

基于分布度量和显著性信息的遥感图像拼接

赵迪迪^{1,2,3}, 李加慧^{1,2,3}, 谭奋利^{1,2,3}, 曾晨欣^{1,2,3}, 季轶群^{1,2,3*}

¹苏州大学光电科学与工程学院, 江苏 苏州 215006;

²苏州大学江苏省先进光学制造技术重点实验室, 江苏 苏州 215006;

³苏州大学教育部现代光学技术重点实验室, 江苏 苏州 215006

摘要 为了获取无缝的宽视场高分辨率遥感图像, 提出基于分布度量和显著性信息的遥感图像拼接算法, 主要针对图像拼接过程中的外点剔除、最佳缝合线检测和平滑过渡融合三个方面进行改进。首先, 以内点在图像重叠区域的均匀分布程度为准则选取最优内点, 以增强图像间的对齐程度; 其次, 利用图像直线信息和引导滤波确定图像显著性信息, 避免缝合线穿过明显地物; 最后, 通过引导滤波对图像进行双尺度融合, 利用空间一致性实现缝合线两侧图像间的平滑过渡。仿真结果表明: 在外点剔除阶段, 所提算法的互信息相较于 RANSAC 算法提高了 1.93%, 稳定性提高了 46.55%; 在缝合线检测和过渡融合阶段, 所提算法的结构相似度 (SSIM) 相较于 QESE 算法提高了 3.21%, 峰值信噪比 (PSNR) 提高了 2.55%。最终获得了亮度均匀、无重影的高质量宽视场高分辨率遥感图像。

关键词 数字图像处理; 分布度量; 直线信息; 显著性信息; 空间一致性

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0410007

Remote Sensing Image Mosaic Based on Distribution Measure and Saliency Information

Zhao Didi^{1,2,3}, Li Jiahui^{1,2,3}, Tan Fenli^{1,2,3}, Zeng Chenxin^{1,2,3}, Ji Yiqun^{1,2,3*}

¹School of Optoelectronic Science and Engineering, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China;

²Key Laboratory of Advanced Optical Manufacturing Technologies of Jiangsu Province, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China;

³Key Laboratory of Modern Optical Technologies of Education Ministry China, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China

Abstract To obtain a seamless remote sensing image with wide field-of-view and high resolution, this study proposes a remote sensing image mosaic algorithm based on distribution measure and saliency information. Outlier removal, optimal seamline detection, and smooth transition during image mosaic are the main areas of improvement. To improve image alignment, the optimal inliers are first chosen based on the distribution quality of inliers in the overlapping area. Secondly, the saliency information of images is determined by line segments and guided filter to avoid the seamline crossing obvious features. Lastly, a two-scale image fusion is performed using a guided filter, and spatial consistency is used to achieve a smooth transition between the images on both sides of the seamline. The simulation results demonstrate that, when compared with the RANSAC algorithm, the proposed

收稿日期: 2021-02-25; 修回日期: 2021-03-22; 录用日期: 2021-03-25

基金项目: 国家自然科学基金(61405134, 61340007)、国防基础科研计划(JCKY2018414C013)、江苏省自然科学基金(BK20161512)、江苏高校优势学科建设工程资助项目(PAPD)

通信作者: jiyiqun@suda.edu.cn

algorithm enhances the mutual information by 1.93% and the stability by 46.55% in outlier removal. In comparison to the QESE algorithm, the proposed algorithm improves structural similarity (SSIM) by 3.21% and peak signal-to-noise ratio (PSNR) by 2.55% in optimal seamline detection and smooth transition. A high-quality, wide field-of-view, and high-resolution remote sensing image is produced with uniform brightness and no ghosting.

Key words digital image processing; distribution measure; line segment; saliency information; spatial consistency

1 引言

土地覆盖变化检测、战场目标侦查及灾害损伤评估等诸多场景均需要宽视场高分辨率遥感图像来加快信息分析处理^[1-2]。然而受到传感器尺寸的限制,单张图像难以同时具备宽视场和高分辨率的特点。图像拼接有效地解决了这一问题,将多幅具备重叠区域的图像拼接成一幅无缝的宽视场高分辨率图像,主要步骤包括图像初始匹配点提取、外点剔除、几何变换、最佳缝合线检测和平滑过渡融合。拼接图像是进行图像感知与分析的基础,其质量的好坏直接决定了信息获取的正确与否^[3],因此为获取亮度均匀、无重影现象的高质量拼接图像,本文主要对外点剔除、最佳缝合线检测和平滑过渡融合进行了研究。

SIFT 和 SURF 等图像初始匹配点提取算法仅利用特征点局部邻域信息构建描述子^[4-5],导致初始匹配点中通常存在高达 50% 以上的外点^[6-7]。因此,精准剔除外点是实现图像高精度配准的关键步骤。随机抽样一致性(RANSAC)算法是目前常用的外点剔除算法^[8],其反复抽取初始匹配点中的随机子集并拟合变换模型,根据内点数最大的原则选取最优内点集和模型参数。为提高 RANSAC 算法的鲁棒性和效率,近年来许多学者提出了改进算法,局部优化 RANSAC(LO-RANSAC)算法通过对暂定内点集进行重抽样优化来提高配准精度^[9];局部结构保留匹配(LPM)算法利用距离约束和拓扑约束对初始匹配点进行预滤波,为 RANSAC 算法提供高质量的初始解^[10];潜在 RANSAC(Latent-RANSAC)算法认为错误模型间几乎不具备相似性^[11],因此当只有找到一对相似模型时才进行模型验证,大大提高了 RANSAC 算法的效率。尽管目前已有诸多关于 RANSAC 的改进算法,但这些算法在进行最优内点集选取时,忽略了内点在图像重叠区域均匀分布程度的重要性。

在精准剔除初始匹配点中的外点后,即可通过内点集确定图像间的几何变换关系,然而由于图像

间亮度差异和像素几何未对准等因素的影响,在图像重叠区域出现重影和亮度不均的现象。一种有效的解决方式是在图像重叠区域选择一条最佳缝合线,并在缝合线两侧进行平滑过渡融合,如多分辨率融合、泊松融合等^[12-13]。最佳缝合线检测是遥感图像拼接的关键技术之一,直接影响着拼接图像的质量,主要问题在于如何构建精确的能量函数,使得缝合线尽量穿过植被、道路等平坦区域,而避免穿过建筑、车辆等显著目标。Chon 等^[14]利用归一化互相关(NCC)构建能量函数,并通过迭代运算限制缝合线搜索区域,最后通过 Dijkstra 算法确定缝合线位置。Dong 等^[15]利用参数核图割算法对图像进行背景分割,并结合图像纹理差异、多尺度多角度梯度约束和颜色差异构造能量函数,有效避免了缝合线穿过明显地物。Cao 等^[16]对图像重叠区域的视觉感知进行量化,将缝合线尽量定位在低感知区域。图像的强度、颜色、梯度和背景分割等特征已经被用来指导最佳缝合线检测,然而,这些算法忽略了图像中的直线信息。直线信息可以有效地将图像中的建筑、车辆等显著目标提取出来。

基于以上分析,本文提出了一种基于分布度量和显著性信息的遥感图像拼接算法,旨在获取高质量的宽视场高分辨率遥感图像。首先,采用分布度量 RANSAC 算法选取最优内点集;其次,通过基于显著性信息的最佳缝合线检测算法确定缝合线位置;最后,根据缝合线位置对图像进行双尺度融合,消除拼缝。

2 基于分布度量和显著性信息的遥感图像拼接

图像拼接主要流程如图 1 所示。首先,输入两幅具有重叠区域的图像 I_a 和 I_b ,并利用 SURF 算法提取初始匹配点 C ;其次,采用分布度量 RANSAC 算法选取最优内点 C_{in} ,确定图像间的几何变换关系;最后,采用基于显著性信息的最佳缝合线检测算法确定缝合线位置,并在缝合线两侧进行双尺度融合,实现图像间的平滑过渡。

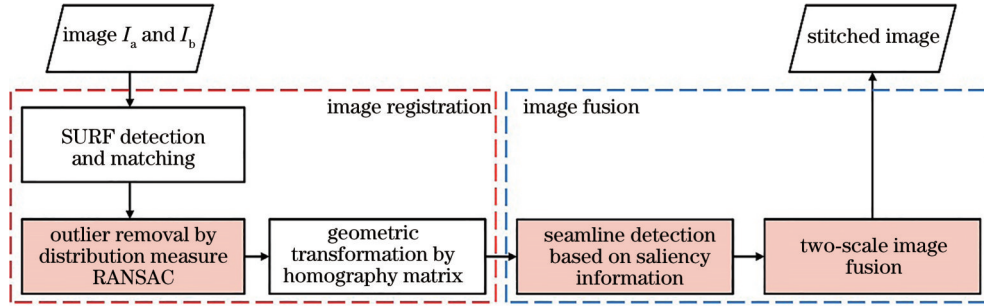


图 1 两幅图像拼接流程

Fig. 1 Overall workflow of the two image stitching

2.1 分布度量 RANSAC 算法

分布度量 RANSAC 算法的主要步骤如图 2 所示,对初始匹配点进行预滤波可以有效剔除部分误差较大的匹配点,从而提高内点的抽取率,因此首先采用 LPM 算法对初始匹配点进行预滤波。但预滤波操作在剔除部分外点的同时,也误剔除了部分内点,故采取滤波后集合 C_{LPM} 抽样、初始匹配点集合 C 一致性检验的策略,选取暂定内点集 C_k 和模型 H_k ;其次,为增强算法的稳定性,在每次抽样过程

中,反复利用当前内点集重估计模型并重计算内点集,直至当前内点不再发生改变。抽样次数 K 由内点率自适应确定:

$$K(|C_k|, \mu) = \frac{\log_{10}(1 - \mu)}{\log_{10}[1 - (\eta + \gamma)^4]}, \quad (1)$$

式中: μ 为置信率;内点率 $\eta = |C_k|/|C|$, 范数 $|\cdot|$ 表示计算集合元素数目; γ 为自定义参数,用于放宽抽样终止标准, γ 取 0.1。

Algorithm 1: The Distribution Measure RANSAC Algorithm

Input: C : initial candidate matches; μ : confidence, ε : threshold, γ : user parameter

Output: H : model parameters, C_{inl} : inliers set

- 1 $C_{sc} \leftarrow LPM(C)$;
- 2 $D \leftarrow 0$;
- 3 **for** $k=1 \rightarrow K(|C_{inl}|, \mu, \gamma)$ **do**
- 4 $S_k \leftarrow$ Sample 4 random matches from C_{LPM} ;
- 5 $H_k \leftarrow$ Estimate a model using S_k ;
- 6 $C_k, H_k \leftarrow$ Compute tentative inliers C_k for H_k on C , repeatedly reestimate the model H_k using C_k and compute inliers on C until the inliers C_k does not change;
- 7 $D_k \leftarrow$ Compute distribution quality of tentative inliers C_k ;
- 8 **if** $D_k > D$ **then**
- 9 $\underline{D}, H, C_{inl} \leftarrow D_k, H_k, C_k$

图 2 分布度量 RANSAC 算法

Fig. 2 Distribution measure RANSAC algorithm

最后,根据当前暂定内点集 C_k 和模型 H_k 确定的图像重叠区域边界点,建立 Delaunay 三角网^[17],以内点在重叠区域的分布质量 D 替代 RANSAC 算法内点数多的最优模型选取准则。

$$D = D_A \times D_S = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T \left(\frac{A_t}{\bar{A}} - 1 \right)^2}{T-1}} \times \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (S_t - 1)^2}{T-1}}, \quad (2)$$

式中: T 为三角网中的三角形总数; D_A 和 D_S 分别为三角形面积和形状的变化度量; $S_t = \frac{3 \times \text{Max}(\theta_t)}{\pi}$, A_t 和 $\text{Max}(\theta_t)$ 分别为第 t 个三角形的面积和最大内角;

\bar{A} 为 T 个三角形的平均面积。 D 越小,说明内点在图像重叠区域的分布越均匀。图 3 为最优内点的选取过程,图 3(a)和图 3(b)分别为第 k 次和第 $k+1$ 次抽样得到的两组暂定内点集 C_k 和 C_{k+1} ,集合 C_k 和集合 C_{k+1} 的内点数分别为 231 和 220,实心圆表示内点,多边形表示通过当前内点集确定的图像重叠区域边界;图 3(c)和图 3(d)分别为基于内点集 C_k 和 C_{k+1} 及其对应的重叠区域边界点构建的 Delaunay 三角网。尽管集合 C_k 比集合 C_{k+1} 具备更多的内点数,但集合 C_{k+1} 明显具备更优的内点分布质量 ($D_k = 3.474, D_{k+1} = 2.1361$),因此选取集合 C_{k+1} 为暂定最优内点集。

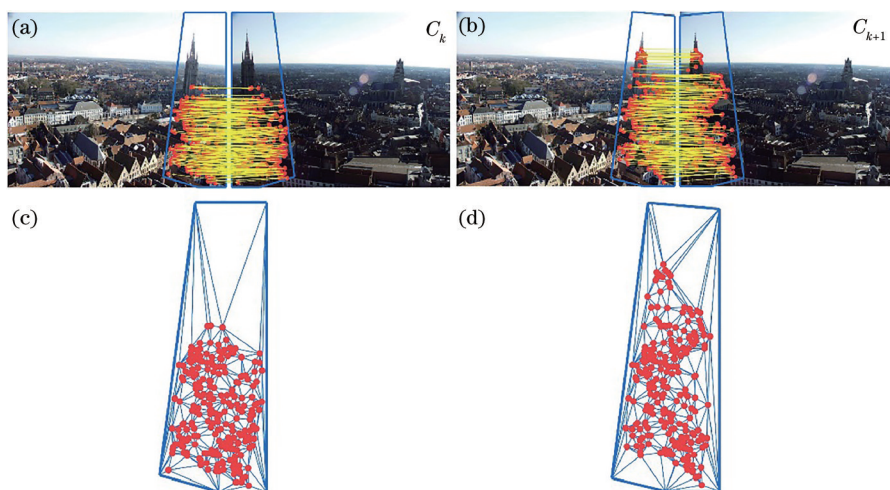


图 3 最优内点集选取示意图。(a) 暂定内点集 C_k , $|C_k|=231$; (b) 暂定内点集 C_{k+1} , $|C_{k+1}|=220$; (c) 根据内点集 C_k 构建的 Delaunay 三角网, $D_k=3.474$; (d) 根据内点集 C_{k+1} 构建的 Delaunay 三角网, $D_{k+1}=2.1361$

Fig. 3 Schematic of optimal inlier selection. (a) Tentative inliers C_k , $|C_k|=231$; (b) tentative inliers C_{k+1} , $|C_{k+1}|=220$; (c) Delaunay triangulation constructed according to C_k , $D_k=3.474$; (d) Delaunay triangulation constructed according to C_{k+1} , $D_{k+1}=2.1361$

2.2 基于显著性信息的最佳缝合线检测

为保证最终宽视场拼接图像的视觉一致性,缝合线应穿道路、草地和河流等纹理细节信息单调的区域,避免穿过建筑和车辆等显著区域^[18-19],而这些显著区域通常具备更多的直线信息。

因此,首先采用线段检测算法(LSD)对图像进行直线检测,并利用重叠区域图像对检测结果进行引导滤波以提取显著性信息 C_{si} ,在进行最佳缝合线检测时避免穿过这些区域。

$$C_{si}(i, j) = \max \left\{ G_{r_1, \epsilon_1} \left[L_1(i, j), I_1(i, j) \right], G_{r_1, \epsilon_1} \left[L_2(i, j), I_2(i, j) \right] \right\}, \quad (3)$$

式中: $G_{r_1, \epsilon_1} \left[L(i, j), I(i, j) \right]$ 表示引导滤波操作, L 和 I 分别表示滤波图像和引导图像; r_1 和 ϵ_1 分别为滤波窗口大小和模糊程度,取 $r_1=10$ 和 $\epsilon_1=0.3$; L_1 和 L_2 分别为重叠区域图像 I_1 和 I_2 的直线信息。图 4 展示了遥感图像显著性信息的提取过程。

图 4(a) 为图像的直线信息提取结果,可以看到相较于道路及植被等区域,建筑等明显地物具备更多的直线信息。图 4(b) 为图 4(a) 中直线信息的引导滤波结果,可以看到建筑等显著性信息被有效提取出来了。

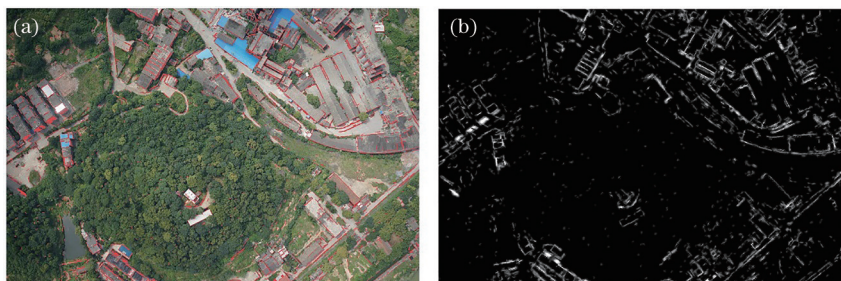


图 4 遥感图像显著性信息提取示意图。(a) 直线信息提取结果; (b) 显著性信息图

Fig. 4 Schematic of saliency information extraction in remote sensing image. (a) Line segment detection result; (b) saliency information map

其次,为构造出精确的能量函数,在完成图像的显著性信息 C_{si} 提取后,综合考虑图像间的强度差异 C_{id} 和几何结构差异 C_{gsd} , 构建全局能量函数 C 。

1) 强度差异。理想的缝合线上的像素点在两幅图像上的强度差异应最小化,通过像素 (i, j) 邻域窗口 $(2r+1)^2$ 内像素差的均值表示强度差异。

$$C_{id}(i, j) = \frac{1}{(2r+1)^2} \sum_{x=-r}^r \sum_{y=-r}^r |I_1(i+x, j+y) - I_2(i+x, j+y)|, \quad (4)$$

式中： r 为窗口半径， r 取 2。

2)几何结构差异。在检测缝合线时,应保证缝合线上像素点在两幅图像中的几何结构最相似。通过八方向 Sobel 算子提取图像梯度特征,取两幅图像各方向梯度差异之和来表示几何结构差异 C_{gsd} 。

$$C_{gsd}(i, j) = \sum_{p=1}^8 | [I_1(i, j) - I_2(i, j)] * S_p |, \quad (5)$$

式中： S_p 表示八个方向的 Sobel 算子。

结合图像显著性信息、强度差异和几何结构差异,构成全局能量函数 C 。

$$C(i, j) = [C_{si}(i, j) + C_{id}(i, j) + 3C_{gsd}(i, j)]^\alpha, \quad (6)$$

式中： C_{si} 、 C_{id} 和 C_{gsd} 均经过归一化处理； α 为非线性放大系数,目的是防止缝合线路径长度增加导致的路径花费增加。最终,通过 Dijkstra 算法在能量空间确定最佳缝合线位置。

2.3 图像双尺度融合

在确定缝合线位置后,需结合平滑过渡融合算法使图像在缝合线两侧自然过渡。本文采用了一种简单、有效的双尺度融合算法对缝合线两侧图像进行处理,通过空间一致性消除拼缝,主要流程如

图 5 所示,分为图像双尺度分解、权重图构造和图像重构 3 个步骤。

1)图像双尺度分解。采用高斯滤波器将重叠区域图像分解为包含大尺度强度变化的基础层 B_n 和包含小尺度细节信息的细节层 D_n ,对重叠图像的不同层采用不同规则进行融合,实现区域平滑过渡以及最大限度地保留图像高频细节信息的目的。

$$\begin{cases} B_n = I_n * f_r \\ D_n = I_n - B_n, \quad n = 1, 2 \end{cases}, \quad (7)$$

式中： I_n 表示重叠区域图像； f_r 为均值滤波器,滤波半径设为 35×35 。

2)权重图构造。根据最佳缝合线建立掩码图像 M_n ,作为融合处理的初始权重图。为实现图像间的自然过渡,将重叠区域图像作为引导图像,对初始权重图 0、1 边界进行引导滤波优化,达到图像强边缘区域增强权重、平坦区域弱化权重的目的。

$$\begin{cases} W_n^B = G_{r_2, \epsilon_2}(I_n, M_n) \\ W_n^D = G_{r_3, \epsilon_3}(I_n, M_n) \end{cases}, \quad (8)$$

式中： r_2 、 ϵ_2 、 r_3 和 ϵ_3 均为引导滤波参数； W_n^B 和 W_n^D 分别为基础层和细节层的最终融合权重图,其中

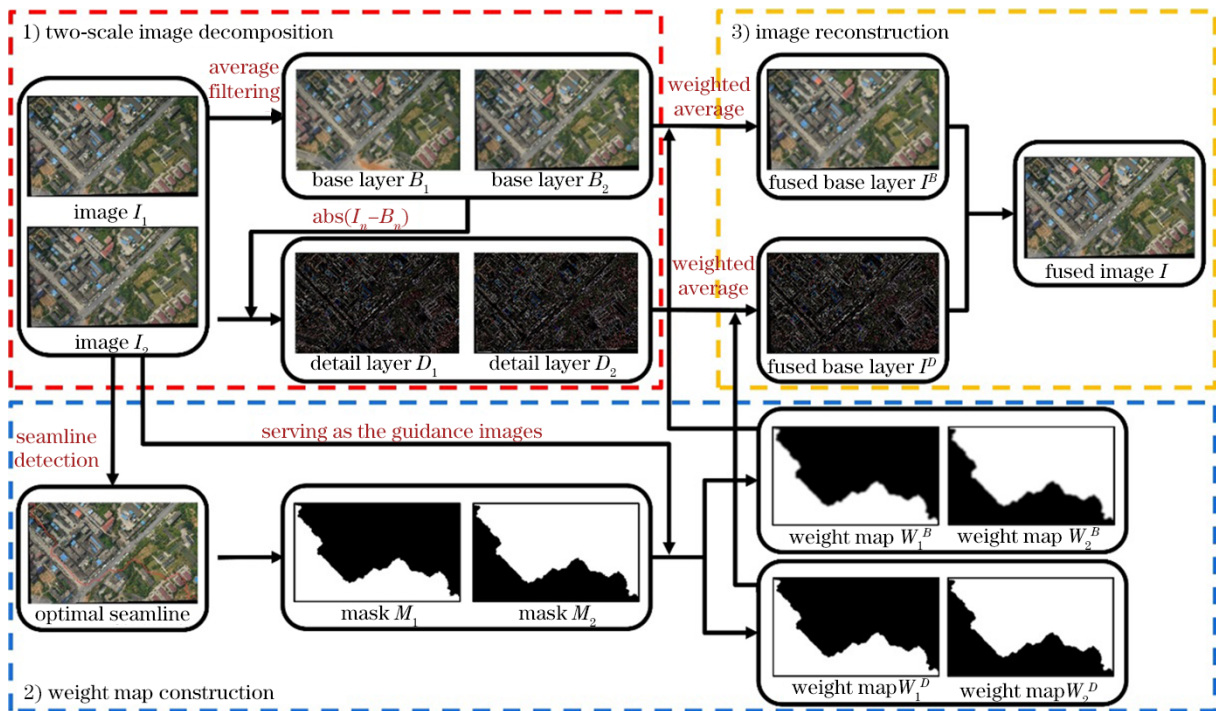


图 5 图像双尺度融合

Fig. 5 Two-scale image fusion

$W_n^B(i, j) + W_n^D(i, j) = 1$ 。基础层反映图像的概貌信息, 权重图 W_n^B 在缝合线处应平滑过渡以保证融合图像无明显边界; 相反, 细节层为图像高频信息, 权重图 W_n^D 在缝合线处应对齐边缘区域以最大限度保留图像细节信息。因此, 遵循基础层宽过渡区、细节层窄过渡区的原则, 将 4 个参数分别设置为 $r_2 = 20, \epsilon_2 = 0.3, r_3 = 7$ 和 $\epsilon_3 = 0.003$ 。

3) 图像重构。对两幅待融合图像的细节层和基础层分别进行加权平均融合, 并对融合后的基础层 I^B 和细节层 I^D 进行线性组合, 即得到最终融合图像 I 。

$$\begin{cases} I^B = \sum_{n=1}^2 W_n^B B_n \\ I^D = \sum_{n=1}^2 W_n^D D_n \\ I = I^B + I^D \end{cases} \quad (9)$$



图 6 三组遥感图像

Fig. 6 Three pairs of remote sensing images

仿真结果图 7 所示, 可以看出, 所提算法的 MI 值和 FSIM 值均高于四种对比算法, 验证了所提算法以内点在图像重叠区域均匀分布程度为准则的

3 仿真结果与分析

为验证所提算法的有效性, 采用图 6 所示图像分别在外点剔除和图像融合阶段与其他文献算法进行仿真对比实验。实验环境: CPU 为 AMD Ryzen 9 3950X, 3.49 GHz, 内存为 16 GB 的 PC 机, MATLAB 版本为 2017b。对于外点剔除, 所提算法与 RANSAC、FLRS^[20]、LPM+RANSAC 和 FLRS+IBCO^[21] 四种算法进行对比分析, 对比算法的参数根据对应文献提供值进行设置。内、外点误差阈值设为 2, 置信率设为 0.99, 采用互信息 (MI) 和特征相似度 (FSIM) 来评价各算法的图像对齐程度。由于上述外点剔除算法均具有随机性, 故所有指标结果均由各算法对图 6 所示三组图像分别独立运行 100 次取平均值得到, 同时, 对 MI 值和 FSIM 值取标准差 (STD) 来度量算法的稳定性。

最优内点选取策略有效增强了图像间的对齐程度; 同时所提算法的 STD 值也优于其他算法, 说明每次抽样过程中反复利用当前内点集重估计模型并重

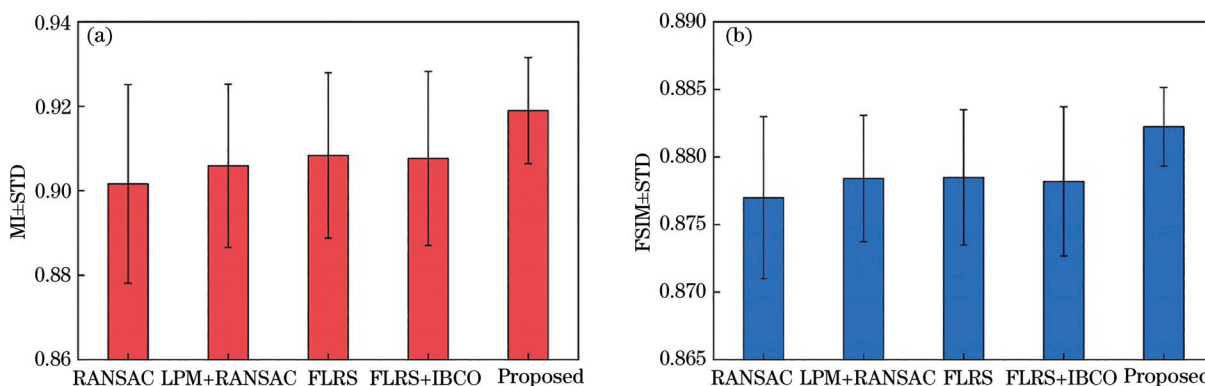


图 7 算法性能定量分析。(a) MI; (b) FSIM

Fig. 7 Quantitative analysis of algorithm performance. (a) MI; (b) FSIM

计算内点集的策略可以有效增强外点剔除的稳定性。

对于图像融合,所提算法与 Chon's、HVDA 和 QESE^[22]三种算法进行对比分析。其中,HVDA 和 QESE 算法在缝合线检测完后,分别采用多分辨率融合和泊松融合消除拼缝;Chon's 算法仅包含缝合线检测;所提算法采用多分辨率融合进行融合处理。图 8 展示了各算法对图 6(a) 图像的缝合线检测及平滑过渡融合结果。图 8(a)~(d) 分别为 Chon's、HVDA、QESE 和所提算法的缝合线检测结果,从右

上角局部放大区域可以发现,Chon's、HVDA 和 QESE 算法均穿过了车辆或建筑等显著目标,而所提算法检测到的缝合线有效避免了穿过这些区域,说明图像中的直线信息和引导滤波器可以有效指导缝合线穿过植被或道路等平坦区域。图 8(e)~(h) 分别为图 8(a)~(d) 中方框区域的融合结果,可以看到,由于 Chon's、HVDA 和 QESE 算法检测到的缝合线穿过了车辆或建筑,图像在平滑过渡融合后不可避免地出现了重影和错位的现象,而所提算法得到的图像亮度均匀、无明显重影。



图 8 四种算法缝合线检测及平滑过渡融合结果对比。(a) Chon's 算法缝合线;(b) HVDA 算法缝合线;(c) QESE 算法缝合线;(d) 所提算法缝合线;(e)~(h) 对应方框区域放大

Fig. 8 Comparison of seamline detection and smooth transition fusion of four algorithms. (a) Seamline of Chon's algorithm; (b) seamline of HVDA algorithm; (c) seamline of QESE algorithm; (d) seamline of proposed algorithm; (e)~(h) enlargements of corresponding box area

采用结构相似度 (SSIM) 和峰值信噪比 (PSNR) 定量分析各算法对图 6 所示三组图像的缝合线检测及平滑过渡融合质量^[23], 平均值如表 1 所示。可以看到,所提基于显著性信息的缝合线检测算法和图像双尺度融合算法得到的融合图像的质量明显优于 Chon's、HVDA 和 QESE 算法,主要在于所提算法所检测到的缝合线并未穿过建筑和车

辆,所以融合后的图像具备更低的失真程度;另外,通过空间一致性对图像分层加权融合后,在实现图像间平滑过渡的同时,保留了更多的细节信息。所提缝合线检测和双尺度融合算法复杂度低,易于实现,因此具备更高的运行效率;而 Chon's 和 QESE 算法均采用迭代评估的方式确定最佳缝合线,复杂度较高。

表 1 各算法缝合线检测及双尺度融合性能定量分析
Table 1 Quantitative analysis of each algorithm for seamline detection and two-scale fusion

Parameter	Chon's	HVDA	QESE	Proposed algorithm
SSIM	0.8841	0.85	0.8815	0.9098
PSNR	29.086	27.822	30.5979	31.3778
Time /s	311.6957	39.2018	470.2092	31.5509

图 9 展示了所提算法和三种对比算法对一组遥感图像的拼接结果。所提算法在图 2 所示流程

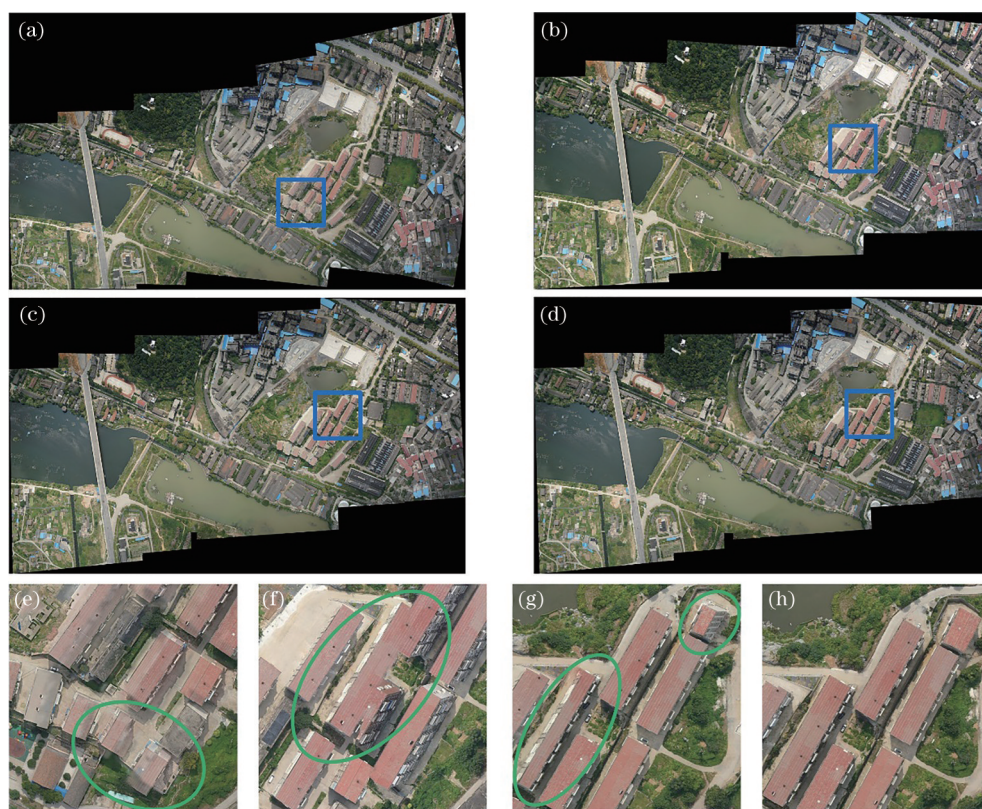


图 9 遥感序列图像拼接对比。(a) AutoStitch; (b) ICE; (c) QESE; (d) 所提算法; (e)~(h) 对应方框区域放大
Fig. 9 Mosaic comparison of remote sensing sequence images. (a) AutoStitch; (b) ICE; (c) QESE; (d) proposed algorithm; (e)~(h) enlargements of corresponding box area

4 结 论

为了获取亮度均匀、无明显几何错位的宽视场高分辨率遥感图像,提出基于分布度量和显著性信息的遥感图像拼接算法。首先,在外点剔除过程中,基于内点均匀分布思想选取最优内点集;其次,利用遥感图像中的直线信息指导缝合线检测,有效避免了缝合线穿过建筑及车辆等明显地物;最后,利用空间一致性对图像进行分层加权融合,有效实现了缝合线两侧图像间的平滑过渡,同时保留了图像更多的细节信息。仿真

图中增加了光束平差操作,即在图像两两配准完后进行光束平差全局优化,以减小图像级联产生的累计误差。图 9(a)~(d)分别为 AutoStitch、微软 ICE、QESE 和所提算法的图像拼接结果,图 9(e)~(h)分别展示了图 9(a)~(d)中方框区域的细节放大信息,可以看到,AutoStitch、ICE、QESE 算法得到的拼接图像均出现了模糊、错位和扭曲的现象,而所提算法得到的拼接图像亮度均匀,无明显重影和错位现象,进一步验证了所提算法的有效性。

结果表明:所提分布度量抽样一致性算法有效增强了图像间的对齐程度;同时,所提基于显著性信息的缝合线检测和图像双尺度融合算法得到的融合图像在细节信息保留及失真程度上均优于对比算法,对获取无缝的宽视场高分辨率图像具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] Ren Z G, Li X Y, Ni D W. Compact space optical system design with large relative aperture and field of view[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(9): 0922001.
任志广, 李旭阳, 倪栋伟. 大相对孔径、大视场、紧凑型

- 空间光学系统设计[J]. 光学学报, 2019, 39(9): 0922001.
- [2] Li J H, Tan F L, Zeng C X, et al. Optical design of an airborne camera with wide coverage and high resolution[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(2): 0222001. 李加慧, 谭奋利, 曾晨欣, 等. 宽覆盖高分辨率机载相机光学系统设计[J]. 光学学报, 2021, 41(2): 0222001.
- [3] Han J F, Zhang Y. Research on stitching algorithm based on UAV based on aerial photography[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201003. 韩建峰, 张妍. 基于无人机航拍路面的拼接算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201003.
- [4] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [5] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [6] Mukherjee D, Jonathan Wu Q M, Wang G H. A comparative experimental study of image feature detectors and descriptors[J]. Machine Vision and Applications, 2015, 26(4): 443-466.
- [7] 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. 杨琼楠, 马天力, 杨聪锐, 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.
- [8] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [9] 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.
- [10] Ma J Y, Zhao J, Jiang J J, et al. Locality preserving matching[J]. International Journal of Computer Vision, 2019, 127(5): 512-531.
- [11] Korman S, Litman R. Latent RANSAC[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 6693-6702.
- [12] Wu L F, Hu J B, Yuan C, et al. Exposure fusion based on improved exposure evaluation and double pyramids[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1410005. 吴玲风, 胡骏保, 袁畅, 等. 基于改进曝光评估和双金字塔的曝光融合[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410005.
- [13] Ma X Y, Fan F Q, Lu T R, et al. Multi-exposure image fusion de-ghosting algorithm based on image block decomposition[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(9): 0910001. 马夏一, 范方晴, 卢陶然, 等. 基于图像块分解的多曝光图像融合去鬼影算法[J]. 光学学报, 2019, 39(9): 0910001.
- [14] Chon J, Kim H, Lin C S. Seam-line determination for image mosaicking: a technique minimizing the maximum local mismatch and the global cost[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, 65(1): 86-92.
- [15] Dong Q, Liu J H. Seamline determination based on PKGC segmentation for remote sensing image mosaicking[J]. Sensors, 2017, 17(8): E1721.
- [16] Cao Q J, Shi Z F, Wang P M, et al. A seamless image-stitching method based on human visual discrimination and attention[J]. Applied Sciences, 2020, 10(4): 1462.
- [17] Zhu Q, Wu B, Xu Z X. Seed point selection method for triangle constrained image matching propagation [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(2): 207-211.
- [18] Zhou X L, Jiang Z T. Infrared and visible image fusion combining pulse-coupled neural network and guided filtering[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(11): 1110003. 周晓玲, 江泽涛. 结合脉冲耦合神经网络与引导滤波的红外与可见光图像融合[J]. 光学学报, 2019, 39(11): 1110003.
- [19] Li S T, Kang X D, Hu J W. Image fusion with guided filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [20] Lebeda K, Matas J, Chum O. Fixing the locally optimized RANSAC[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2012, September 3-7, 2012, Surrey, UK. London: British Machine Vision Association, 2012: 1-11.
- [21] Cai Z P, Chin T J, Le H, et al. Deterministic consensus maximization with biconvex programming [M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 11216: 699-714.
- [22] Liao T L, Chen J, Xu Y F. Quality evaluation-based iterative seam estimation for image stitching[J]. Signal, Image and Video Processing, 2019, 13(6): 1199-1206.
- [23] Li L, Yao J, Li H A, et al. Optimal seamline detection in dynamic scenes via graph cuts for image mosaicking[J]. Machine Vision and Applications, 2017, 28(8): 819-837.