

低误差匹配策略下的遥感图像 S 型融合拼接

高晓倩, 杨帆*, 范海瑞, 朱鸿宇, 李学娇

河北工业大学电子信息工程学院, 天津 300401

摘要 针对目前遥感图像拼接算法有效匹配率低、拼接融合误差大的问题,对遥感图像拼接算法的匹配及融合拼接过程等进行研究。利用引导滤波器预处理图像,在快速高效的加速稳健特征(SURF)算法和低误差双向互选择匹配策略的基础上,采用随机一致性算法对匹配特征点进行进一步提纯;使用单应性转换矩阵计算图像间的相对位置关系,在拼接与融合阶段,根据韦伯定律和植物生长函数修改图像融合算法;采用 S 型非线性融合策略完成图像融合拼接。仿真结果表明,本文方法的匹配正确率提升了约 1.01%~3.42%,图像融合拼接结果图的平均梯度提升了约 84.86%~146.26%,信息熵提升了约 0.77%~2.22%。在实现高效、低误差遥感图像匹配的基础上,本文方法提升了拼接质量、效率以及融合算法的稳健性。

关键词 图像处理; 遥感图像拼接; 匹配策略; 单应性转换; 韦伯定律; S 型非线性融合

中图分类号 TP751.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.211005

Remote Sensing Image S-Type Fusion/Stitching via Low-Error Matching Strategy

Gao Xiaoqian, Yang Fan*, Fan Hairui, Zhu Hongyu, Li Xuejiao

School of Electronic and Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China

Abstract To solve the current issues of low effective matching rate and large stitching error of the remote sensing image mosaic algorithm, the matching and fusion/stitching processes of a remote sensing image mosaic algorithm are investigated herein. This algorithm utilizes a guided filter to preprocess the images. Based on the fast and efficient speed-up robust feature approach and the low-error bidirectional mutual selection matching strategy, the matching feature points are further purified by the random sample consensus algorithm; then, a homography transformation matrix is adopted to calculate the relative positional relationship between the images. In the fusion/stitching phase, the image fusion algorithm is modified according to Weber's law and the plant growth function. Finally, image fusion stitching is completed using the nonlinear S-type nonlinear fusion strategy. The simulations reveal improvements in the matching accuracy, average gradient of the image fusion/stitching resultant graph, and information entropy by approximately 1.01%-3.42%, 84.86%-146.26%, and 0.77%-2.22%, respectively. Thus, with respect to realizing high-efficiency and low-error remote sensing image matching, improved splicing quality and efficiency as well as high robustness of the fusion algorithm are achieved.

Key words image processing; remote sensing image mosaic; matching strategy; homography conversion; Weber's law; S-type nonlinear fusion

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.2980; 100.3008

1 引言

高分辨率的遥感图像数据能为资源环境探测、灾害监测、天气预报、农林水利^[1]等研究提供基础信

息,为国防建设和国家经济建设作出重要贡献。在遥感图像处理中,图像拼接是多种遥感应用的基础和前提,由于遥感图像的高分辨率、多光谱、多时相等特点,图像配准效率的提高对海量遥感数据分析

收稿日期: 2019-03-04; 修回日期: 2019-04-08; 录用日期: 2019-05-05

基金项目: 国家中长期科技发展规划 02 科技重大专项(2016ZX02301003-004-007)、天津市自然科学基金(17JCTPJC54500)

* E-mail: commanderjy@163.com

具有重要意义,图像配准在保证图像拼接的质量精度中起到先决性作用^[2],其误差大小直接影响拼接结果的有效性。同时,传感器或环境差异等因素极易造成拼接结果中的重叠区域出现拼接接缝、区域模糊和颜色减淡^[3]等现象,直接影响拼接效果,故图像融合是遥感图像拼接的重要保障。图像配准和拼接融合^[4-5]始终是学者们关注的焦点。

传统的遥感图像拼接算法大多是基于特征的配准算法,包括 Harris 算法^[6]、尺度不变特征变换(SIFT)算法^[7]等,很多学者从 SIFT 算法切入,对图像基本特征进行提取,该方法对存在平移或是光照变化的图像匹配有较好的适应性,但 SIFT 存在着算法复杂、耗时长、计算量大等问题。Bay 等^[8]于 2006 年提出了一种 SIFT 的改进算法——加速稳健特征(SURF)算法,该算法速度更快且性能稳定,但在匹配精度上有待提高。2012 年,Goh 等^[9]提出在 SURF 的基础上建立图像间的决策矩阵并估计近似旋转角度,提高了 SURF 的匹配性能。2013 年,Cao 等^[10]在仿射 SIFT 中应用基于边缘的尺度不变匹配算子,使算法得到加速并减少了部分误匹配。2017 年,Huang 等^[11]基于差分递归最优估计提出一种去掉不匹配且保留正确共轭对的方法,得到了较高拼接精度的遥感图像。2018 年,Gharbia

等^[12]通过花授粉算法优化融合规则,改善了遥感图像融合结果。

当前匹配算法的研究目的为:在传统特征提取算子的基础上,提高匹配准确率,但在实际算法操作中仍存在计算量大或是适用性不强、失真和误匹配率高^[13]等问题。本文以解决问题为导向,针对性地完善算法结果。遥感图像包含大量细节特征,在进行配准时易发生误匹配现象,从而导致拼接图像出现颜色减淡、模糊和拼接错位等情况^[14]。本文提出一种低误差匹配策略下的 S 型非线性遥感图像拼接融合算法,利用 SURF 相对 SIFT 的优势,在相同坐标约束下,结合 K 最近邻(KNN)算法,在正向匹配、逆向匹配及左右匹配点筛选策略校正下,提高 SURF 算法整体匹配效率,利用随机一致性(RANSAC)算法去除误匹配线以提升配准精度;利用单应性转换矩阵完成计算转换工作;经过拼接及改进的 S 型非线性融合改善了由拼接接缝和颜色变化造成的边界线,最终实现误差较低的遥感图像拼接。

2 算法描述

本文所提遥感图像拼接算法共分为预处理、特征提取、特征匹配和拼接融合 4 个主要模块。算法整体设计如图 1 所示。

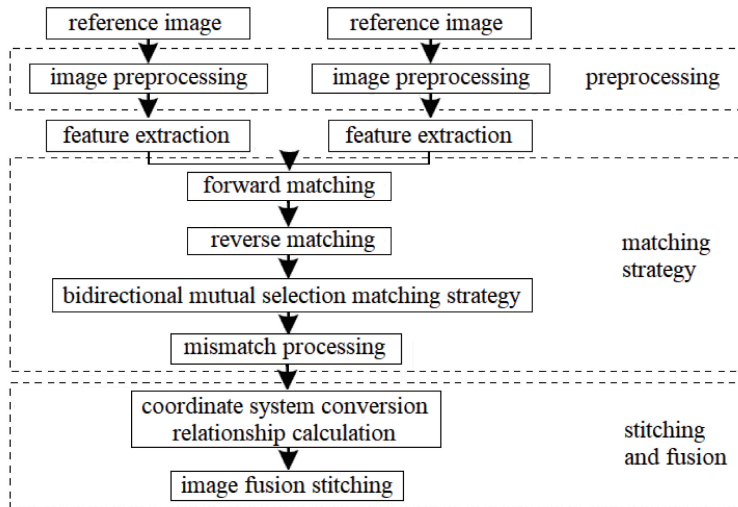


图 1 本文遥感图像拼接算法基本框架

Fig. 1 Framework of proposed remote sensing image mosaic algorithm

2.1 预处理及特征提取

由于光照及设备等因素影响,所获遥感图像中通常含有噪声,为了减小后续误差,对图像进行预处理。传统的图像预处理通常基于灰度处理、锐化增强等方式,采用均值滤波、高斯滤波等方法^[15],这些方法在去除噪声的同时破坏了图像原有的边缘等显著性

特征;为保持图像边缘等细节特性,使用引导滤波器对每幅图像进行预处理,为了仅抑制噪声,尽可能地保持原图像的细节特征,将原图像作为引导滤波器的引导图。引导滤波器模型^[16]为

$$C'(p, d) = a_k G(p) + b_k, \forall p \in \omega_k, \quad (1)$$

式中: k 为以 p 为中心的窗口 ω_k 内的邻域像素; d

为视差; $C'(p, d)$ 为输出匹配代价图; $G(p)$ 为输入引导图; a_k, b_k 为窗口中心位于 p 时线性函数的系数。滤波过程可视为一个优化过程, 用以求最优解。利用传统引导滤波算法构建的优化函数模型为

$$E(a'_k, b'_k) = \sum_{k \in \omega_k} \{ [a'_k G(p) + b'_k - C(p)]^2 + \lambda a'^2_k \}, \quad (2)$$

式中: $C(p)$ 为输入待滤波图, 即匹配代价图; λ 为正则化系数, 对 a'_k 进行约束, 防止过大; a'_k, b'_k 为优化函数模型的线性函数系数。

在图像特征提取阶段, 考虑到遥感图像具有的特征点数量巨大、分辨率高等特点, 采用 SURF 特征, 该方法优于传统 SIFT 特征提取算法, 在构建多尺度空间过程中, 未改变图像的尺寸, 只修改了滤波器大小, 较 SIFT 建立的金字塔结构而言更稳定; 在

亮度变化下匹配效果最好, 且处理速度是 SIFT 的 3 倍, 为后续算法节省了时间, 提高了整体算法的执行效率。

2.2 匹配策略

常见的匹配方法均是待匹配图和匹配图之间的单向匹配^[17], 常引入部分误匹配, 即如图 2 实线方向所示的错误匹配, 使图像转换关系矩阵计算结果存在偏差, 造成后续图像拼接出现错误。

为提高匹配精确度, 本研究引入一种双向互选择的匹配策略, 如图 2 所示: 在单向匹配完成后, 保存匹配对, 然后互换匹配图和待匹配图, 进行反向匹配, 选择公共匹配对作为最终匹配结果, 将单一方向匹配点对删除, 利用最终筛选得出的匹配点对进行相对位置关系计算, 从而有效地提高匹配结果的精确度。

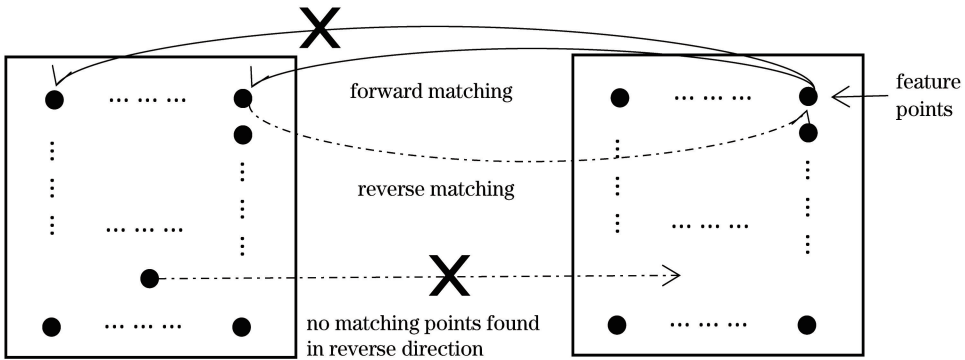


图 2 双向互选择匹配图

Fig. 2 Diagram of bidirectional mutual selection matching

特征匹配阶段在经典 KNN 算法^[18]的基础上进行, 根据 KNN 的分类原则及图像配准特点, 选取 K (最近邻分类数) 为 2, 同时为进一步去除误匹配, 配合 Lowe's 算法和 RANSAC 算法对双向互选择结果进行处理, 得到更好的匹配对。

本研究引用的双向互选择匹配策略从 4 个方面完善了传统单向匹配, 即正向匹配、逆向匹配、匹配点筛选、RANSAC 去误, 有效地提升了匹配质量, 进而保证后续拼接算法的准确性。

2.3 拼接融合策略

在图像拼接中, 通常将待拼接图像像素坐标转换到另一个图像中, 在相应坐标系上显示相应的像素值。但在图像配准拼接后常出现拼接衔接情况不佳的情况, 常有一条十分明显的接缝, 使拼接效果不顺滑, 同时光照强度不均等情况, 造成重叠部分颜色减淡, 这些都使拼接结果不能充分贴近实际情况, 故需要增加融合算法改善这些情况。

2.3.1 渐入渐出融合算法

渐入渐出的图像融合算法是直接平均融合算法的改进算法, 在重叠区域像素值计算方法的基础上, 利用重叠区域像素点与重叠区域边界的距离确定权值, 以平滑融合图像, 如图 3 所示。平滑融合图像可表示为

$$I(x, y) = \begin{cases} I_1(x, y), & (x, y) \in R_1 \\ \omega_1 I_1(x, y) + \omega_2 I_2(x, y), & (x, y) \in R_2 \\ I_2(x, y), & (x, y) \in R_3 \end{cases}, \quad (3)$$

$$\omega_1 = \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1}, \quad (4)$$

式中: I_1 为参考图像; I_2 为待拼接图像; R_2 为图像的重叠区域; R_1, R_3 分别为重叠区域左侧、右侧; ω_1, ω_2 分别为 I_1, I_2 的权重系数, $\omega_1 + \omega_2 = 1$ ($0 < \omega_1, \omega_2 < 1$); x, y 分别表示相对于边界的水平和垂直位置。

渐入渐出的图像融合方法构造了一个简单易行、操作直观的渐入渐出融合模型^[19], 权重函数 ω_1

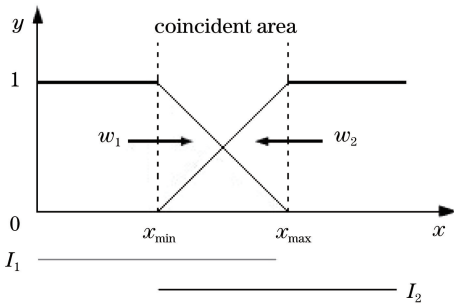


图3 加权融合过程

Fig. 3 Weighted fusion process

从1到0线性变化, w_2 发生相反的变化。该算法改善了直接平均融合效果,但由于权值函数变化速度较快且两权值函数线交叉点为融合函数拐点,融合后的图像重叠部分颜色减淡、接缝过渡不自然。且当两幅图像亮度差异较大时,线性因子融合模型的效果不理想^[20]。由此可知,线性融合模型已不再适用于大多数的图像融合情况,尤其对于精度要求比较高的遥感图像。

2.3.2 S型加权融合算法

根据韦伯定律^[21],人眼视觉感知响应随着背景亮度的刺激变化,呈现对数非线性变化规律,如图4所示。故从人眼视觉角度判定,当待拼接图像亮度有较大差异时,线性加权因子不可取,不易获得较好的融合结果。因而需选择更适宜人眼视觉的非线性加权函数模型。

在自然生长情况下,不考虑外在极特殊因素的影响,大多数植物从开始生长到停止生长的时间内,存在连续不间断的生长变化过程,比如枝干的伸长、树高的增长等都以极高的吻合精度趋于S型生长模式,即在刚开始生长时速度较慢,后逐渐加快,在接近生长最大值时又逐渐趋于平缓,呈快-慢-快变化,如图5所示。

利用理想情况下植物生长S模型改进的非线性

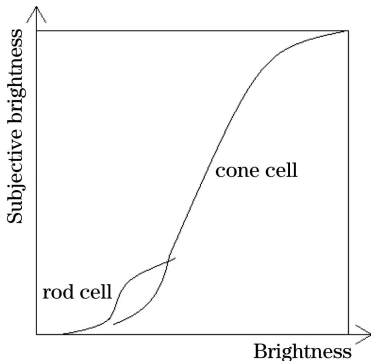


图4 人眼视觉感知响应曲线

Fig. 4 Response curve of human visual perception

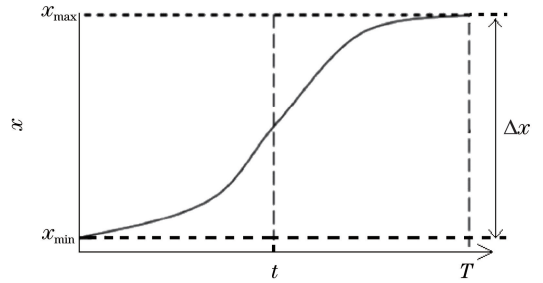


图5 植物生长函数曲线

Fig. 5 Plant growth function curve

融合算法,使用生长模型中常用的 Logistic 函数和 Cubic 函数进行模型推导,表达式分别为

$$\frac{dx}{dt} = r \left(1 - \frac{x}{x_{max}} \right) x \dot{x}, \quad (5)$$

$$x(t) = -2 \frac{\Delta x}{T^3} t^3 + 3 \frac{\Delta x}{T^2} t^2 + x_{min}, \quad (6)$$

式中: t 表示时间, $t \in [0, T]$; T 为植物生长周期, x_{min} 、 x_{max} 分别是起始值和最大值。 $t = T$ 时,植物生长接近最大值。

整理 Logistic 函数和 Cubic 函数可得

$$x(t) = -\frac{r \Delta x}{3T^3} t^3 + \frac{r \Delta x}{2T^2} t^2 + x_{min}. \quad (7)$$

在(7)式基础上,选择适合的 r 来更加灵活地使 S 曲线贴合融合模型加权函数,故令 $x_{min} = 0, r = 6, \Delta x = x_{max} = 1, T = 1$,则(7)式可表示为

$$x(t) = 6 \left(-\frac{1}{3} t^3 + \frac{1}{2} t^2 \right), t \in [0, 1]. \quad (8)$$

根据融合加权函数的基本要求,将(8)式与图像融合加权函数相结合。本文加权函数 ω_1 设置为

$$\omega_1 = -2 \left(\frac{x - x_1}{x_2 - x_1} \right)^3 + 3 \left(\frac{x - x_1}{x_2 - x_1} \right)^2 - 2 \left(\frac{x - x_1}{x_2 - x_1} \right) + 1, \quad x_1 \leq x \leq x_2, \quad (9)$$

如图6所示,改进的加权融合过程如图7所示。

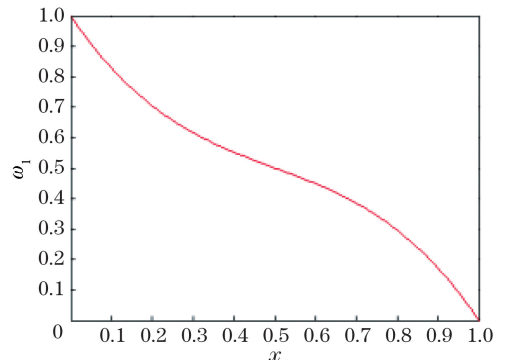


图6 加权因子 ω_1 的函数曲线

Fig. 6 Function curve of weighting factor ω_1

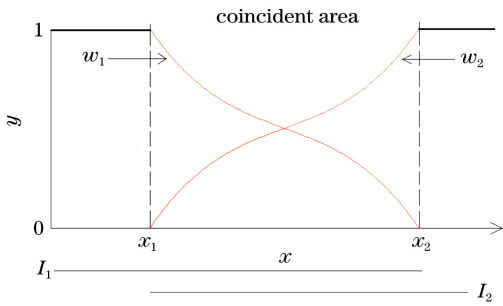


图7 改进S模型的加权融合过程

Fig. 7 Weighted fusion process of improved S-model

S型融合算法在传统融合算法的基础上,根据植物生长特点及人眼视觉感知响应进行改进,从图7中的融合过程可知,该融合过程摒弃了单一的融合权重因子,缓和了权值函数的变化速度,以更科学、更符合生长函数特点的曲线实现了本文S型融合,构造出适宜人眼视觉的非线性加权函数模型。

3 实验结果及分析

为验证所提算法的有效性,使用不同匹配策略及不同融合策略进行实验对比,采用的匹配算法有两种,即KNN单向匹配算法和本文引用的双向互选择匹配策略,采用的融合算法有三种,即直接平均融合算法、渐入渐出融合算法、本文提出的S型融合算法。实验图像从数据集DOTA dataset^[22]和高分

一号遥感影像中获得,为Industrial_area、Intersection、Harbor三组数据集图像的对比实验及高分一号2 m/8 m、16 m分辨率的遥感影像,实验平台为Matlab R2014a(处理器为Intel Core i5, 2.60 GHz, RAM 4 GB的计算机,64位操作系统)。

使用主观分析和客观分析相结合的方式,对本文提出的匹配策略和融合模型进行评估,更明晰、多角度地体现算法的优越性。其中主观分析是定性评价,直观性较强且分析过程简单快捷,结合人眼视觉感知和基本的图像显示工具呈现,重点关注拼接融合的图像尤其是接缝处的亮度差异、颜色失真和细节表达等方面,以辅助客观评价综合分析。同时,采用匹配正确率(C_{MR})、信息熵(E)、平均梯度(A_G)对三组实验(实验一:Industrial_area;实验二:Intersection;实验三:Harbor)进行客观分析。

3.1 图像预处理实验及分析

引导滤波器在对图像进行滤波的同时,还可以很好地保存图像边缘。考虑到本文实际应用场景为遥感图像,具有分辨率较高、单像素表示区域较广的特点,本文滤波器窗口设置为 9×9 ,这样可以避免因滤波器窗口过大导致遥感图像结果过于模糊,同时防止因窗口过小不能达到滤波效果。对插入图像进行均值滤波与引导滤波,对比结果如图8所示。实验结果十分明显,使用引导滤波器进行图像预处理能够较好地保存边缘细节。

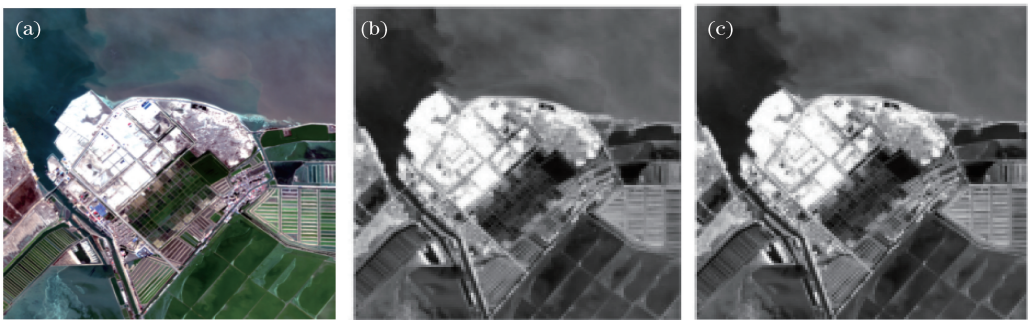


图8 遥感图像的预处理。(a)原图;(b)均值滤波;(c)引导滤波

Fig. 8 Preprocessing of remote sensing image. (a) Original image; (b) mean filtering; (c) guided filtering

3.2 单向、双向匹配策略实验及主观分析

对遥感图像进行单向及双向匹配实验,实验结果如图9所示。由于遥感图像特征点数据量过多,为突出显示,选择遥感实验结果图中左上角分辨率高、对比度强的部分进行局部放大。

从放大图中可观察到,在经过特征匹配点计算并添加RANSAC算法同步处理之后,双向互选择匹配策略下的匹配点对相对少一些,相比传统单向匹配策略,在双向匹配点筛选策略下,部分误匹配点

被删除,图中已用箭头指示经双向选择之后筛掉的匹配点对。在遥感图像特征点较多的基础上,部分误匹配点对的删除不会降低匹配正确率,相反,这会使后续的变换矩阵计算更加准确。

3.3 单向、双向匹配策略实验及客观分析

在传统单向匹配和本文提出的双向互选择匹配策略下,处理Industrial_area、Intersection、Harbor三组实验图片,并分别得到粗匹配点对数和最终筛选出的匹配点对数,见表1。

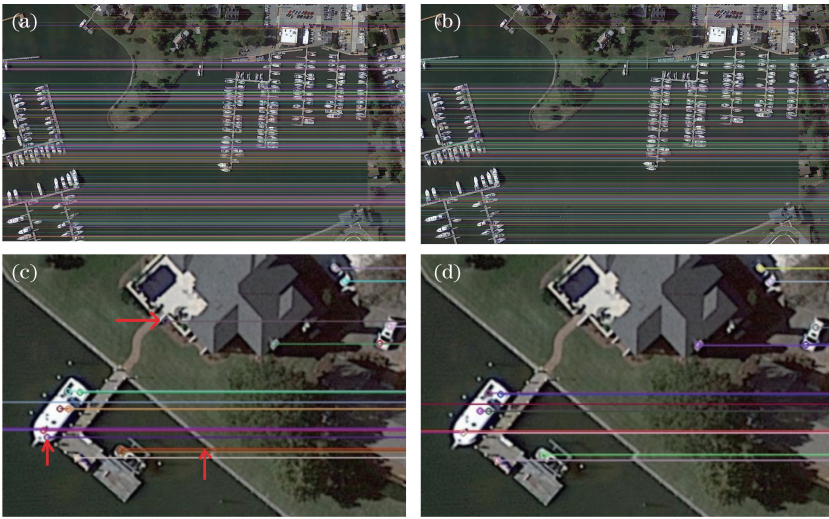


图9 特征点匹配策略情况对比。(a)单向匹配;(b)双向互选择匹配;(c)图9(a)局部放大;(d)图9(b)局部放大
Fig. 9 Comparison of feature point matching strategies. (a) One-way matching; (b) bidirectional mutual selection matching; (c) partial enlargement of Fig. 9(a); (d) partial enlargement of Fig. 9(b)

表1 图像匹配点的实验数据比较

Table 1 Comparison of experimental data for matching points of images

| Matching strategy | Matching point type | Number of matching points | | |
|---|--|---------------------------|---------|---------|
| | | Group 1 | Group 2 | Group 3 |
| One-way matching | Rough matching points | 7078 | 8016 | 12220 |
| | Final matching points | 2269 | 3093 | 4347 |
| Bidirectional mutual selection matching | Rough matching points from left to right | 5887 | 7618 | 10395 |
| | Matching points from left to right | 2260 | 3092 | 4324 |
| | Rough matching points from right to left | 7078 | 8016 | 12220 |
| | Matching points from right to left | 2269 | 3093 | 4341 |
| | Final matching points | 2246 | 3090 | 4309 |

由表1可知,双向互选择匹配策略可进一步筛掉错误的匹配点对,得出更精准的匹配点对:组图1中,本文所提匹配策略下的正确匹配点对为2246,较传统方法减少23;组图2中,本文所提匹配策略下的正确匹配点较传统方法减少3;组图3中,本文所提匹配策略下的正确匹配点较传统方法减少38。单应性矩阵的计算进一步降低了错误率,使得后续拼接过程更加精准。

采用 C_{MR} 进行客观评价,其值越大,匹配性能越好。 C_{MR} 的表达式为

$$C_{MR} = N_c / N_t, \quad (10)$$

式中: N_t 为所有匹配点对数; N_c 为正确匹配点对数。

在双向互选择匹配策略中,左至右、右至左各占50%,双向 C_{MR} 的计算结果如图10所示,其中虚线对应单向 C_{MR} 计算结果,实线对应双向 C_{MR} 计算结果,在组图1、2、3中,单向 C_{MR} 分别为32.06%、38.59%、35.58%,双向 C_{MR} 分别为35.48%、

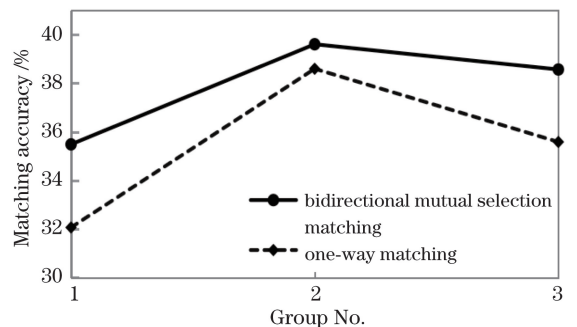


图10 图像匹配正确率对比

Fig. 10 Comparison of matching accuracy for images 39.60%、38.56%。

可见,双向互选择匹配策略的 C_{MR} 值明显高于单向匹配,有更高的算法优越性,在对遥感图像的处理中,这种匹配算法尽可能并更有效率地接近正确匹配,降低了误匹配的可能性^[23]。

3.4 不同融合策略实验主观分析

基于双向互选择匹配策略,使用本文所提S型融合模型与直接平均融合算法、渐入渐出融合算法

进行对比实验,以突出本文所提融合策略的优越性,同时对实验结果图的局部进行放大,突出对比融合

效果。实验结果如图 11~图 15 所示。

实验一:Industrial_area(组图 1)

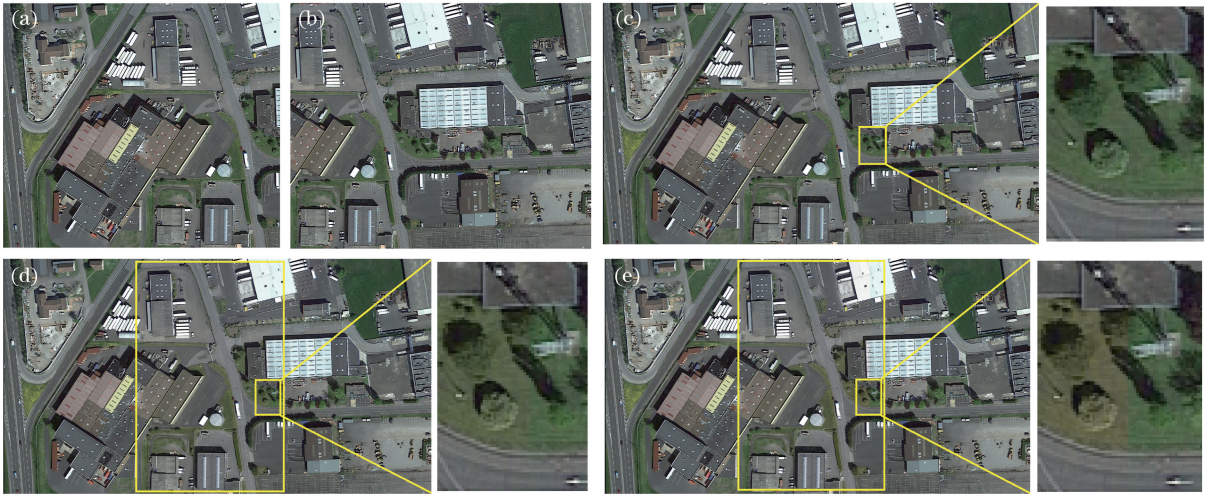


图 11 Industrial_area 图像在三种融合策略下的对比。(a)(b)原图;(c) S 型融合;(d)直接平均融合;(e)渐入渐出融合

Fig. 11 Comparison of three fusion strategies for images of industrial_area. (a)(b) Original images; (c) S-type fusion; (d) direct average fusion; (e) gradual integration

实验二:Intersection(组图 2)

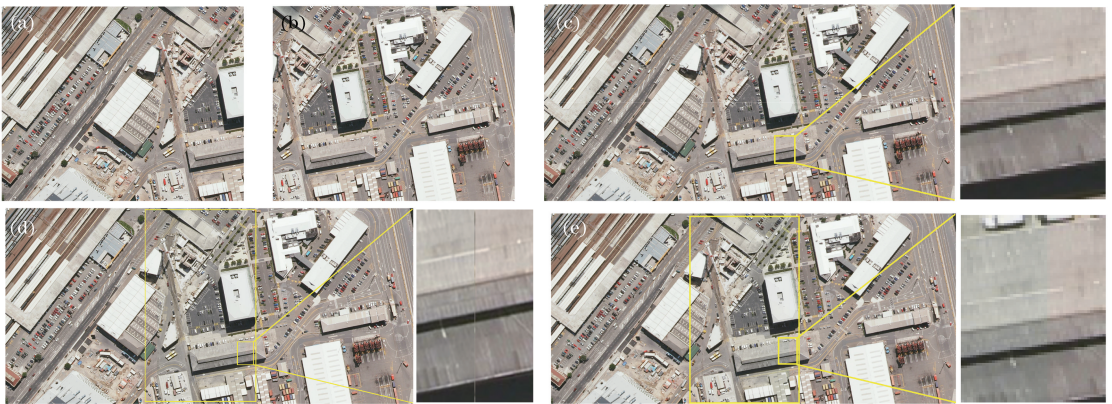


图 12 Intersection 图像在三种融合策略下的对比。(a)(b)原图;(c) S 型融合;(d)直接平均融合;(e)渐入渐出融合

Fig. 12 Comparison of three fusion strategies for images of intersection. (a)(b) Original images; (c) S-type fusion; (d) direct average fusion; (e) gradual integration

实验三:Harbor(组图 3)

为验证本文算法适应性,进一步突出算法在遥感图像中的优势,现采用两种不同分辨率的高分一号遥感图像进行实验对比,其中实验四采用了两幅亮度差异明显的影像,实验五采用了细节较少的海岸影像,以多样性实验对比验证本文算法的优越性。

实验四:2 m/8 m 分辨率高分一号遥感影像

实验五:16 m 分辨率高分一号遥感影像

实验一~实验三采用 DOTA 数据集航拍图片,实验四~实验五采用高分一号不同分辨率影像,如图 11~15 所示,其中图(a)和图(b)分别为两张待拼接原图,图(c)为本文提出的融合算法处理结果,图(d)为直接平均融合算法处理结果,图(e)为渐入渐

出融合算法处理结果,并分别对每组实验结果图进行局部放大对比。

由于场景细节复杂及图片整体亮度较高,在实验一、实验二的结果对比中,可以看到直接平均融合和渐进渐出融合有些许不足;在实验三、四、五中,可以看到拼接线处出现十分明显的颜色变化,重叠部分颜色减淡,尤其是直接平均融合算法,过渡区域处理不平滑;在实验二、三、五中的直接平均融合结果中,拼接线尤其明显。相比较,本文提出的融合方法给出较好的示范,人眼观察未能发现明显拼接线和颜色差异,拼接结果无明显的颜色减淡现象,且在遥感影像的应用中,也起到了较好的示范作用。



图 13 Harbor 图像在三种融合策略下的对比。(a)(b)原图;(c) S型融合;(d)直接平均融合;(e)渐入渐出融合
Fig. 13 Comparison of three fusion strategies for images of harbor. (a)(b) Original images; (c) S-type fusion; (d) direct average fusion; (e) gradual integration

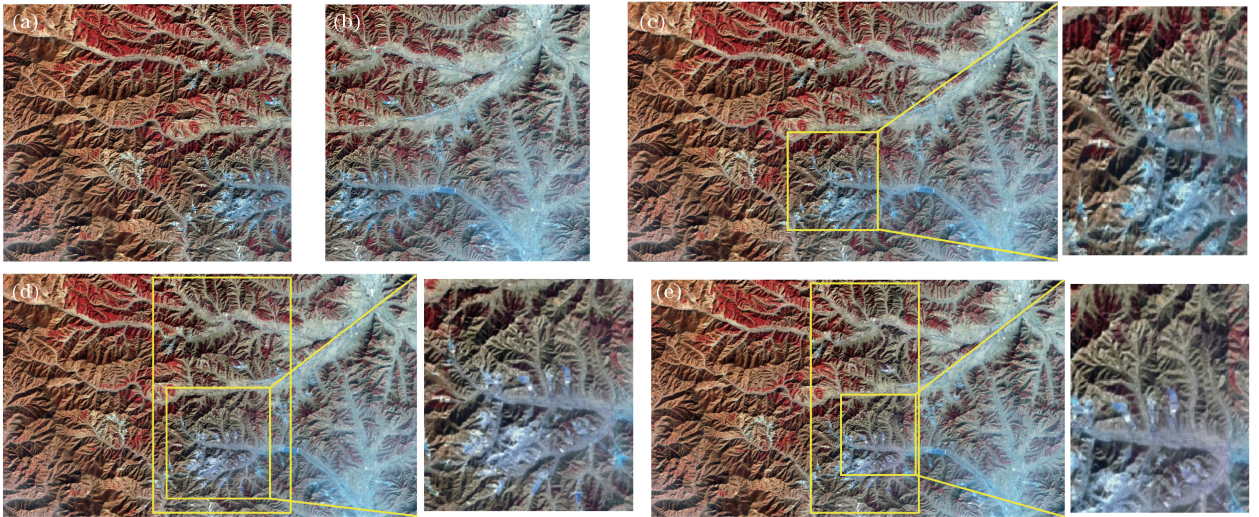


图 14 高分一号卫星获取的遥感图像(分辨率为 2 m/8 m)在三种融合策略下的对比。
(a)(b)原图;(c) S型融合;(d)直接平均融合;(e)渐入渐出融合

Fig. 14 Comparison of three fusion strategies for remote sensing images obtained from Gaofen-1 satellite with resolution of 2 m/8 m. (a)(b) Original images; (c) S-type fusion; (d) direct average fusion; (e) gradual integration

3.5 不同融合策略实验客观分析

实验分析采用以下两种评判标准:

1)采用平均梯度描述图像的清晰程度,以反映图像的细节反差程度和纹理特征。图像平均梯度的表达式为

$$A_G = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{f_x^2(i,j) + f_y^2(i,j)}{2}}, \quad (11)$$

式中: A_G 为图像平均梯度; M 为图像行数; N 为图像列数; $f_x(i,j)$ 和 $f_y(i,j)$ 分别是图像坐标为 (i,j) 的像素在行、列方向上的一阶差分。平均梯度越大,图像越清晰。

实验数据对比结果如表 2 所示。在本文所提 S 型融合算法策略下,实验结果图的平均梯度数值明显大于其他两种算法的实验结果,直接平均算法与渐入渐出算法的结果略有改善但相差无几,两算法的平均梯度数值结果均较低,即清晰度低,无法表现更清晰的细节特征,经计算可得,在组图 1~3 中的平均梯度数值结果中,渐入渐出融合算法较直接平均融合算法分别改进了约 0.047%、0.039%、0.070%;但 S 型融合算法较直接平均融合算法分别改进了约 107.58%、84.86%、146.26%,相比之下,改善明显,能展现更好的遥感图像细节。

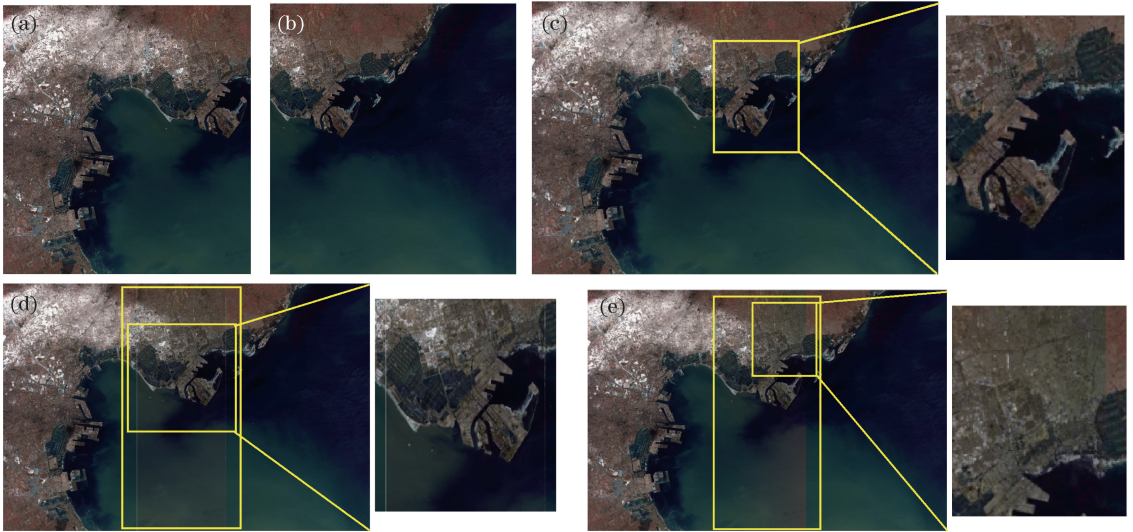


图 15 高分一号卫星获取的遥感图像(分辨率为 16 m)在三种融合策略下的对比。

(a)(b)原图;(c) S 型融合;(d)直接平均融合;(e)渐入渐出融合

Fig. 15 Comparison of three fusion strategies for remote sensing images obtained from Gaofen-1 satellite with resolution of 16 m. (a)(b) Original images; (c) S-type fusion; (d) direct average fusion; (e) gradual integration

表 2 图像平均梯度数据对比

Table 2 Comparison of image average gradient data

| Fusion strategy | Average gradient | | |
|---------------------------------------|------------------|---------|---------|
| | Group 1 | Group 2 | Group 3 |
| S-type fusion algorithm | 8.3934 | 7.0391 | 7.4159 |
| Direct average fusion algorithm | 4.0435 | 3.8064 | 3.0115 |
| Progressive weighted fusion algorithm | 4.0454 | 3.8079 | 3.0136 |

2)采用信息熵(E)^[24]描述图像的平均信息量,衡量图像信息丰富程度。信息熵的表达式为

$$E = - \sum_{u=0}^{L-1} P(u) \ln P(u), \quad (12)$$

式中: $P(u)$ 为灰度值为 u 的像素数与图像总像素数的比值; L 为灰度级总数。 E 越大,表明融合结果图像包含的信息量越大。

实验数据对比结果如图 16 所示。在实验结果图的信息熵数据比对过程中,发现渐入渐出融合算法数据折线图几乎与直接平均融合算法重叠,在组图三中略优,本文所提算法优势较为明显,三组图的信息熵数据分别为 7.3727, 7.5956, 7.1860 bit,较渐入渐出融合算法在三组图的信息熵分别提升了约 1.65%、0.77%、2.22%,而在组图三中,渐入渐出算法较直接平均算法仅提升了 0.22%,对比之下,本文算法在图像信息熵的数据结果中具有明显优势,即在遥感图像拼接之后在图像信息量上有显著的改善,在修正拼接缝的前提下更好地提升了整体图像信息含量,为之后的遥感图像大场景图应用提供了

参考。

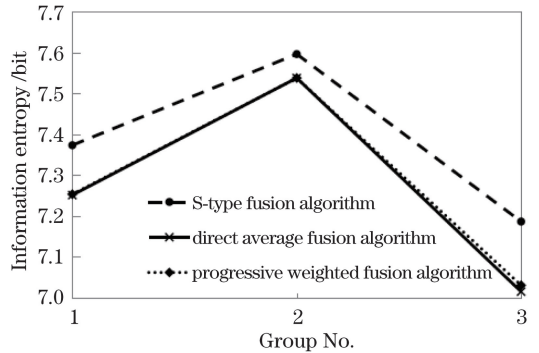


图 16 图像信息熵数据对比

Fig. 16 Comparison of image information entropy data

本节实验使用平均梯度和信息熵这两个指标,从图像细节和图像信息量两个角度评价三种算法策略下的遥感图像实验结果,本文提出的 S 型融合算法较为突出,有更好的细节描述及更丰富的信息含量,较直接平均融合算法和渐入渐出融合算法而言,能够得到更高的拼接融合质量,故在遥感图像中有很好的应用前景。

4 结 论

针对遥感图像特征点数量巨大、配准算法时间较长、SURF 算法存在匹配率稍低和传统线性融合算法处理易出现重叠部分颜色减淡等问题,提出一种较低误差匹配策略的非线性融合拼接方法,利用 SURF 算法缩短特征点提取和匹配时间,并通过双向互选择的匹配策略提高匹配正确率,其中包含正

向匹配、逆向匹配、匹配点筛选策略及 RANSAC 算法去误,在 KNN 算法基础上,从 4 个角度增强匹配策略的适应性,改善 SURF 算法的整体效率,同时,在人眼视觉感知特点的基础上,引用了植物生长模型,根据遥感图像拼接特点对算法进行改进,改善最后的融合拼接,进一步提高了拼接后的图像精度,使图像更加平滑自然,得到了较好的遥感图像拼接融合结果。仿真结果表明,匹配正确率提升了约 1.01%~3.42%,图像融合拼接结果图的平均梯度提升了约 84.86%~146.26%,信息熵提升了约 0.77%~2.22%。本文算法在匹配正确率和匹配精度上有较好的性能,且同时拥有较好的拼接图像质量,较传统单向匹配、直接平均融合及改进的渐入渐出融合算法而言,更适用于遥感图像的拼接。

参 考 文 献

- [1] Del'Arco Sanches I, Feitosa R Q, Achanccaray Diaz P M, *et al.* Campo Verde database: seeking to improve agricultural remote sensing of tropical areas [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(3): 369-373.
- [2] Wu Y, Miao Q G, Ma W P, *et al.* PSOSAC: particle swarm optimization sample consensus algorithm for remote sensing image registration [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(2): 242-246.
- [3] Gong Y, Xie H, Xie W, *et al.* Research of image stitching method based on graph cuts and Poisson fusion [J]. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 2014, 9(10): 101-108.
- [4] Niu Y C, Zhou Z F, Xie Y T, *et al.* Remote sensing image fusion based on pyramid transform algorithm optimization [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(1): 012801.
牛颖超,周忠发,谢雅婷,等.基于金字塔变换算法优化的遥感图像融合 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(1): 012801.
- [5] Xin Y N, Deng L. An improved remote sensing image fusion method based on wavelet transform [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(2): 021001.
辛亚楠,邓磊.基于小波变换的遥感图像融合方法研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(2): 021001.
- [6] Cheng C, Wang X Z, Li X J. UAV image matching based on surf feature and harris corner algorithm [C] // 4th International Conference on Smart and Sustainable City (ICSSC 2017), June 5-6, 2017, Shanghai, China. New York: IEEE, 2017.
- [7] Sedaghat A, Mokhtarzade M, Ebadi H. Uniform robust scale-invariant feature matching for optical remote sensing images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(11): 4516-4527.
- [8] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. Surf: speeded up robust features [M] // Leonardis A, Bischof H, Pinz A. *Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 404-417.
- [9] Goh K M, Mokji M M, Abu-Bakar S A R. Improved rotational matching of SIFT and SURF [J]. *Proceedings of SPIE*, 2012, 8334: 83341Y.
- [10] Cao S X, Jiang J, Zhang G J, *et al.* An edge-based scale-and affine-invariant algorithm for remote sensing image registration [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(7): 2301-2326.
- [11] Huang L, Sun T, Zhang T T, *et al.* Application of DIROEF algorithm for noncollinear multiple CCD array stitching of the Chinese mapping satellite 1-02 [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(4): 519-523.
- [12] Gharbia R, Hassanién A E, El-Baz A H, *et al.* Multi-spectral and panchromatic image fusion approach using stationary wavelet transform and swarm flower pollination optimization for remote sensing applications [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2018, 88: 501-511.
- [13] Fan H R, Yang F, Pan X R, *et al.* Stereo matching algorithm for improved Census transform and gradient fusion [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(2): 0215006.
范海瑞,杨帆,潘旭冉,等.一种改进 Census 变换与梯度融合的立体匹配算法 [J]. *光学学报*, 2018, 38(2): 0215006.
- [14] Ding S W, Zhang X H, Wang J, *et al.* The fusion research of UAV image stitching [C] // ICCAE 2018 Proceedings of the 2018 10th International Conference on Computer and Automation Engineering, February 24-26, 2018, New York, NY, USA. New York: ACM, 2018: 92-96.
- [15] Svedlow M, McGillem C D, Anuta P E. Image registration: similarity measure and preprocessing method comparisons [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1978, AES-14(1): 141-150.
- [16] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image

- filtering[M]//Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. Computer vision-ECCV 2010. Lecture notes in computer science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010, 6311: 1-14.
- [17] Miao D, Liu Y P. Research on a hybrid algorithm for image feature extraction and matching [J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2018, 46(6): 51-54.
缪盾, 刘燕萍. 一种混合式图像特征检测与匹配算法研究[J]. 工程勘察, 2018, 46(6): 51-54.
- [18] Shi R J, Xia F Z, Zeng W D, *et al.* Raman spectroscopic classification of foodborne pathogenic bacteria based on PCA-Stacking model[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(4): 043003.
史如晋, 夏钒曾, 曾万聃, 等. 基于PCA-Stacking模型的食源性致病菌拉曼光谱识别[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(4): 043003.
- [19] Lu T, Li S T, Fu W. Fusion based seamless mosaic for remote sensing images[J]. Sensing and Imaging, 2014, 15: 101.
- [20] Yu H S, Jin W Q. Brightness adaptive algorithm for image mosaic seamless fusion [J]. Proceedings of SPIE, 2010, 7850: 78501N.
- [21] Wang H, Huang X F, Ping J. An approach to integrate the human vision psychology and perception knowledge into image enhancement [J]. Proceedings of SPIE, 2009, 7383: 73830A.
- [22] Xia G S, Bai X, Ding J, *et al.* DOTA: a large-scale dataset for object detection in aerial images[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 18-22, 2018, Salt Lake City, Utah. New York: IEEE, 2018: 3974-3983.
- [23] Yang C D, Wu G, Shi J. The algorithm of fast image stitching based on multi-feature extraction [J]. AIP Conference Proceedings, 2018, 1967(1): 040037.
- [24] Tsai D Y, Lee Y, Matsuyama E. Information entropy measure for evaluation of image quality [J]. Journal of Digital Imaging, 2008, 21(3): 338-347.