

基于栈式自编码网络的非线性变化灰度差异图像配准

黄超, 郭浩*, 高岩, 安居白

大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁 大连 116026

摘要 光照或成像条件等因素会引起图像间的非线性变化灰度差异, 导致图像的匹配效果较差。针对该问题, 提出了一种基于栈式自编码(SAE)网络和结合圆形、线形邻域的局部二值模式(CL-LBP)特征描述子的非线性变化灰度差异图像配准算法。首先, 结合改进的局部纹理算子与区域特征提取 CL-LBP 特征描述子并进行匹配。然后, 采用监督学习分类的方式消除误匹配。最后, 通过 SAE 网络对构建的匹配表示进行训练, 提取匹配表示的深度特征并接入 Logistic 分类层进行分类。实验结果表明, 该算法对非线性变化灰度差异图像的匹配精度较高, 且在实际海冰图像中的匹配效果也较好。

关键词 图像处理; 图像配准; 特征提取; 栈式自编码; 非线性变化灰度差异

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1610009

Nonlinear Grayscale Difference Image Registration Based on Stacked Autoencoder Network

Huang Chao, Guo Hao*, Gao Yan, An Jubai

College of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China

Abstract Factors such as illumination or imaging conditions can cause a nonlinear grayscale difference between images, resulting in poor matching of images. To solve this problem, this paper proposes a new image registration algorithm based on the stacked autoencoder (SAE) network and local binary pattern with a circular and linear neighborhood (CL-LBP). First, the CL-LBP feature descriptor is extracted and matched by combining the improved local texture operator with the regional feature. Then, the supervised learning classification method is used to eliminate mismatches. Finally, the constructed matching representation is trained using the SAE network and the depth features of the matching representation are extracted and connected to a logistic classification layer to classify the matching pairs. The experimental results show that the algorithm has good matching accuracy in matching the nonlinear grayscale difference images. Moreover, it has a good matching effect in the actual sea ice images.

Key words image processing; image registration; feature extraction; stacked autoencoder; nonlinear grayscale difference

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.3008; 100.4996

1 引言

图像配准过程中, 不同传感器的图像受成像条件或光照的影响, 导致不同时间段获得的图像会出现不同程度的灰度差异, 甚至会出现反色情况, 这种

情况也被称为非线性变化灰度差异。如在多时相图像配准任务中, 不同时间获取的图像由于光照变化会产生非线性变化灰度差异; 在多源遥感图像领域中, 不同的传感器、分辨率以及极化方式都会导致遥感图像间产生复杂的灰度差异。不同的非线性变化

收稿日期: 2020-11-12; 修回日期: 2020-12-06; 录用日期: 2020-12-14

基金项目: 中国国家海洋局的海洋非营利性行业研究专项(2013418025)

通信作者: *guohao0512@dlmu.edu.cn

灰度差异曲线比较复杂,导致图像间的匹配性能下降,不能满足实际应用的需求。

目前,国内外针对存在灰度差异图像的配准,大多采用特征匹配算法。特征描述子中应用最广泛的是尺度不变特征变换(SIFT)算法,但该算法容易受到显著灰度差异的影响。因此,人们提出了多种增强 SIFT 算法,如光学-合成孔径雷达(SAR)的图像配准算法^[1]、结合位置、尺度和方向的 SIFT(PSO-SIFT)算法^[2]及改进的加速稳健特征(SURF)算法^[3]。但基于梯度的方法会因非线性变化灰度差异出现梯度方向不同甚至相反的现象,导致匹配的效果较差。基于像素强度的特征描述子也可被用于灰度差异图像的配准中,如 Wang 等^[4]通过量化采样点的强度顺序编码局部顺序信息,对复杂光照变化的图像进行配准;Duo 等^[5]使用强度差异的符号和顺序表示不同的区域特征,消除了排序的模糊性。此外,局部二进制描述符也被用于灰度差异图像的配准中,如改进的 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法^[6]、ORB-局部二值模式(ORB-LBP)特征^[7]。由于特征匹配中会出现较多的错误匹配,许多误匹配消除算法得到了广泛应用,如粒子群优化样本共识(PSOSAC)算法^[8]、矢量场一致性(VFC)算法^[9]和局部线性变换算法^[10]。但这些算法都需要复杂的数学模型,计算繁琐。贾强汉等^[11]提出了一种改进的栅格移动统计(GMS)算法,通过距离远近对栅格进行打分,以保留更多的匹配点。Ma 等^[12]提出了一种基于分类的新思路,即训练一个分类器,通过计算特征点的空间邻域关系形成匹配的特征进行分类。

局部纹理算子能有效提取特征邻域内的纹理信息,且不同编码和多方向的局部算子^[13]能描述更多的纹理信息。本文在特征区域内对不同局部纹理算子进行编码,以增强局部算子对非线性变化灰度差异的鲁棒性,从而提取结合圆形、线形邻域的局部二值模式(CL-LBP)特征描述子。同时,为了增强误匹配消除算法的有效性,通过计算匹配点对之间的空间关系和特征描述子之间的相似性,利用监督学习分类的思想,训练新的栈式自编码(SAE)网络分类模型,以消除错误匹配。相比传统的误匹配消除算法,该算法能保留较多的正确匹配,提高匹配的正确率。

2 CL-LBP 特征描述子

2.1 局部圆形纹理算子

圆形 LBP 是基于半径为 R 的圆形邻域进行特

征提取。该算子通过编码邻域点与中心点灰度值的大小关系形成 LBP 编码,以适应不同尺度的纹理特征。具体编码流程如下。

1) 定义半径为 R 的圆形邻域,将圆周均等分,并采样 P 个点。

2) 判断邻域点灰度值与中心点灰度值的关系 $S(x)$,可表示为

$$S(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, x 为邻域点灰度值和中心点灰度值的差值。若邻域点的灰度值大于等于中心点的灰度值,对 $S(x)$ 赋值为 1;否则,对 $S(x)$ 赋值为 0。

3) 根据顺时针方式排列二进制数,得到二进制序列。同时,将二进制序列乘以相关权重,并将其转换成十进制数,得到圆形 LBP 编码。

2.2 CL-LBP 特征描述子

通过 CL-LBP 特征进行局部纹理特征的提取,特征区域能很好地检测不同灰度变化或仿射灰度变化下的相似区域。同时,LBP 具有灰度不变性。因此,在特征区域内计算像素间的空间邻域关系,对非线性灰度变化具有鲁棒性,具体步骤如下。

1) 特征区域检测。首先,利用 Hessian-Affine 检测算子,在基于 Hessian 的角点检测中引入尺度空间,并通过特征点邻域的二阶矩阵拟合椭圆区域。然后,将椭圆特征区域归一化为统一的圆形局部块。Hessian 矩阵是二维正定矩阵,具有两个特征值和对应的特征向量,两个特征值可以表示图像在两个特征向量方向上灰度变化的各向异性。因此,利用特征向量与特征值构成的椭圆能表示图像灰度变化的各向异性。其次,将一个圆形区域划分成四个扇形子区域,并在每个子区域上提取特征向量。最后,将这些向量串联作为当前局部块的特征向量。

2) 计算子区域内每个像素点的编码,不同形式的编码能反映局部区域的纹理特征。给区域中的每个像素设计两个圆形邻域,如图 1 所示。其中,中心点为 x_0 ,两个半径分别为 $r=3$ 、 $R=5$ 。在每个圆形邻域上取 8 个采样点,即采样点数 $N=8$, $x_{r,i}$ 是半径为 r 的邻域上第 $i(i=0, \dots, N)$ 个采样点。通过这两层邻域设计四个不同的编码,以表征纹理。

针对圆形邻域,计算环上不同采样点间的空间关系,以增强纹理表示的显著性。分别计算两个圆周上采样点的空间关系,得到两种圆形编码,可表示为

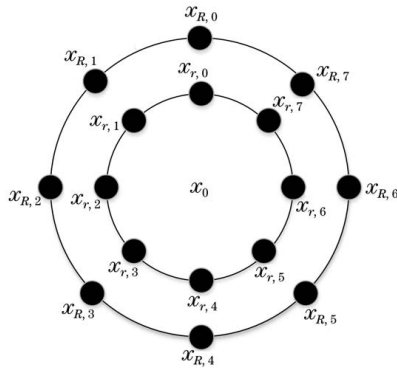


图 1 邻域采样的结构

Fig. 1 Structure of the neighborhood sampling

$$C_{N,R,\eta}(i) = g_{\text{mod}(i+\eta,N)} + g_{\text{mod}(i-\eta,N)} - 2g_i, \quad (2)$$

式中, η 为采样点间隔, 实验设置的采样点间隔 $\eta=4$, $\text{mod}(\alpha, \beta)$ 为取余函数, g_i 为采样点 i 的灰度值。

将线形编码与圆形采样点结合, 并分为两组进行计算。一组用 0° 和 90° 方向上的 8 个采样点, 将 0° 方向的 4 个点作为线形编码的前半部分, 将 90° 方向的 4 个点作为线形编码的后半部分, 组合为完整的线形编码与中心点进行计算; 另一组用 45° 和 135° 方向上的 8 个采样点计算线形编码并与中心点进行计算, 最终得到两组线形编码序列。

3) 将每个子区域内的像素点都生成 4 个不同的编码序列, 以描述纹理特征, 并分别统计这 4 个编码值频率直方图形成的特征向量。每一个子区域内都包含 4 个 256 维的特征向量, 统一用 LBP 模式计算二进制序列的编码值, 可表示为

$$L = \begin{cases} \sum_{i=0}^{N-1} g_i, & \sum_{i=0}^{N-1} |g_i - g_{\text{mod}(i+1,N)}| \leq 2 \\ N + 1, & \sum_{i=0}^{N-1} |g_i - g_{\text{mod}(i+1,N)}| > 2 \end{cases}. \quad (3)$$

子区域中 4 个编码序列会得到 36 维的特征向量, 连接 4 个子区域可得到维度为 36×4 的 CL-LBP 特征描述子。

3 结合 SAE 网络监督学习的匹配算法

本算法的流程如图 2 所示。首先, 利用 CL-LBP 提取特征描述子, 并通过近邻次近邻距离比 (NNDR) 进行初始匹配。其次, 为初始匹配集合中的匹配对计算匹配表示, 并根据分类的思想, 结合 SAE 建立分类神经网络进行错误匹配的剔除。然后, 利用数据集训练 SAE 网络, 使网络能在初始匹配集中提取到正确的匹配对。最后, 在数据集中进

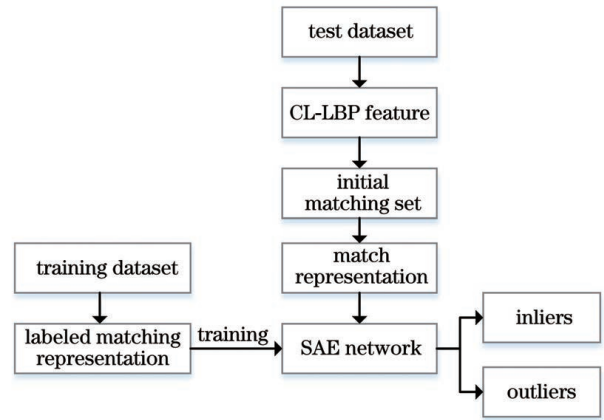


图 2 特征匹配算法流程

Fig. 2 Flow of the feature matching algorithm

行实验, 得到最终的匹配结果。

3.1 匹配表示的构建

假设从图像对提取的初始匹配集合 $S_n = \{X_1, X_2, D_{es1}, D_{es2}\}$, 其中, X_1 和 X_2 为两个对应特征点的坐标, D_{es1} 和 D_{es2} 为两个对应特征点的特征描述子向量, n 为初始匹配个数。构造新匹配表示的步骤如下。

1) 邻域元素一致性。对于 S_n 中的任一初始匹配, 如果初始匹配为内点, 即为正确匹配, 其局部邻域元素的分布非常相似; 反之, 若是离群值, 则对应的邻域分布差异较大。令点 x_i 的邻域表示为 N_x , 该邻域由与 x_i 欧氏距离最近的 K 个点组成。因此, 邻域元素的一致性可表示为

$$r_i^K = C_i^K / K, \quad (4)$$

式中, C_i^K 为对应邻域 N_x 中公共点的个数, 错误匹配的点会导致计算的一致性很低。

2) 特征描述子的相似性度量。首先, 基于提取的特征描述子向量, 根据初始匹配计算特征向量间的欧氏距离, 将匹配对的距离相似性定义为

$$d_i^k = \begin{cases} \exp \left[\frac{(D_i^k)^2}{-2\sigma_1^2} \right], & C_i^K \geq 1 \\ 0, & C_i^K = 0 \end{cases}, \quad (5)$$

式中, $D_i^k = \|D_{es1} - D_{es2}\|$ 为一个匹配中两个特征向量 D_{es1} 和 D_{es2} 的欧氏距离。利用高斯函数的标准方差, 设置标准差 $\sigma_1=0.8$, 可将距离相似性的值归一化到 $[0, 1]$ 之间。

然后, 再次利用描述子的特征向量, 将匹配的相关系数相似性定义为

$$\delta_i^k = \begin{cases} \exp \left[\frac{(R_i^k)^2}{-2\sigma_2^2} \right], & C_i^K \geq 1 \\ 0, & C_i^K = 0 \end{cases}, \quad (6)$$

式中, $R_i^k = \frac{\text{cov}(\mathbf{D}_{\text{es1}}, \mathbf{D}_{\text{es2}})}{\sqrt{\sigma(\mathbf{D}_{\text{es1}})\sigma(\mathbf{D}_{\text{es2}})}}$ 为两个特征向量 \mathbf{D}_{es1}

和 \mathbf{D}_{es2} 的相关系数, $\text{cov}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ 为两个矩阵 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 的协方差, $\sigma(\mathbf{D}_{\text{es}})$ 为 \mathbf{D}_{es} 的方差。利用高斯函数的标准方差, 设置标准差 $\sigma_2 = 0.8$, 可将相关系数相似性的值归一化到 $[0, 1]$ 区间。

最后, 结合邻域元素的一致性和特征描述子的相似性, 为 \mathbf{S}_n 中的初始匹配构造的匹配可表示为

$$\mathbf{V}_i = (r_i^{K1}, d_i^{K1}, \delta_i^{K1}, \dots, r_i^{Kn}, d_i^{Kn}, \delta_i^{Kn})。 \quad (7)$$

3.2 基于 SAE 网络的分类算法

本算法用两层自编码器(SE)组成的 SAE 网络提取匹配表示的深层特征, 再通过分类器进行分类。将每次训练得到的 m 维中间向量作为下一个自编码器的输入, 并接入有监督的 Logistic 层进行微调。SAE 网络的结构如图 3 所示, 网络的输入为 48 维的匹配表示, 通过两个自编码器进行预训练, 得到

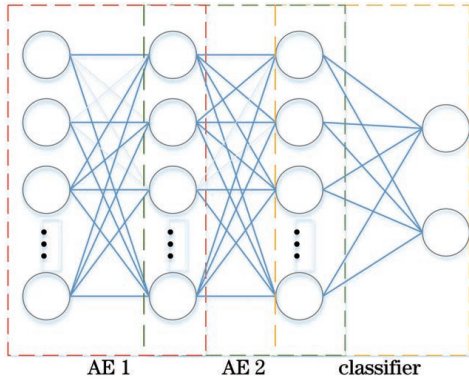


图 3 SAE 网络结构

Fig. 3 Structure of the SAE network



图 4 光照差异图像 leuven

Fig. 4 Image leuven of the light difference

为了验证本算法的适用性, 将本算法应用于 2 组具有灰度差异的海冰 SAR 图像中。图 5(a) 和图 5(b) 中的海冰图像分别来自于 ALOS 卫星和 ASAR 卫星, SAR 图像数据来源不同导致图像间具有灰度差异。图 5(c) 和图 5(d) 中的海冰图像为南极图像, 图像分辨率的差异导致 2 张图像存在一定程度的非线性变化灰度差异。由于 SAR 数据的噪声较大, 分辨率的差异也较大, 因此, 需要先对图像进行 Lee 滤波预处理及 8 m 下采样后, 再对其进行

10 维匹配表示的深度特征, 最后将其接入 Logistic 分类层进行有监督分类。本算法中的 SAE 分类网络训练步骤如下。

1) 通过 CL-LBP 特征提取初始匹配集合, 计算匹配对的匹配表示并制作标签。

2) 将所有匹配对的 48 维特征表示输入 SAE 网络中进行无监督训练, 得到隐藏层的 10 维深度特征。

3) 首先, 利用步骤 2) 的输出作为 Logistic 层的输入; 然后, 级联两个隐藏层构成完整的分类网络; 最后, 利用制作的标签微调网络参数。

选取 2 组不同的训练集, 第 1 组为光照差异公共数据集 Hpatches, 共 15 对图像; 第 2 组为具有非线性变化灰度差异的图像, 共 5 对图像。提取初始匹配对后为 9000 对图像制作标签, 随机选取正负样本, 保证正确匹配数和错误匹配数的比例为 1 : 1。根据实验将监督学习的训练次数设置为 1000, 选取的损失函数为均方误差损失函数。

4 实验结果与分析

4.1 实验数据及匹配评价标准

为了探究本算法对非线性变化灰度差异图像的适应性, 用光照数据集和 SAR 海冰数据进行测试。在光照差异数据集 Hpatches 中, 每组数据有 6 张光照差异图像序列, 如图 4 所示。将 6 张图像进行灰度化处理, 以展示显著的非线性变化灰度差异; 同时, 以第 1 张图像为标准, 分别向后续 5 张图像进行特征匹配。

特征匹配实验。

针对特征点的匹配实验, 用算法的正确匹配对数量和匹配正确率 P_{rate} 作为评价指标, 匹配正确率可表示为

$$P_{\text{rate}} = \frac{N_{\text{Cor}}}{N_{\text{all}}} \times 100\%, \quad (8)$$

式中, N_{cor} 为分类后的正确匹配对数量, N_{all} 为通过 NNDR 筛选后的全部匹配对数量。

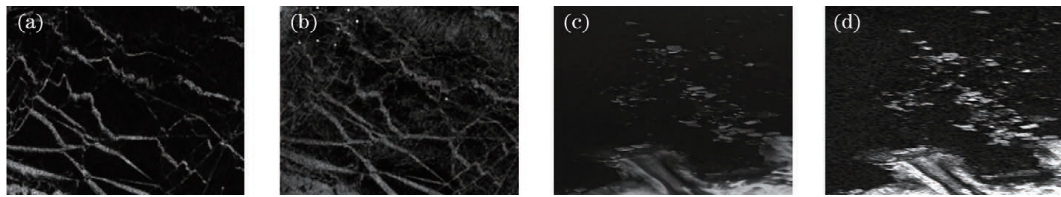


图 5 海冰图像。(a)渤海图像(ALOS);(b)渤海图像(ASAR);(c)分辨率为 8 m 的图像;(d)分辨率为 100 m 的图像
Fig. 5 Sea ice image. (a) Bohai Sea image (ALOS); (b) Bohai Sea image (ASAR); (c) image with a resolution of 8 m; (d) image with a resolution of 100 m

4.2 光照差异数据实验与分析

在光照差异图像匹配实验中,每组图像均以第 1 张图像作为参考图像,将其分别与其他 5 张图像进行匹配。为了验证算法的普适性,综合计算了 10 组图像的平均匹配正确率,本算法和其他 4 种算法在 10 组光照差异图像上的平均匹配正确率如图 6 所示。可以发现,传统 SIFT 和 BRISK 算法的正确率较低,均不超过 50%。加速的 KAZE 特征(AKAZE)算法也只在灰度差异较小时效果较好,在灰度差异较大时效果不理想。局部强度顺序模式(LIOP)算法基于强度顺序进行分类,不受图像光照变化的影响,匹配正确率较高。本算法利用局部纹理算子进行分类,对灰度变化具有鲁棒性,大部分图像对的匹配正确率大于 50%;且随着灰度差异的加

大,本算法仍能保证较好的匹配的正确率。图 7 为光照差异图像 leuven 中 5 对图像在本算法中的匹配结果。

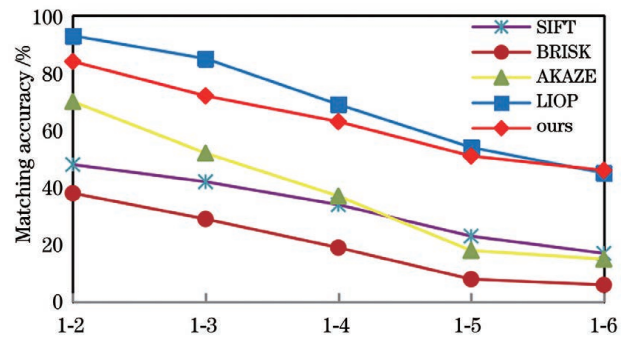


图 6 不同算法的平均匹配正确率
Fig. 6 Average matching accuracy rates of different algorithms

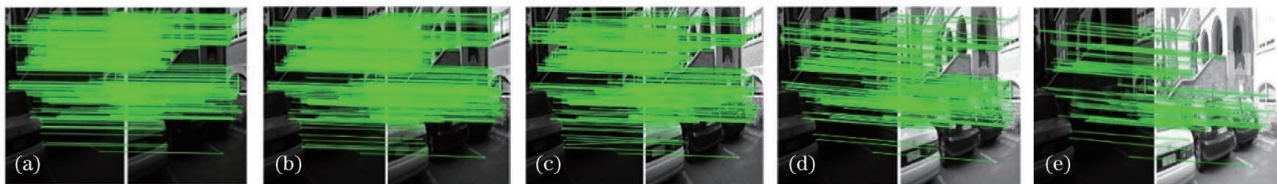


图 7 本算法的匹配结果。(a) 1-2;(b) 1-3;(c) 1-4;(d) 1-5;(e) 1-6
Fig. 7 Matching results of our algorithm. (a) 1-2; (b) 1-3; (c) 1-4; (d) 1-5; (e) 1-6

4.3 海冰数据实验与分析

在 SAR 海冰图像的特征匹配实验中,对非线性变化灰度差异明显的南极图像进行了增强的均衡化处理。表 1 为本算法和其他算法对不同海冰图像的匹配结果,其中,Bohai_img 和 Nanji_img 为原始图像,Enhance_img 为增强的均衡化处理图像。可以发现,在原始图像配准中,本算法能提取较好的匹配

点,从而在实际的海冰图像中准确提取特征区域中的纹理信息进行匹配。SIFT、BRISK 算法受到斑噪声的影响,匹配正确率较低。AKAZE 算法是在非线性尺度空间进行的,对实际海冰图像中的灰度差异也具有较好的匹配效果。LIOP 算法虽然对灰度差异具有很好的适应性,但在实际 SAR 图像中受到斑噪声的影响,提取的匹配点数量较少。

表 1 海冰图像的匹配结果

Table 1 Matching results of sea ice images

Image pair	SIFT		LIOP		AKAZE		BRISK		Ours	
	N_{Cor}	$P_{rate}/\%$	N_{Cor}	$P_{rate}/\%$	N_{Cor}	$P_{rate}/\%$	N_{Cor}	$P_{rate}/\%$	N_{Cor}	$P_{rate}/\%$
Bohai_img	15	6	14	44	47	68	18	47	39	34
Nanji_img	12	19	9	32	44	51	22	65	41	59
Enhance_img	8	14	7	9	22	33	8	14	9	1

在增强处理后的图像配准中,当图像间灰度差异的非线性变化较大时,对其进行均衡化处理反而会影响特征描述符的准确性,导致正确匹配数量降低。因此,对于非线性变化的灰度差异图像不能统一进行图像增强处理。总体来看,本算法具有较好的匹配效果,验证了本算法的合理性和普适性。

同时,在 2 组海冰图像匹配中设计误匹配剔除对比实验,对比方法包括随机抽样一致性(RANSAC)算法、粒子群优化样本一致性(PSOSAC)算法、学习误匹配分类器(LMR)算法和本算法,不同方法的匹配正确率如表 2 所示,实验效

果如图 8 所示。可以发现,传统算法剔除错误匹配的效果较差,且 PSOSAC 算法会出现错误匹配不能被剔除的现象。LMR 算法的匹配效果有明显提升,但会保留较多的错误匹配。本算法虽然存在错误匹配,但能保留较多的正确匹配,提高匹配效果。

表 2 不同误匹配消除算法的匹配正确率

Algorithm	elimination algorithms			unit: %
	RANSAC	PSOSAC	LMR	Ours
Bohai_img	10	7	37	34
Nanji_img	17	26	57	59

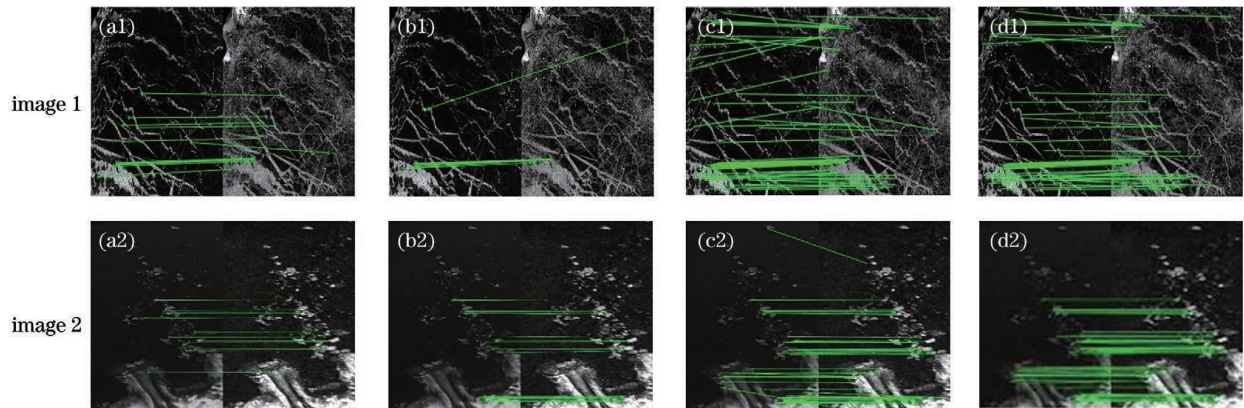


图 8 不同算法的误匹配剔除结果。(a) RANSAC;(b) PSOSAC;(c) LMR;(d)本算法

Fig. 8 Mismatch elimination results of different algorithms. (a) RANSAC; (b) PSOSAC; (c) LMR; (d) our algorithm

5 结 论

图像对中存在显著的非线性变化灰度差异时,传统特征匹配算法会出现无法匹配及提取的正确匹配点过少等问题。针对这种非线性变化灰度差异的图像配准,提出了一种新的描述子和改进的误匹配消除算法。首先,构建了一种基于局部纹理算子的新描述子进行特征匹配。利用采样点之间的空间关系表示局部纹理,减小非线性变化灰度差异对匹配结果的影响,提高了匹配的正确率。其次,在误匹配消除算法中,利用分类思想筛选出正确的匹配。用匹配点的空间信息计算匹配表示的同时增加了特征描述子计算新的匹配表示,并通过设计的 SAE 网络进行分类。实验结果表明,相比其他算法,本算法可以得到更多的匹配点,对非线性变化灰度差异具有更好的适应性;且新的误匹配消除算法能有效分类出正确的匹配点,提高了匹配正确率。

参 考 文 献

[1] Xiang Y M, Wang F, You H J. OS-SIFT: a robust

SIFT-like algorithm for high-resolution optical-to-SAR image registration in suburban areas[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(6): 3078-3090.

[2] Ma W P, Wen Z L, Wu Y, et al. Remote sensing image registration with modified SIFT and enhanced feature matching [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(1): 3-7.

[3] Li J Y, Yang Y H, Wen Q, et al. Research on improved SURF breast registration algorithm in multi-mode MRI [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121010.

李积英, 杨永红, 温强, 等. 改进 SURF 在多模 MRI 乳腺配准算法中的研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121010.

[4] Wang Z H, Fan B, Wu F C. Local intensity order pattern for feature description[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 603-610.

[5] Duo J Y, Chen P F, Zhao L. LCO: a robust and efficient local descriptor for image matching [J]. AEU-International Journal of Electronics and

Communications, 2017, 72: 234-242.

- [6] Lin F C, Liu Y H, Zhou J F, et al. Optimization of visual odometry algorithm based on ORB feature[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(21): 211507.
林付春, 刘宇红, 周进凡, 等. 基于 ORB 特征的视觉里程计算法优化[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(21): 211507.
- [7] Li Z Y, Tian Y, Chen F J, et al. Aerial image stitching algorithm for unmanned aerial vehicles based on improved ORB and PROSAC [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(23): 231003.
李振宇, 田源, 陈方杰, 等. 基于改进 ORB 和 PROSAC 的无人机航拍图像拼接算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(23): 231003.
- [8] 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.
- [9] Ma J Y, Zhao J, Tian J W, et al. Robust point matching via vector field consensus[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(4): 1706-1721.
- [10] 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.
- [11] Jia Q H, Zhou Z F, Wang L D. Image registration algorithm for optimizing grid motion statistics [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121014.
贾强汉, 周志峰, 王立端. 优化栅格移动统计的图像配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121014.
- [12] Ma J Y, Jiang X Y, Jiang J J, et al. LMR: learning a two-class classifier for mismatch removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(8): 4045-4059.
- [13] Zhou D X, Yang D, Zhang X H. Exploring joint encoding of multi-direction local binary patterns for image classification[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(15): 18957-18981.