

引用格式:朱鸣,杨百龙,何岷,等.基于改进SLIC算法的SAR图像海陆分割[J].电光与控制,2019,26(1):21-25,30. ZHU M, YANG B L, HE M, et al. A sea-land segmentation of SAR image based on improved SLIC algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(1):21-25, 30.

基于改进SLIC算法的SAR图像海陆分割

朱鸣¹, 杨百龙¹, 何岷², 陈铮铮², 张雄美¹

(1. 火箭军工程大学, 西安 710025; 2. 北京遥感设备研究所, 北京 100039)

摘要: 海陆分割在提高SAR图像舰船目标检测精度方面具有十分重要的意义。针对传统算法不能很好地对SAR图像进行海陆分割,提出了基于改进SLIC超像素分割和分层区域合并准则(HSWO)的海陆分割算法。针对SAR图像统计特性,首先对SLIC超像素分割和HSWO算法模型分别进行改进,然后用SLIC超像素分割算法对图像进行超像素分割,并按照分层区域合并准则对超像素块进行聚类,最终实现海陆分割。实验表明,所提出的改进模型具有较高的处理精度和处理效率,相比于其他算法更适用于SAR图像的海陆分割,具备一定的工程应用价值。

关键词: SAR图像; 海陆分割; SLIC超像素分割; 分层区域合并准则

中图分类号: TN957.52 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.01.005

A Sea-Land Segmentation of SAR Image Based on Improved SLIC Algorithm

ZHU Ming¹, YANG Bai-long¹, HE Min², CHEN Zheng-zheng², ZHANG Xiong-mei¹

(1. Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China;

2. Beijing Institute of Remote Sensing Technology, Beijing 100039, China)

Abstract: Sea-land segmentation is of great significance for improving the accuracy of SAR target ship detection. Aiming at the fact that the traditional algorithm can not carry out high-quality sea-land segmentation for the SAR image, this paper proposes a segmentation algorithm based on the improved SLIC superpixel partitioning and the Hierarchical Area Combination Criterion (HSWO). According to the statistical characteristics of SAR images, the SLIC and HSWO algorithm models are improved respectively at first. Then, the SLIC algorithm is used to segment the superpixels in the image, and the superpixel blocks are clustered according to the merging rules of the hierarchical regions. Finally, the segmentation between sea and land is implemented. Experiments show that the improved model proposed here has higher processing precision and efficiency. Compared with other algorithms, it is more suitable for the sea-land segmentation of SAR images and has certain engineering application value.

Key words: SAR image; sea-land segmentation; SLIC superpixel segmentation; hierarchical area combination criterion

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)因其不受时间、气候等因素影响,在农业、海洋、军事等领域被广泛应用,其中,对SAR图像中舰船目标检测的研究方兴未艾。但由于SAR图像常常包含陆地等强散射中心,导致对舰船等目标的检测效果差强人意。

为此,必须首先将海洋SAR图像中的陆地部分分离去除,以提高舰船检测概率、减小虚警概率。

目前的海陆图像分割思路可分为基于图像先验信息的自动分割和基于图形学的手动分割两大类^[1]。第一类是基于雷达在海洋和陆地的反射系数、海洋与陆地之间的灰度、纹理或其他特征差异来进行海岸线检测的算法;第二类是经由手动标识多边形并利用图形学算法来圈定陆地部分。前者在海面平静或陆地内部分布均匀时效果理想,但对于稍微复杂的场景,还需对分割后存在的孤立区域进行消除;而后者由于依靠人工划定陆地区域,难免存在较大误差,且在应付大尺寸和复杂边

收稿日期:2018-01-25 修回日期:2018-12-10

基金项目:国家自然科学基金(61640007)

作者简介:朱鸣(1994—),男,安徽安庆人,硕士生,研究方向为图像处理,SAR图像目标检测。

界的图像数据面前显得力不从心。

REN 等在 2003 年最先阐明了超像素这个概念,指的是具备类似纹理、色彩、亮度等特征的由相邻像素组成的图像块^[2]。超像素生成算法大抵可分为图论法和梯度降低法两类。前者主要有 FELZENSWALB 等^[3]提出的 graph-based 方法、SHI 等^[4]提出的 Ncut 方法和 MOORE 等^[5]的 superpixel lattice 方法;后者主要有 VINCENT 等^[6]的分水岭 (Watersheds) 方法、COMANICIU 等^[7]的 Mean Shift 方法、LEVINSHTAIN 等^[8]的 Turbopixels 方法和 ACHANTA 等^[9]的简单线性迭代聚类 (Simple Linear Iterative Clustering, SLIC) 算法。

其中,SLIC 算法是根据色彩和距离相似程度进行分割,因其具有耗时短且生成的超像素块大小均匀、轮廓规则等优点,在彩色图像、光学遥感等图像分割中被广泛应用。但由于 SLIC 算法是基于光学图像中提出来的,并不完全适用于 SAR 图像,鉴于此,本文将改进后的 SLIC 算法用于 SAR 图像海陆分割,并对分割后的图像进行定性和定量评价。

1 SLIC 超像素分割算法

ACHANTA 等^[9]提出的 SLIC 算法步骤如下所述。

1) 生成种子点。假设 N 表示图像中的像素总点数, K 表示期望将图像分割得到的超像素个数,首先,将图像划分为 K 个均匀的网格,选取网格中心作为 K 个种子点的采样,则每块超像素的大小可表示为 N/K 。为了避免初始的种子点选在噪声点或者在不同地物的边缘位置,在采样完种子点之后,在每个超像素种子点所在的 3×3 的网格中,将其重置为梯度最小的像素点,并给每个种子点赋予一个数字标签,这样就完成了种子点的初始化。

2) 计算间隔。将每个像素点 p_i 分别与距之最近的种子点 q_k 计算相异性 $D(i, k)$,相异性的表征关系为

$$d_{\text{lab}}(i, k) = \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2} \quad (1)$$

$$d_{\text{xy}}(i, k) = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (2)$$

$$D(i, k) = \sqrt{d_{\text{lab}}^2 + (m/S)^2 d_{\text{xy}}^2} \quad (3)$$

式中: $d_{\text{lab}}(i, k)$ 为在 CIELAB 色彩空间的相异性; $d_{\text{xy}}(i, k)$ 为在 XY 空间计算的空间相异性; $D(i, k)$ 为像素点和超像素种子点的总相异性, $D(i, k)$ 取值越小,说明像素点与种子点之间越相似; S 为种子点的间距; m 为紧凑因子,用来衡量颜色值与空间信息在相似度衡量中的比重,一般 $m \in [1, 40]$ 。

3) 局部迭代聚类。由于种子点附近的像素点通常与其最相似,为了增强算法的运算效率,SLIC 算法在对每一个种子点聚类时,只在以种子点为中心点的 $2S \times 2S$

区域范围内搜索相似像素点,而不是在整幅图中搜寻^[9],如图 1 所示。

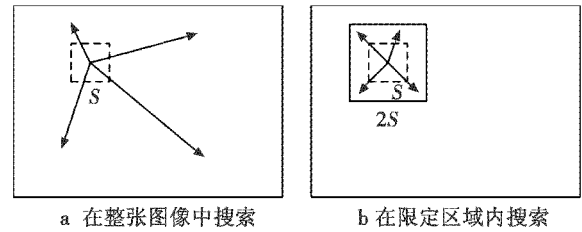


图 1 减少像素的搜索范围

Fig. 1 Reducing the pixel search range

在 $2S \times 2S$ 局部区域内,计算所有的像素点到超像素种子点之间的相异性 $D(i, k)$,若小于之前计算的所有相异性中的最小值 $D_{\text{min}}(i, k)$,则认为该像素点在种子点所在的超像素中,并重新分配标签,令 $D_{\text{min}}(i, k) = D(i, k)$ 。通过不断迭代该过程,直到所有像素点都有一个固定的数字标签或者达到所设定的最大迭代次数时,聚类结束。

4) 后续处理。由于噪声的存在,聚类完之后,某些像素点是不属于任何一个超像素的孤立点,后续处理时,需要将这些孤立的像素点分配给最邻近的超像素。除此之外,某些超像素的尺寸过小,也要将其与最邻近的超像素合并。

2 改进的海陆分割算法

要实现 SAR 图像的海陆分割,除了要考虑 SLIC 超像素分割算法在灰度层级的改进外,还要设计合适的超像素块合并规则。为此,从如下两个方面对算法进行优化。

2.1 基于 SAR 图像的改进 SLIC 算法

传统的 SLIC 超像素分割算法针对的是 RGB 三层图像,虽然理论上可以将灰度信息依次赋值给 R, G, B 三层进行运算,但显然不能很好地适用。因此,本文采用灰度特征信息替换色彩信息的办法^[10]对传统 SLIC 超像素分割算法进行简化,具体步骤如下所述。

1) 生成种子点。设图像的大小为 $M \times N$,超像素个数为 K ,每一个网格的中心为初始种子点,每一个种子点的距离近似为 $S = \sqrt{M \times N / K}$ 。

2) 修正聚类中心。将种子点移动到以其为中心的 3×3 的窗口内梯度值最小的位置,图像梯度 $G(x, y)$ 的算式为

$$G(x, y) = \left\| \mathbf{I}(x+1, y) - \mathbf{I}(x-1, y) \right\|^2 + \left\| \mathbf{I}(x, y+1) - \mathbf{I}(x, y-1) \right\|^2 \quad (4)$$

式中: $\mathbf{I}(x, y)$ 表示 (x, y) 处像素的灰度特征矢量; $\|\cdot\|$

表示矢量的空间距离。

3) 迭代聚类。在种子点中心 $2S \times 2S$ 的范围内搜索相似像素点。按式(5)和式(6)反复计算每个像素和聚类中心的距离,直至全部像素都与最近的聚类中心相关联时,再求出新的聚类中心。改进后的算式为

$$d_{gray}(i, k) = \sqrt{(g_k - g_i)^2} \quad (5)$$

$$d_{xy}(i, k) = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (6)$$

$$D_{gray}(i, k) = \sqrt{d_{gray}^2 + (m/S)^2 d_{xy}^2} \quad (7)$$

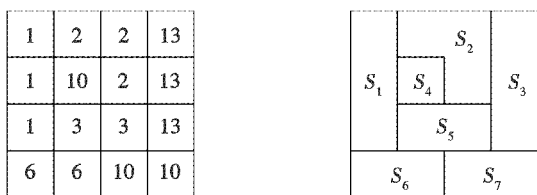
式中: g 为灰度特征; x 和 y 为空间特征。

4) 强制连通。在计算最后,对剩下的一小部分孤立的区域使用最大相邻聚类的标签重新标注不相交的区域,并强制其进行连通。

2.2 分层区域合并规则

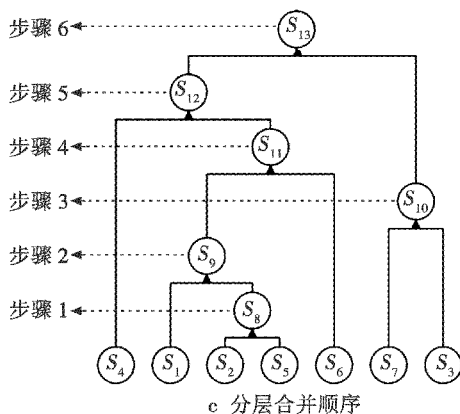
由于 SLIC 超像素分割算法并不能直接将图像很好地一分为二,故必须采用具体的合并规则逐步将相似性较高的超像素合并到一起,不断减少超像素的数目,最终实现海陆整体分割。

首先,利用 SLIC 超像素分割算法对灰度图像进行超像素分割。以图 2 为例可以看出,图像根据像素值被分为 7 个像素块。



a 图像像素灰度

b 初始分区



c 分层合并顺序

图 2 分区的图片

Fig.2 Partitioned pictures

因为区域合并的对象是超像素块,所以在进行合并的过程中,必须要计算超像素之间的相异性并判断是否相邻,才能将超像素之间的关系采用合适的数据模型进行表征。对此,BEAULIEU提出了一种分层逐步优化的

方法(Hierarchical Stepwise Optimization, HSWO)^[11],该方法将图片分层理解为一个树状结构,每次合并时,计算所有像素块之间的相似度 $C_{i,j}$,将相似度最小的两块超像素进行合并,通过反复计算迭代,从最底层逐步合并到顶层,直至完成全局合并。

相似度 $C_{i,j}$ 为

$$C_{i,j} = \frac{N_i \cdot N_j}{N_i + N_j} (\mu_i - \mu_j)^2 \quad (8)$$

式中: N_i 和 N_j 分别表示超像素块 S_i 和 S_j 内的像素数目; μ_i 和 μ_j 分别为超像素块 S_i 和 S_j 内的像素灰度均值。

但是,基于光学图像提出的相似度度量大多采用像素值的欧氏距离,并不完全适用于基于乘性噪声模型的 SAR 图像^[12]。为更多地考虑 SAR 图像统计特性,在原有算法的基础上进行改进,引入 $e^{(z_i - z_j)^2}$ 变量。

新的相似度算式为

$$C_{i,j} = \frac{N_i \cdot N_j}{N_i + N_j} \times (\mu_i - \mu_j)^2 \times e^{(z_i - z_j)^2} \quad (9)$$

$$\begin{cases} z_i = \frac{\mu_i}{\mu_i + \sigma_i} \\ z_j = \frac{\mu_j}{\mu_j + \sigma_j} \end{cases} \quad (10)$$

式中: N_i 和 N_j 分别为超像素块 S_i 和 S_j 内的像素个数; z_i 和 z_j 分别为超像素块 S_i 和 S_j 的统计特征; μ_i 和 μ_j 分别为超像素块 S_i 和 S_j 内的像素灰度均值; σ_i 和 σ_j 分别为超像素块 S_i 和 S_j 内所有像素同种子点的标准差。从式(9)可看出,如果 z_i 和 z_j 越接近,则 $e^{(z_i - z_j)^2}$ 的值越接近于 1,相对应的 $C_{i,j}$ 值也越小,表示超像素块 S_i 和 S_j 的特征越接近,反之特征也相差越大。新算法不仅考虑了像素的像素值,还考虑到超像素的像素均值、两个超像素的相对大小以及两者之间统计特性的相似性等方面因素,改进后的区域合并效果比原算法更适用于 SAR 图像。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

为了检验本文算法的有效性,选用 2 幅某地分辨率为 5 m,图像像素大小为 512×512 的星载 SAR 图像进行实验分析,见图 3。实验过程在主频为 2.13 GHz,内存为 4 GiB 的 Intel Pentium(R) 主机上,采用 Matlab R2014b 软件进行仿真验证。

图 3a 除了有海洋轮廓以外,还出现了一条内陆河流,图像中建筑物反射回的亮点较少,灰度变化较为平缓;图 3b 中海陆边界受沙滩地形影响较为严重,轮廓较为模糊,且建筑物较多,图像灰度起伏较为复杂。

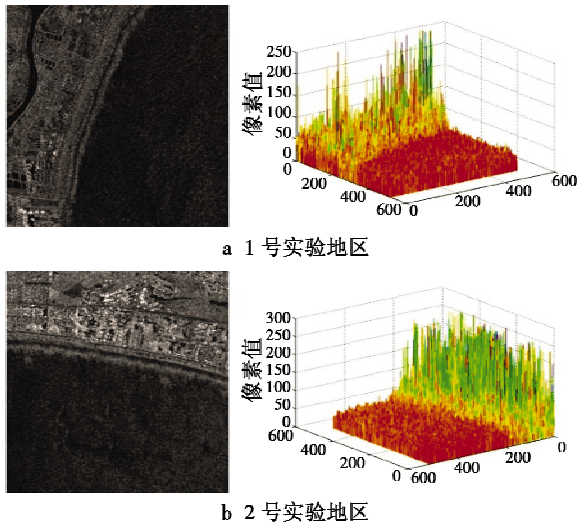


图 3 2 幅实验地区图像

Fig. 3 Two images of the experimental areas

3.2 分割与合并

首先,使用改进后的 SLIC 算法对 2 幅实验地区图像进行超像素分割,其中,算法紧凑度参数 m 设置为 0.3,迭代次数设为 10。图 4 中,2 幅实验地区图像从左到右超像素个数 N 的取值均依次为 100, 150, 200, 500, 1000。

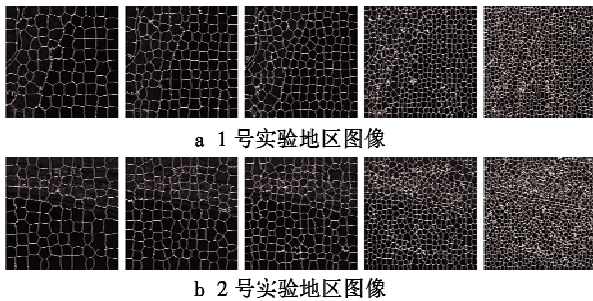


图 4 2 幅实验地区图像超像素分割后的结果图

Fig. 4 The results of superpixel segmentation in two experimental areas

从图 4 中可以看出,不同参数设置会对分割结果产生一定影响。当超像素个数较少时,海面和陆地会被划分到一起,这在海陆轮廓不清晰的 2 号实验地区中表现尤为明显。而当超像素个数设置过多时,不仅会使得算法效率降低,同时也会产生过分割现象,即将原本属于同一区域的超像素块进行再分割,影响了后续合并工作。本文选择超像素个数为 500 时的分割图像作为分层区域合并的初始图。

3.3 与其他算法的对比

在 2 幅实验地区图像超像素分割的基础上,利用改进后的分层区域合并算法对 2 幅分割后图像进行分层合并后得到最终的海陆分割结果,并与其他分割算法进行对比,结果如图 5 所示。

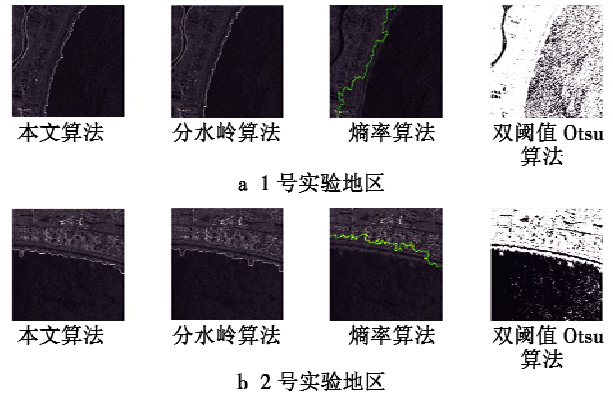


图 5 不同算法处理后的海陆分割结果图

Fig. 5 Sea-land segmentation results of different algorithms

从图 5 中可直观看出,双阈值 Otsu 算法^[13]对 SAR 图像的分割效果不太理想。因为 Otsu 算法假设图像是由前景区域和背景区域两部分组成,通过遍历计算不同阈值下分割结果中前景区域和背景区域的灰度直方图,然后比较两者之间的方差,将方差最大化的那个灰度阈值作为所求二值化阈值,并未考虑 SAR 图像的统计特性,对杂波的处理也不够全面。基于熵率的超像素分割方法是一种基于图论的分割方法,包括图像随机游走熵率和平衡项两部分^[14]。从处理的直观效果来看,该算法对边缘的描述不是很准确,不能很好地实现精准的海陆分割。分水岭分割算法同 SLIC 算法一样,也是基于梯度下降的一种分割算法,分割效果也较为理想。由于超像素边缘与图像结构边缘的贴合程度直接决定海陆分割的质量,为定量地比较不同算法的优劣,选用边缘贴合度指标作为评价超像素分割质量的标准。

目前的边缘贴合度评价指标主要是欠分割错误率和边缘召回率两种。

假设一幅图像像素总数为 N , S 为算法的超像素分割结果, s_k 为 S 中的第 k 个超像素, G 为人工分割真值, g_i 为 G 中的第 i 个区域, M 为真值 G 中的区域数量,符号 $|\cdot|$ 表示计算超像素块里的像素数量,欠分割错误率 E_{UE} 的标准算式为

$$E_{UE}(S \rightarrow G) = \sum_i \sum_{k: s_k \cap g_i \neq \emptyset} |s_k - g_i| / \sum_i |g_i| \quad (11)$$

式中: $E_{UE}(S \rightarrow G)$ 表示算法分割结果 S 以真值 G 作为比较标准时的欠分割错误率。欠分割错误率指标衡量了超像素区域“溢出”真值区域边界的比例,欠分割错误率越小,超像素边缘贴合度越好^[1]。

边缘召回率用于衡量超像素边缘与真值边缘重叠的比例,是指落在至少一个真值边缘像素点 ε 距离(通常 ε 取 2 个像素)范围内的超像素边缘像素点数量与真值边缘像素点总数的比值。边缘召回率 R_{BR} 值越高,超像素边缘贴合度越好,其算式为

$$R_{\text{m}}(S \rightarrow G) = (\sum_{p \in \delta G} f(\min_{q \in \delta S} \|p - q\| < \epsilon)) / |\delta G| \quad (12)$$

式中： p 和 q 分别代表真值 G 和算法分割结果 S 中的边缘像素点； δG 和 δS 分别表示 G 中所有边缘的集合和 S 中所有超像素边缘的集合；符号 $\|\cdot\|$ 表示计算像素间的空间距离； $f(\cdot)$ 为判别函数。

本文从算法时间、欠分割错误率和边缘召回率 3 个角度对本文算法、分水岭算法以及基于熵率的算法结果进行了统计分析,结果如图 6 所示。

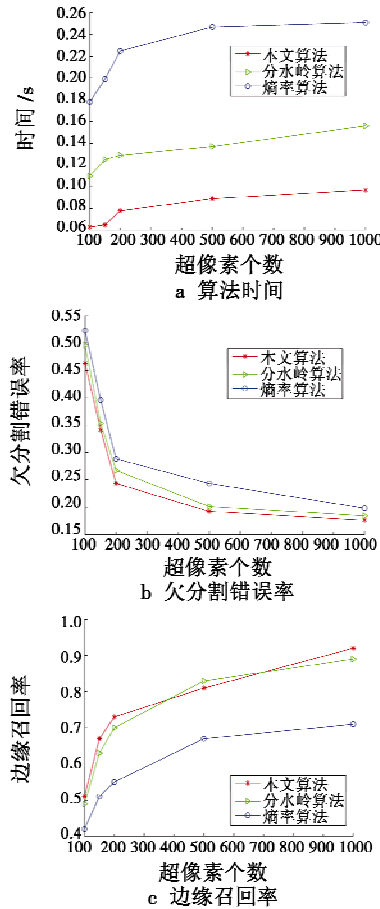


图 6 不同算法结果对比图

Fig. 6 Comparison of the results of different algorithms

从图 6 中可以很明显看出,随着超像素个数的增加,本文算法各个指标均好于其他算法,说明本文在对 SAR 图像统计特性分析的基础上,对原有 SLIC 算法和 HSWO 算法的改进达到了预期效果,且具有更好的运行效率。新算法能够较好地适应 SAR 图像统计特性,海陆分割效果理想。

4 结束语

本文在分析当前常用超像素分割算法的基础上,提出了适用于 SAR 图像的改进 SLIC 超像素分割算法。通过将 SAR 图像分割为预期数量的超像素块,并采用分层区域合并准则对相似度高的超像素块进行逐

步合并,最终实现海陆边缘的分割。为验证本文算法的有效性,采用某地区星载 SAR 图像作为实验数据。实验结果表明,本文算法分割效果与实际海岸线能够更好地契合,相比于其他算法更适用于 SAR 图像海陆分割。在实际工程运用中,利用海陆分割,可以快速实现海陆掩模,为下一步进行 SAR 图像批量处理和舰船目标检测打下了坚实的基础,节省了宝贵时间。

参考文献

- [1] 王春瑶,陈俊周,李炜. 超像素分割算法研究综述[J]. 计算机应用研究,2014,31(1):6-12.
- [2] REN X F, MALIK J. Learning a classification model for segmentation[C] //The 9th IEEE International Conference on Computer Vision, Washington DC, 2003:10-17.
- [3] FELZENSWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient graph-based image segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2):167-181.
- [4] SHI J B, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8):888-905.
- [5] MOORE A, PRINCE S, WARRELL J, et al. Superpixel lattices[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008:1-8.
- [6] VINCENT L, SOILLE P. Watersheds in digital spaces:an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6):583-598.
- [7] COMANICIU D, MEER P. Mean Shift;a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5):603-619.
- [8] LEVINSHTEIN A, STERE A, KUTULAKOS K N, et al. Turbopixels:fast superpixels using geometric flows[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(12):2290-2297.
- [9] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11):2274-2282.
- [10] 蔡淑宽,刘金清,施文灶,等. 基于改进 SLIC 与区域邻接图的高分辨率遥感影像建筑物提取[J]. 计算机系统应用,2017,26(8):99-106.
- [11] BEAULIEU J M, GOLDBERG M. Hierarchy in picture segmentation: a stepwise optimization approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intel-

以较为明显地看出,在相同参数下,本文算法对图像边缘更加敏感,对边缘细节的刻画更为清晰,保留了更多的边缘信息。抠图实验进一步证实了本文算法在保边平滑上的优异性。

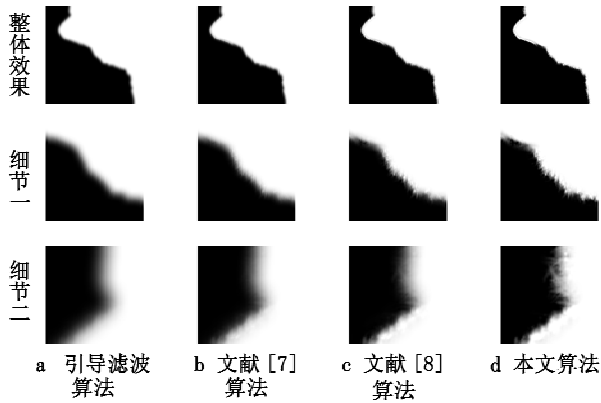


图 6 实验结果和部分细节图

Fig. 6 Experimental results and partial details

4 结束语

本文提出鲁棒自适应加权的引导滤波算法,并通过理论推导与实验对比分析,验证了改进后的引导滤波算法的可行性与优势,主要得到以下结论:

- 1) 基于正则项加权的引导滤波改进算法可以较好地克服引导滤波算法边缘信息损失严重的问题;
- 2) 本文通过在计算图像梯度前进行高斯滤波,引入 Otsu 法计算边缘区域阈值,改进权值模型等步骤,有效提高了算法的鲁棒性和边缘保持能力;
- 3) 本文提出的鲁棒自适应加权的引导滤波算法相较现有改进加权的引导滤波算法,具有更好的保边平滑性能。

参 考 文 献

- [1] KO S J, YONG H L. Center weighted median filters and their applications to image enhancement[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems, 1991, 38(9):984-993.
- [2] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1990, 12(7):629-639.
- [3] BUADES A, COLL B, MOREL J M. The staircasing effect in neighborhood filters and its solution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6):1499-1505.
- [4] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision, IEEE, 1998:839-846.
- [5] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 35(6):1397-1409.
- [6] LI Z G, ZHENG J H, ZHU Z J, et al. Weighted guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1):120-129.
- [7] 龙鹏, 鲁华祥. LoG 边缘算子改进的加权引导滤波算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(9):2661-2665.
- [8] 谢伟, 周玉钦, 游敏. 融合梯度信息的改进引导滤波[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(9):1119-1126.
- [9] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics, 1979, 9(1):62-66.
- [10] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):600-612.
- [11] NARVEKAR N D, KARAM L J. A no-reference perceptual image sharpness metric based on a cumulative probability of blur detection[C]//International Workshop on Quality of Multimedia Experience, IEEE, 2009:87-91.
- [12] 韩翠娟. 高分辨率 PolSAR 图像的超像素分割方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2017.
- [13] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histogram[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1):62-66.
- [14] LIU M Y, TUZEL O, RAMALINGAM S, et al. Entropy rate superpixel segmentation[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2011:2097-2104.

(上接第 25 页)

ligence, 1989, 11(2):150-163.