RGB 波段。使用 GF_1(高分 1 号), 在 2020 年所拍摄的西安对应区域光学影像数据, 其分辨率为 2 m, 处于 RGB 波段。将高分 1 号影像作为参考, 配准高分 2 号影像。

两组影像如图 7 所示。

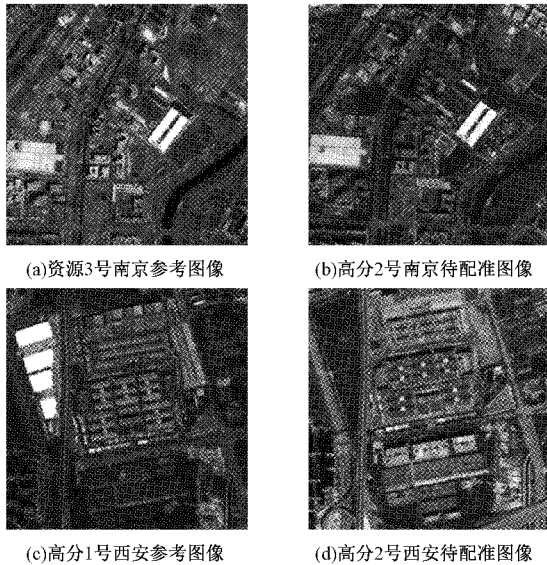


图 7 异源高分辨率光学影像

2.2 评估标准

将本文方法与 SIFT 算法、SURF 算法和 HOPC 模板匹配算法进行对比, 在定量检验实验效果时, 主要采用了匹配率(MR)、均方根误差(RMSE)、最大残差(residual)和时间(T)这 4 个定量评价指标。

$$MR = \frac{SMPP}{MPP} \tag{26}$$

式中: SMPP 是筛选后匹配点对数, MPP 是初始匹配点对数。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum ((x_a - H(x_b))^2 + (y_a - H(y_b))^2)} \tag{27}$$

$$residual = \max\{\sqrt{(x_a - H(x_b))^2 + (y_a - H(y_b))^2}\} \tag{28}$$

式中: N 是选取的总点对数, $a \in [1, N]$, $b \in [1, N]$, (x_a, y_a) 和 (x_b, y_b) 分别为匹配点对在参考影像与待配准影像上的坐标, H 表示解算所得的变换模型。RMSE 越小说明配准精度越高。

2.3 实验结果及分析

1) 特征点匹配实验

在该实验中采用不同方法, 利用上述研究数据与指标, 完成特征点匹配步骤中的多项工作, 并分别从视觉与量化指标两个方面进行实验结果对比。

基于不同的特征点提取与匹配策略, 完成两对异源影像上的同名点匹配。如图 8 所示, 给出了各方法下 2 组影像的特征点匹配实验结果。可以清晰地发现相较于其余 3 种方法, 本文方法中所得到的同名点对分布均匀性、高层地物稳定点对数量都具有明显优势。

为进一步验证本文方法中所设计的基于高层地物筛选的阈值自适应特征点提取策略是否为上述优势做出贡献, 在同等条件下进行对比实验。在未采用此策略的实验

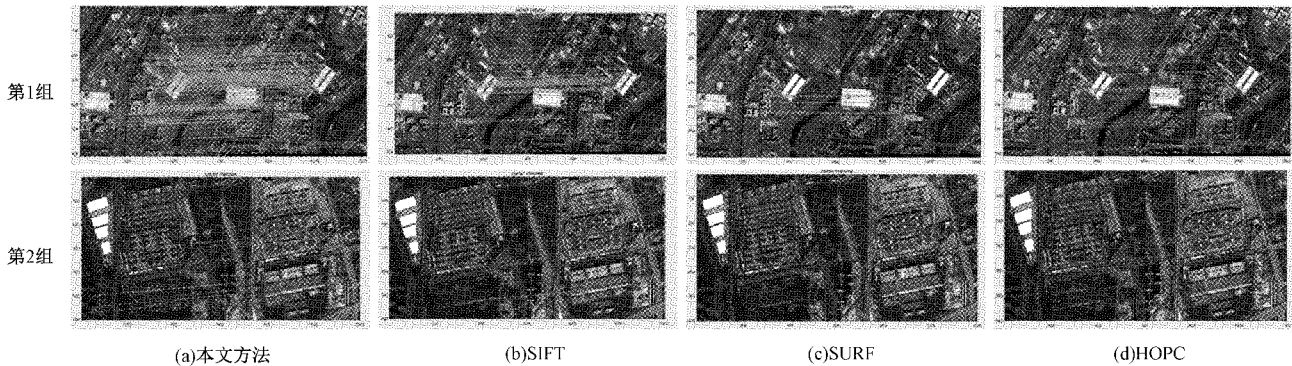


图 8 两组图像对特征点匹配实验结果

中, 直接计算整体图像最大类间方差得到统一阈值。结果如表 1、图 9 所示。从图 9 中可看出此提取策略增加了高层地物上初始特征点数量, 且由表 1 可以看出, 其中的稳定匹配点数也均

有显著提高, 均方根误差均有显著降低, 分别降低了 0.291 pixel 与 0.335 pixel。由此可见此策略能够大大增加异源影像的高层地物上初始特征点数与稳定匹配点数, 提高匹配精度。

表1 是否阈值自适应特征点提取对比

图像对	是否阈值 自适应提取	高层地物上 初始特征点数	高层地物上 稳定匹配点数	RMSE/ pixel
第1组	是	1 314	219	1.481
	否	217	35	1.772
第2组	是	980	32	1.954
	否	138	10	2.289

为进一步验证本文方法中所引入的阴影面积加权特征向量距离是否为高层地物特征点匹配做出了贡献,在提取同样初始特征点的情形下进行对比实验。结果如图10所示,通过引入加权距离,计算得在第1组图像上高层地物稳定匹配点对数由177增加到了219, $RMSE$ 则由1.508降至1.481。第2组图像上高层地物稳定匹配点对数由26增加到了32, $RMSE$ 则由2.011降至1.954。可见通过引入加权特征向量距离,可排除阴影干扰,提升高层地物上稳定点对数量,其中包含更多关键角点,从而对

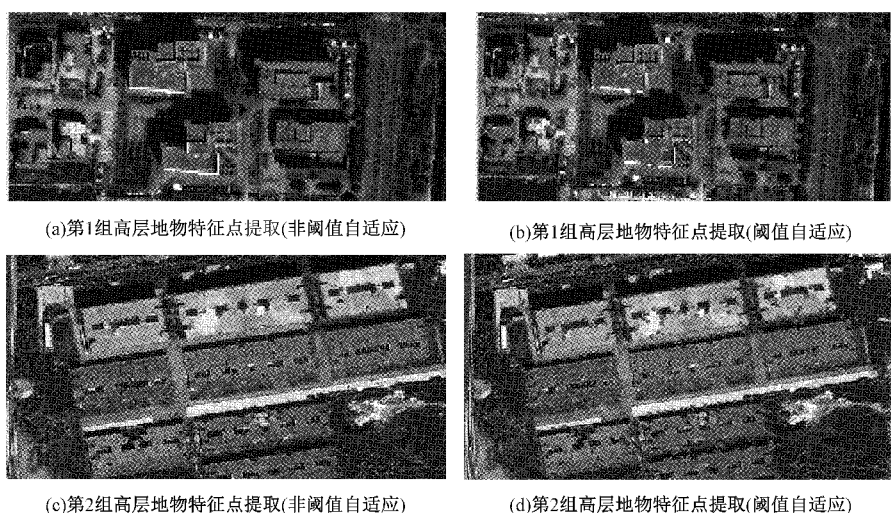


图9 是否阈值自适应特征点筛选结果对比

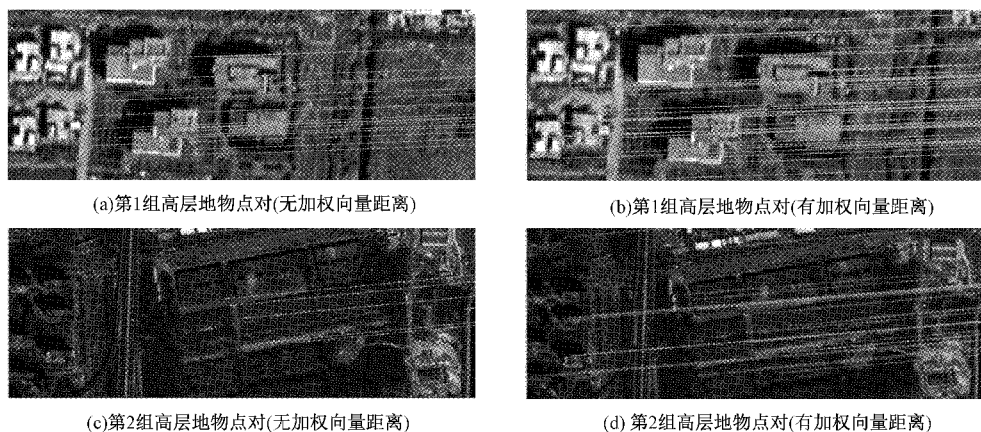


图10 有无加权向量距离特征点对匹配结果

异源影像上高层地物进行更好地描述,提高配准精度。

为进一步验证本文方法中针对高层地物所设计的变换误差自适应惩罚因子是否为仿射变换式的正确解算做出了贡献,在获得同样稳定点对的条件下进行对比实验。无惩罚因子实验中取惩罚因子系数 P 为1,有惩罚因子实验中取 P 为0.4。结果如图11所示,通过叠加结果局部放大图可看出,变化误差自适应惩罚因子的添加明显改善了配准效果。进一步计算得到通过引入惩罚因子,第1组图

像最终 $RMSE$ 由1.535降至1.481, $residual$ 由4.122降至3.921。第2组图像最终 $RMSE$ 由2.211降至1.954, $residual$ 由4.391降至4.217,说明此策略能够提高异源影像间空间变换式的解算正确度,提高最终匹配精度。

由式(23)可知,惩罚因子系数 P 的选取决定了惩罚因子的总体大小,直接对配准结果产生影响,因此有必要确定出的 P 合理取值以取得最为合理的结果。做出均方根误差与最大残差两个量化指标关于惩罚因子系数 P 变化

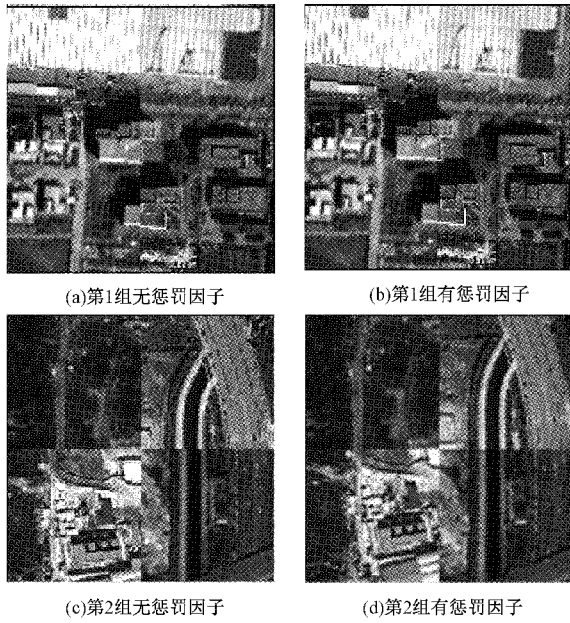
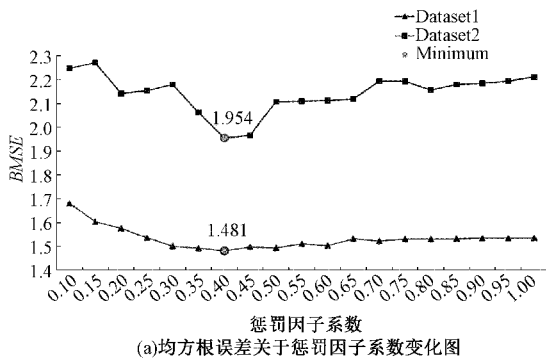
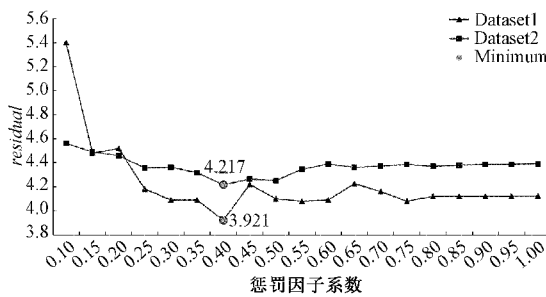


图 11 有无自适应惩罚因子叠加结果对比

的折线图,结果如图 12 所示,可以得出 P 大致取为 0.4 左右最为合理。在 P 取接近 1 时,由于未对存在相对形变的高层地物上变换关系进行修正,因此配准精度不佳。 P 取接近 0 时,由于过度减小了高层地物上点对间变换误差,使其无论参与参数最小二乘估计还是内点检验都无意义,即只有低层地物特征点参与,因此精度不佳。而 P 取为 0.4 左右时,可在充分利用所有类型地物上同名点对的前提下,有效降低高层地物空间变换差异对映射方程的影响权重。在图像配准实验中 P 均取 0.4。



(a)均方根误差关于惩罚因子系数变化图



(b)最大残差关于惩罚因子系数变化图

图 12 均方根误差、最大残差随惩罚因子系数变化折线图

2) 图像配准实验

分别采用本文方法、SIFT 算法、SURF 算法与 HOPC 算法对两组图像进行完整配准实验,并从量化指标与视觉分析两方面对比最终实验结果。南京区域异源光学影像对比实验结果如表 2、图 13 所示。西安区域异源光学影像对比实验结果如表 3、图 14 所示。分析结果可得,本文在所有图像配准中均展现出最佳性能。相较于南京区域影像,西安区域影像上存在大量汽车、集装箱等斑点噪声信息,因此各项配准指标都有所下降,但同时影像上也存在较多高层地物及阴影区域,相较其他算法,本文方法对其特殊处理以提取得到最多特征点对数,展现出最佳配准性能。SIFT 算法虽然具备尺度不变特性,但其在对异源高分辨率遥感影像的配准中提取了大量冗余特征点^[32],造成匹配率与配准精度下降。SURF 算法基于灰度极值信息筛选特征点^[33],在异源影像中提取数量过少,特别是对西安影像数据,直接导致配准失败。HOPC 算法模板匹配与本文一样基于相位一致性提取特征点,能较正确地对比异源影像间相似几何结构信息进行配准,但由于其未针对相对形变高层地物采取特殊处理,因此配准精度受到干扰以至低于本文算法,同时由于其模板遍历校准的过程^[34],其耗时远远大于本文算法。本文算法优于这 4 种方法的主要原因是:(1)基于高层地物筛选结果采取阈值自适应提取,提高了高层地物关键特征点数量;(2)引入阴影面积加权特征向量距离,提高了同名点对匹配准确度;(3)设计高层地物变换误差惩罚因子,减小了其对整个空间变换方程的影响权重,正确解算出仿射变换式。

表 2 图像对 1 不同方法配准结果对比

	初始 匹配点 对数	筛选后 匹配点 对数	匹配率/ %	RMSE/ 像素	residual/ 像素	时间/ s
本文方法	369	328	88.9	1.481	3.921	9.35
SIFT	231	127	55.0	2.231	5.861	9.34
SURF	51	33	64.7	2.509	6.765	3.72
HOPC	194	76	39.2	1.556	4.124	40.28

表 3 图像对 2 不同方法配准结果对比

	初始 匹配点 对数	筛选后 匹配点 对数	匹配率/ %	RMSE/ 像素	residual/ 像素	时间/ s
本文方法	72	42	58.3	1.954	4.217	9.61
SIFT	128	21	16.4	3.342	6.041	28.30
SURF	6	4	66.7	失败	失败	失败
HOPC	167	36	21.6	2.221	4.383	37.26

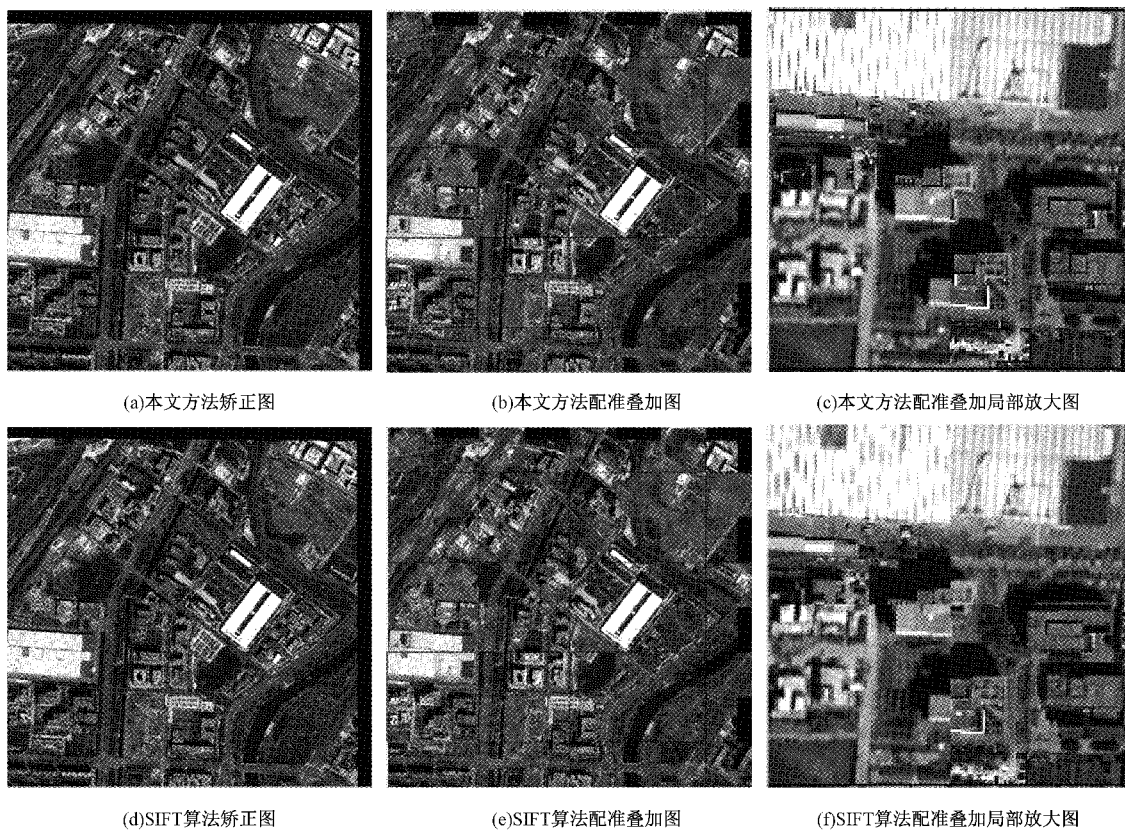


图13 图像对1矫正结果对比

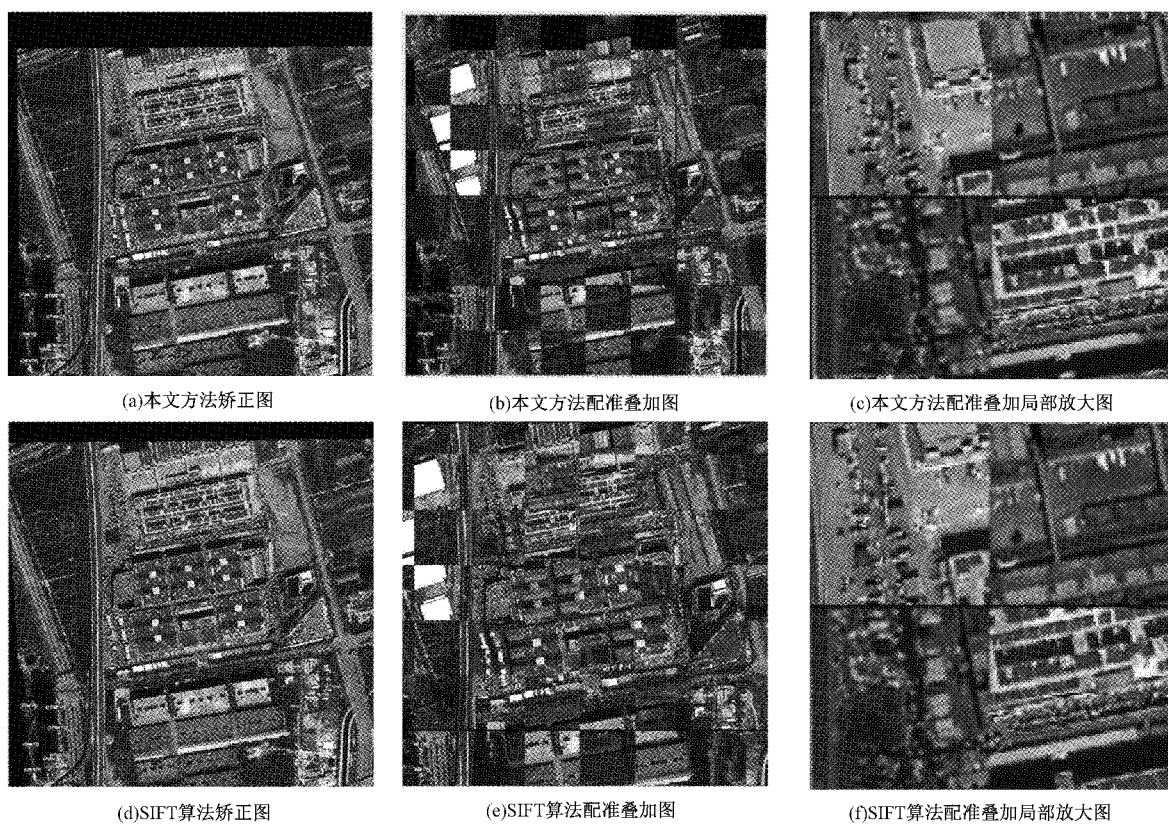


图14 图像对2矫正结果对比

3 结 论

异源高分遥感影像配准是目前配准领域的研究热点。然而,由于异源影像上高层地物间存在显著相对视差偏移,整体空间变换往往存在非线性误差,使得配准精度往往较低。为了解决上述问题,本文提出一种面向高层地物的异源高分遥感影像配准方法。主要研究工作及贡献:

1)在特征点提取步骤中设计阈值自适应特征点提取策略,通过阴影检测并结合区域分割技术,筛选出高层地物,在此基础上对不同类型地物自适应筛选特征点,提高高层地物关键特征点数及整体分布均匀性。

2)在特征点匹配步骤中引入阴影面积加权特征向量,以降低阴影区域对特征点周围纹理结构相似度的影响,提高同名点对匹配准确度。

3)在仿射变换式解算阶段针对高层地物点对,基于地物相对高度设计自适应惩罚因子,以在充分利用所有点对间变换关系的条件下,降低高层地物空间变化差异对映射方程的影响权重,提高最终配准精度。

最后,本文选取2组具有代表性地区的异源高分遥感图像对,与当前3种算法(SIFT、SURF、HOPC)进行了充分对比实验,并在特征匹配实验和图像配准实验中均具备最高匹配精度。尤其是在存在大量高层地物及阴影区域的配准情况下,本文算法所表现出的最优结果也证明了其在异源高分遥感影像配准中的高度有效性。本文着重设计方法解决了异源遥感影像之间高层地物配准误差,但未排除其中车辆、植被等相对变化小型地物干扰,是否可设计算法减小其对配准精度的影响,是下一步重点研究问题。

参考文献

- [1] LIU H, XIAO G, TAN Y, et al. Multi-source remote sensing image registration based on contourlet transform and multiple feature fusion [J]. *International Journal of Automation and Computing*, 2019, 16(5): 575-588.
- [2] SPENGLER M, SCHIELE B. Towards robust multi-cue integration for visual tracking[J]. *Machine Vision and Applications*, 2003, 14(1): 50-58.
- [3] MOORTHI S M, GAMBHIR R K, MISRA I, et al. Adaptive stochastic gradient descent optimization in multi temporal satellite image registration[C]. 2011 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems, 2011, DOI:10.1109/RAICS.2011.6069337.
- [4] 何浩, 刘修国, 沈永林. 基于视差的高分辨率遥感影像建筑物变化检测[J]. *遥感技术与应用*, 2019, 34(6): 1315-1323.
- [5] 胡蕾. 一种超高分辨率遥感图像中高层建筑特征匹配方法; CN106778510B[P]. 2020-03-20.
- [6] ABOUTALEBI M, TORRESRU A F, MCKEE M, et al. Behavior of vegetation/soil indices in shaded and sunlit pixels and evaluation of different shadow compensation methods using UAV high-resolution imagery over vineyards [J]. *Proceedings of SPIE*, 2018, 10664(6), DOI:10.1117/12.2305883.
- [7] JACOB L, JOHN E, PAUL J, et al. Illumination conditions within permanently shadowed regions at the lunar poles: Implications for in-situ passive remote sensing [J]. *Acta Astronautica*, 2021, 178(2): 432-451.
- [8] BROWN L G. A survey of image registration techniques [J]. *ACM Computing Surveys*, 1992, 24(4): 325-376.
- [9] LOWE D G. Distinctive image features from scale invariant key-points [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [10] BAY H, ESS A. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [11] YE Y X, SHEN L. HOPC: A novel similarity metric based on geometric structural properties for multi-modal remote sensing image matching [J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2016, 3(1): 9-16.
- [12] LI Q, HAN G, LIU P, et al. An infrared-visible image registration method based on the constrained point feature [J]. *Sensors*, 2021, 21(4): 1188.
- [13] 朱明, 姚强, 唐俊, 等. 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[J]. *国防科技大学学报*, 2019, 41(3): 50-55.
- [14] SHENG L, GUO Z, YOU J. Pre-registration of translated/distorted fingerprints based on correlation and the orientation field [J]. *Information Sciences*, 2020, 520(2): 292-304.
- [15] 王丽, 孙丰荣, 王奕琨, 等. 基于互信息的颅脑 MR 影像序列的三维配准[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(31): 160-163.
- [16] ELOY G, YAGO D, OLIVER D, et al. Breast MRI and X-ray mammography registration using gradient values [J]. *Medical Image Analysis*, 2019, 54(3): 76-87.
- [17] INGLADA J, MURON V, PICHARD D, et al. Analysis of artifacts in subpixel remote sensing image registration [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(1): 254-264.
- [18] PAUL S, PATI C. High-resolution optical-to-SAR image registration using mutual information and SPSA

- optimisation[J]. IET Image Processing, 2020, 15(6): 1319-1331.
- [19] SHAMS R, KENNEDY R A, SADEGHI P, et al. Gradientintensity-based registration of multi-modal images of the brain [C]. IEEE 11th International Conference on Computer Vision, 2007: 14-27.
- [20] YAN X, ZHANG Y, ZHANG D, et al. Multimodal image registration using histogram of oriented gradient distance and data-driven grey wolf optimizer [J]. Neurocomputing, 2020, 392(5): 108-120.
- [21] HDIOUD B, HAJ T M E, HAJ T R O, et al. Detecting and shadows in the HSV color space using dynamic thresholds [J]. International Journal of Electrical and Computer Engineering, 2018, 8(3): 1513-1521.
- [22] 魏光杏, 周献中, 李华. 基于最大熵的进化区域生长分割算法[J]. 江汉大学学报(自然科学版), 2020, 48(6): 78-83.
- [23] WONG A, CLAUSI D A. AISIR: Automated inter-sensor/inter-band satellite image registration using robust complex wavelet feature representations [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(10): 1160-1167.
- [24] KOVESI P. Phase congruency: A low-level image invariant[J]. Psychological Research, 2000, 64(2): 136-148.
- [25] KOVESI P. Phase congruency detects corners and edges[C]. The Australian Pattern Recognition Society Conference; DICTA, 2003: 309-318.
- [26] 钟佩珂, 江万寿, 李金龙, 等. 基于相位一致性的红外多光谱影像波段间特征匹配[J]. 地理与地理信息科学, 2020, 36(3): 42-48.
- [27] 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.
- [28] 杨德麟. 大比例尺数字测图概述[J]. 测绘通报, 1998(9): 34-36.
- [29] 何晓军, 徐爱功, 李玉. 基于CM的高分辨率遥感影像目标边缘提取[J]. 计算机仿真, 2019, 36(3): 333-338.
- [30] SRINIVASA A, CHENNA P. MRI brain tumor segmentation and prediction using modified region growing and adaptive SVM [J]. Soft Computing, 2021: 1-14.
- [31] 彭杰, 李磊民, 石繁荣. 无阈值改进随机抽样一致性点云配准算法[J]. 制造业自动化, 2020, 42(10): 72-76.
- [32] QIAO M, LIANG X, CHEN M. Improved SIFT algorithm based on image filtering [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1848(1), DOI: 10.1088/1742-6596/1848/1/012069.
- [33] 秦铭谦, 曾青松. 基于对抗颜色空间梯度 SURF 特征匹配复制黏贴篡改检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(10): 147-153.
- [34] SHAN S, ETHAN A, VALERIE S, et al. Laplacian feature detection and feature alignment for multimodal ophthalmic image registration using phase correlation and Hessian affine feature space[J]. Signal Processing, 2020, 177, DOI:10.1016/J. SIGPRO. 2020. 107733.

作者简介

王非凡, 本科生, 主要研究方向为遥感影像处理。

E-mail: 201883320044@nuist.edu.cn

王超(通信作者), 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为高分辨率遥感影像处理。

E-mail: chaowang@nuist.edu.cn