

引用格式:彭超,魏雪云. SAR 图像海岸线分割的超像素合并方法[J]. 电光与控制,2019,26(11):11-14. PENG C, WEI X Y. Coastline segmentation of SAR image based on super-pixel merging[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(11):11-14.

SAR 图像海岸线分割的超像素合并方法

彭超, 魏雪云

(江苏科技大学电子与信息学院, 江苏 镇江 212003)

摘要: 由于 SAR 图像固有的相干斑噪声和海陆交界处复杂的地形影响, 利用区域合并方法在进行 SAR 图像的海岸线提取过程中很容易出现误合并。为解决 SAR 图像海岸线分割中单一分割尺度造成的误分割问题, 提出基于 SLIC 超像素的 SAR 图像海岸线分割算法, 超像素分割后再利用改进的融合光谱和纹理信息的合并代价(CT-Model)进行合并, 最后将海陆交界处的海岸线显示用来进行分割效果对比。实验结果表明, 改进后的合并准则在 SAR 图像的海岸线分割上具有更好的精确度。

关键词: 海岸线分割; SAR 图像; SLIC 超像素分割; 融合光谱和纹理信息; 合并代价

中图分类号: O213.2 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.11.003

Coastline Segmentation of SAR Image Based on Super-pixel Merging

PENG Chao, WEI Xue-yun

(School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: Due to the inherent speckle noise of SAR image and the influence of complicated terrain at the sea-land boundary, it is easy to incorrectly extract the coastline of SAR image by using the region merging method. In order to solve the problem of incorrect segmentation caused by a single scale, an algorithm for coastline segmentation of SAR image based on SLIC super-pixel is proposed. Super-pixel segmentation is used to preprocess the image at first. Then, the improved merging cost based on spectral and texture information (CT-Model) is used to merge, and finally the segmentation results are obtained. The coastline at the sea-land boundary is used for the comparison of segmentation effects. The experimental results show that the improved merging method is more accurate in coastline segmentation than the spectral-histogram method.

Key words: coastline segmentation; SAR image; SLIC super-pixel segmentation; combined information of spectrum and texture; merging cost

0 引言

随着合成孔径雷达技术的不断发展, 其成像精度越来越高。区别于传统的光学成像图片, 合成孔径雷达(SAR)成像时由于回射电磁波的相位差会形成相干斑噪声, 传统的图像分割技术很难直接应用在 SAR 图像的分割中, 尤其是对海岸线的 SAR 图像, 因为海陆交界处的弱边界和随机的聚类乘性噪声所形成的灰度变化很难被传统算法识别, 可能造成大面积的过分割

或欠分割^[1-2], 因此很多算法被提出以解决海岸线检测的问题。

2003 年 REN 和 MALIK^[3]提出了超像素分割的概念, 通过超像素分割选定对应的参数, 根据图像的具体情况把图像分成大量的非规则形态, 由数十个甚至更多像素形成一个超像素, 通过这种预处理, 后期图像处理就减少了逐个像素分割或者合并所需要的时间, 但在精度上早期的超像素有很大误差, 存在模型复杂、分割后的超像素破坏了统一边界^[4-5]的问题; 2012 年 ACHAN-TA^[6]等提出简单线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)超像素分割算法, 该算法在耗时和边缘完整的保持上有很好的表现, 并且其分割后产生的超像素形状比较规则, 对后期的合并有很好的帮助。

区域合并时, 单纯依靠光谱信息进行合并的方法

收稿日期:2018-12-11 修回日期:2019-01-21
基金项目:国家自然科学基金(61601206);江苏省高校自然科学研究项目(17KJB510013)
作者简介:彭超(1993—),男,江苏常州人,硕士生,研究方向为 SAR 图像的海岸线检测。

容易因为相干斑噪声造成误分割,甚至导致大面积的海岸线提取错误,为了解决这一问题,本文提出一种改进的融合区域纹理和光谱信息的多尺度合并策略,该方法能有效降低相干斑噪声对分割效果的影响,有利于解决弱边界的问题,从而确保分割出的海岸线的完整性和精确性。

1 SLIC 预处理

初始化超像素中心:预设总的超像素个数,把中心点平均地设置在图像中。例如,若图像共有 N 个像素,目标分割的超像素数量是 K 个,则分割后的每个超像素大小是 N/K ,相邻种子点的距离(步长)近似为 $S = \sqrt{N/K}$ 。

接着,在中心点的 $x \cdot x$ 范围内重置超像素中心(通常情况下取 $x=3$)。重置过程为:统计出该区域内所有像素点的梯度值,取梯度值最小的像素点为新的超像素中心。由于一般情况下分割边缘会出现更大的梯度,因此这样选择可以避免中心点落在边界上,很好地避免边界的完整性被破坏。中心点重置后为固定大小邻域内的所有像素点分配类标签(让每个像素归类到超像素),SLIC 相比于 K-means,将搜索范围定为 $2S \cdot 2S$,大大减小了计算量。具体如图 1 所示。

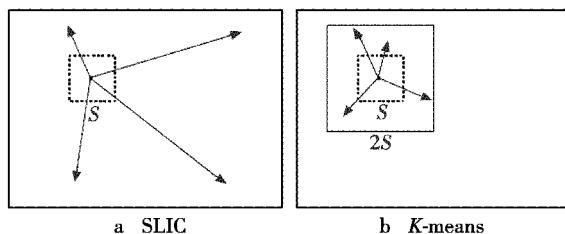


图 1 SLIC 聚类和 K-means 聚类

Fig. 1 SLIC clustering and K-means clustering

距离度量分为颜色距离和空间距离。分别计算区域内每个像素点到中心点的距离,即

$$\begin{cases} d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \\ d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \\ D = \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2} \end{cases} \quad (1)$$

式中: d_c 和 d_s 分别是颜色和空间上的距离,保证了每个像素点和区域的紧密关系; N_s 是类中最大空间距离,定义 $N_s = S = \sqrt{N/K}$,每个超像素聚类都遵循相同标准;最大的颜色距离 N_c 既随图像变化而变化,也会因聚类改变而改变,所以可取一个固定常数 m (通常情况下取 10)代替。最终的距离度量 D 为

$$D = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2} \quad (2)$$

由于每个像素点都会被多个种子点搜索到,所以每个像素点都会有一个与周围种子点的距离,距离最小时,确定该种子点为对应像素的新的超像素中心。

迭代优化:迭代上述步骤直到每个像素点的类标签不再改变,针对不同图像下的实验,结果得到迭代优化次数一般为 10。

迭代优化后可能出现超像素过小等问题,可通过建立标记表,预设所有元素为 -1,按照 Z 型走向,将大小不符合标准和空间上分离的超像素进行再分配,遍历过的像素点设置对应的标签,直到完成对所有像素点的分类。

2 融合图像纹理信息和光谱信息的超像素合并

2.1 传统合并代价评价模型

超像素分割结束后需要对其进行超像素合并,合并效果的关键是制定一个合理的合并准则,一般以区域合并代价 $C_{i,j}$ 或区域相似性^[7-9] 的值作为是否合并的标准,文献[10]提出一种基于区域光谱直方图的 G 统计法来评价合并代价的模型,即

$$C_{i,j} = \frac{N_i \cdot N_j}{N_i + N_j} \cdot G(i,j) \cdot \frac{1}{l^\lambda} \quad (3)$$

式中: N 代表超像素分割后的区域面积; l 是两块相邻区域的公共边长; λ 是形状参数,当 $\lambda=0$ 时, $l^\lambda=1$,表示两区域合并代价不受公共边影响; $G(i,j)$ 为 G 统计法计算的 i 和 j 两个区域的光谱直方图距离,其表示的是两个区域的光谱上的异质度,对比直方图交叉等方法, G 统计法是一种无参数的统计办法,无需预先知道随机变量的分布情况。具体计算方法为

$$G(m,n) = 2 \left\{ \sum_{m,n} \sum_{i=1}^t f_i \lg f_i - \sum_{m,n} \left(\sum_{i=1}^t f_i \right) \lg \left(\sum_{i=1}^t f_i \right) - \sum_{i=1}^t \left(\sum_{m,n} f_i \right) \lg \left(\sum_{m,n} f_i \right) + \left(\sum_{m,n} \sum_{i=1}^t f_i \right) \lg \left(\sum_{m,n} \sum_{i=1}^t f_i \right) \right\} \quad (4)$$

式中: f_i 表示概率密度函数。

2.2 区域纹理特征的描述

局部二进制^[11]是一种广泛用来描述图像区域纹理特征的描述算子,该算子描述简单,主要是利用窗口内中心像素的灰度值作为阈值,邻域内的像素根据这个灰度值分为亮像素和暗像素,再将其与等大小窗口的权重模板进行卷积得到局部纹理结构信息。其算式为

$$L_{LBP_{P,R}} = \sum_{p=0}^{P-1} 2^p s_p \quad (5)$$

$$s_p = s(g_p - g_c) = \begin{cases} 0 & g_p < g_c \\ 1 & g_p \geq g_c \end{cases} \quad (6)$$

式中: g_c 代表窗口中心像素的灰度值; g_p 代表邻域像

素的灰度值; P 代表邻域内总的像素个数; R 代表窗口半径; L_{LBP} 代表的是一种纹理上的结构信息, 纹理的强度信息用局部反差(Local Contrast, LC)来定义, 即

$$L_{LC_{p,k}} = s_1/n_1 - s_2/n_2 \quad (7)$$

式中: s_1 和 n_1 表示暗像素的灰度之和与暗像素的个数; s_2 和 n_2 表示亮像素的灰度之和与个数。结合 LBP 和 LC 来描述区域纹理可以更好地区分不同的区域纹理特征。LBP 和 LC 在 3×3 窗口内的计算方式示意见图 2。

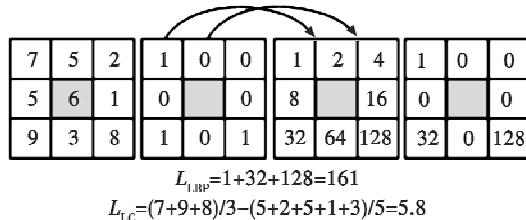


图 2 LBP 和 LC

Fig. 2 LBP and LC

2.3 改进的合并代价模型

传统的利用光谱合并对 SAR 海岸线图像进行分割的方法忽略了很多 SAR 图像的特性, 因此提出一种改进的合并代价模型, 综合考虑了区域光谱和纹理异质度, 该方法可以在一定程度上考虑陆地的纹理, 在合并时由于纹理参数的影响, 可以保证对海岸分割线的分割更贴近海岸线, 模型为

$$C_{i,j} = (w_e G_e + w_r G_r) \cdot \frac{1}{l^k} \cdot \frac{N_i \cdot N_j}{N_i + N_j} \quad (8)$$

式中: w_e 表示光谱 G 统计方式的权重; w_r 代表纹理的 G 统计方式权重。文献[10, 12]提出半自动的加权方法, 其准则是利用区域方差设定一定的阈值, 判断是纹理还是光谱占主导位置, 从而对区域设置对应的权重, 即纹理占主导设置更大纹理权重, 反之光谱的权重更大。这种方法对纹理明显突出的区域有不错的效果, 但纹理比较稀疏细腻的区域容易被判定为光谱主导区域, 同时权重的大小被设置为固定, 不能更好地反映不同区域纹理和光谱的组合效果。因此, 利用文献[13]中提出的一种自动加权的方法进行加权, 即

$$\begin{cases} k = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \max(f_i) \\ w_e = \sqrt{\min(k_1, k_2)} \\ w_r = 1 - w_e \end{cases} \quad (9)$$

式中: k 表示当前光谱直方图概率密度的加权; N 为波段数; $\max(f_i)$ 为灰度概率最大值; k_1 和 k_2 表示两相邻区域的加权值, 因为光谱信息反映了一部分的纹理信息, 所以取根适当放大。

海岸线的具体分割步骤如下所述。

1) 读取原始 SAR 图像, 进行预处理后进行超像素

分割, 得到的所有超像素作为区域合并的初始化区域, 同时计算图像的 LBP 纹理信息。

2) 统计各区域的光谱和纹理信息, 计算所有两两相邻区域之间的整体异质度, 再将所有区域映射到区域邻接图节点^[14]中去。

3) 将相邻区域对应的节点用边缘连接, 计算出的区域之间的合并代价就是这两个节点之间的边缘权重。

4) 利用区域邻接图对边缘权重最小的节点进行合并, 逐步迭代, 合并出陆区域和海区域, 最终得到海岸线。

图 3 为海岸线分割过程图。

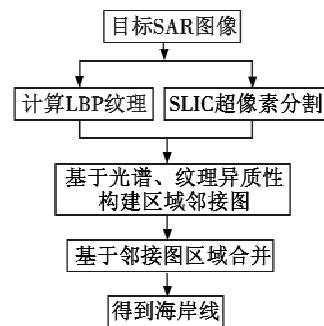


图 3 SAR 图像海岸线分割过程

Fig. 3 Coastline segmentation process of SAR image

3 实验结果

本章中, 用改进前的合并代价光谱直方图(Spectral Histogram, SH)方法和改进后的合并代价分别对海岸线进行分割, 同时, 以人工的方式计算总的海岸线像素, 并利用图像分割的一般评价标准(准确率和回归率)进行分割效果对比, 图 4a 为待检测的目标 SAR 图像, 像素大小为 497×304 , 图 4b、图 4c 分别为分割效果对比。

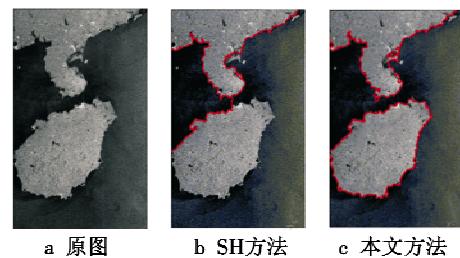


图 4 海岸线分割效果对比

Fig. 4 Results of coastline segmentation

由图 4b 可以明显看出: 由于海面上出现大面积的相干斑噪声的干扰, SH 方法在区域合并上出现了大面积的误合并, 造成无法很好地分割出整体海岸线; 而本文方法通过结合纹理信息和光谱信息的多尺度合并方法较好地降低了相干斑噪声的干扰, 分割出完整的海岸线, 在准确率和回归率上都要好于 SH 方法。

为了进一步分析改进的合并代价模型在 SAR 图像海岸线分割中的效果,对 SAR 图像的局部海岸线进行分割,并对两种模型的仿真效果,图 5 为分割图。

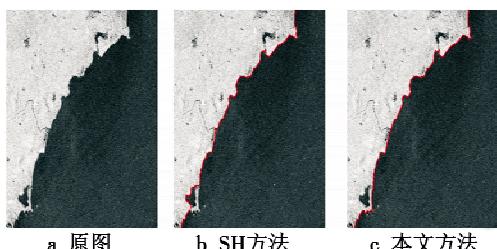


图 5 局部海岸线分割图

Fig. 5 Coastline segmentation of local area

对图 5 的分割结果的左下角进行放大,对比实验效果,如图 6 所示。可以明显看出 SH 方法出现了误合并,而本文的方法更好地分割出了完整的海岸线。

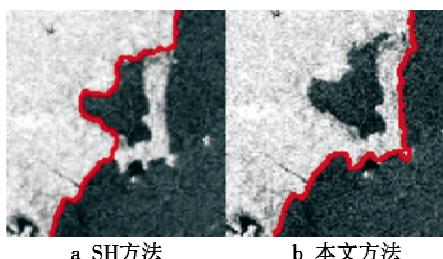


图 6 局部区域放大图

Fig. 6 Enlarged view of local area

表 1 为算法性能比较,被测试海岸线像素的个数为 663。

表 1 算法性能比较

Table 1 Comparison of two methods

海岸线像素	算法	
	SH 方法	本文方法
检测结果	405	692
正确像素	327	608
准确率/%	80.7	87.9
回归率/%	49.3	91.7

由表 1 可看出,对比 SH 方法,本文提出的改进方法在准确率上提高 7% 以上,说明检测出的正确像素占检测出的像素的比例得到提高;回归率提高 40% 以上,检测出的正确像素占真实海岸线像素的比例得到了提高,说明本文方法很好地降低复杂海岸线分割时的误分割问题,一定程度上保证海岸线提取的完整性和精确性。

4 结论

本文提出了一种基于超像素合并的海岸线提取算法,首先对图像进行 SLIC 超像素分割,使得区域合并不是逐个像素地进行,大大缩短了合并迭代的时间;再利用融合了光谱和纹理信息的合并策略进行合并,最终得到海岸线整体。

参考文献

- [1] DUAN Y, LIU F, JIAO L, et al. Adaptive hierarchical multinomial latent model with hybrid kernel function for SAR image semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2018, 56(1):5997-6015.
- [2] 李禹,计科锋,粟毅.合成孔径雷达图像分割技术综述[J].宇航学报,2008,29(2):407-412.
- [3] REN X F, MALIK J. Learning a classification model for segmentation[C]//International Conference on Computer Vision, IEEE, 2003:10-17.
- [4] ZHANG Y, LI X, GAO X, et al. A simple algorithm of superpixel segmentation with boundary constraint [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(7):1502-1514.
- [5] 宋熙煜,周利莉,李中国,等.图像分割中的超像素方法研究综述[J].中国图象图形学报,2015,20(5):599-608.
- [6] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11):2274-2282.
- [7] 汪成,陈文兵.基于 SLIC 超像素分割显著区域检测方法的研究[J].南京邮电大学学报:自然科学版,2016,36(1):89-93.
- [8] 黄应清,梁新彬,谢志宏,等.基于特征显著值归一化与位置加权的 FT 算法[J].兵器装备工程学报,2016,37(6):124-128.
- [9] QIN F, GUO J, LANC F. Superpixel segmentation for polarimetric SAR imagery using local iterative clustering [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2017, 12(1):13-17.
- [10] WANG A P, WANG S G, LUCIEER A. Segmentation of multispectral high-resolution satellite imagery based on integrated feature distributions[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(6):1471-1483.
- [11] OJALA T, PIETIKAINEN M. Unsupervised texture segmentation using feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1997, 32(3):477-486.
- [12] HU X, TAO C V, PRENZEL B. Automatic segmentation of high-resolution satellite imagery by integrating texture, intensity, and color features[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2015, 71(12):1399-1406.
- [13] 巫兆聪,胡忠文,张谦,等.结合光谱、纹理与形状结构信息的遥感影像分割方法[J].测绘学报,2013,42(1):44-50.
- [14] 谭玉敏,槐建柱,唐中实.基于邻接图的面向对象遥感图像分割算法[J].大连海事大学学报,2009,35(2):81-83.