

种子点自适应调整策略下的SAR影像超像素分割

赵腾^{1,2,3}, 杜小平^{1,2}, 严珍珍^{1,2}, 朱俊杰^{1,2}, 徐琛^{1,2}, 范湘涛^{1,2}

1. 中国科学院空天信息创新研究院数字地球重点实验室, 北京 100094;

2. 可持续发展大数据国际研究中心, 北京 100094;

3. 中国科学院大学, 北京 100049

摘要: SAR影像超像素分割是将SAR影像中相似像素按照度量准则聚合为超像素的过程。超像素能一定程度体现图像的语义特征, 可有效降低后续图像理解的难度, 已成为影像分类、变化检测等算法重要的预处理步骤。然而, 现有的SAR影像超像素分割算法多基于局部聚类方法实现, 这类方法存在超像素种子点个数预定义、缺乏影像细节自适应性和多次迭代导致的耗时过多等不足。针对上述问题, 本文提出了基于邻域特性的单次迭代超像素自适应分割算法ASSA, 该算法基于高斯混合模型种子点自适应调整策略, 实现了超像素个数自适应确定, 并确保超像素内部同质性; 利用优先级队列和邻域特性, 实现了单次迭代下的超像素分割; 同时, ASSA算法使用高斯核函数和后处理2种策略进行了SAR影像噪声抑制。本文从可视化效果、定量指标和运行时间3方面对提出的算法的有效性和高效性进行了评估。结果表明, 相比于其他超像素分割算法, ASSA算法能够基于影像特性实现自适应超像素分割, 提高分割效率的同时生成的超像素边界贴合度和内部同质性都较高。其中, 边界召回率较SLIC和ESOM分别提高11.3%和15.9%, 修正的欠分割错误率较SLIC和ESOM分别降低33.3%和29.4%。

关键词: SAR, 超像素分割, 优先级队列, 种子点自适应调整策略, 高斯混合模型

中图分类号: P237/P2

引用格式: 赵腾, 杜小平, 严珍珍, 朱俊杰, 徐琛, 范湘涛. 2025. 种子点自适应调整策略下的SAR影像超像素分割. 遥感学报, 29(1): 290-299

Zhao T, Du X P, Yan Z Z, Zhu J J, Xu C and Fan X T. 2025. Adaptive superpixel segmentation of SAR images using an adaptive adjustment strategy for seeds. National Remote Sensing Bulletin, 29(1): 290-299 [DOI: 10.11834/jrs.20233183]

1 引言

合成孔径雷达SAR (Synthetic Aperture Radar) 具有全天时、全天候成像优势, 且具有一定地表穿透能力, 广泛应用于灾害监测、海洋环境、地形测绘、目标提取等领域 (吴樊等, 2021; 李宗凌等, 2021), SAR影像解译成为遥感领域研究热点之一。

SAR影像中的超像素对象是由一组具有相似特征的像素点集组成的局部同质区域。SAR超像素分割就是将SAR影像中的相似像素按照度量准则聚合为超像素的过程, 已在影像分类、目标识别

和变化检测中得到了广泛应用 (Wang等, 2022; Xiang等, 2013, 2017)。

相比于传统的基于像素点的SAR影像研究, 基于超像素的SAR影像应用研究具有以下优势: 降低处理对象规模和后续处理的计算复杂度, 提高应用效率 (Achanta等, 2012); 降低SAR影像的噪声干扰, 提高数据质量 (Xiang等, 2013); 一定程度上保留影像的边缘特征, 可应用于深度学习后处理阶段; 符合图卷积网络的输入形式, 如Liu等 (2021) 提出了一种结合像素级—超像素级的卷积和图卷积网络模型用于SAR影像分类。超像素分割技术与SAR影像结合在船舶监测、水

收稿日期: 2023-06-06; 预印本: 2023-09-28

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 41974108); 广西创新驱动发展专项资金 (编号: 桂科AA20302022); 国家重点研发计划 (编号: 2022YFC3800700); 中国科学院A类战略性先导科技专项 (编号: XDA19080101, XDA19080103)

第一作者简介: 赵腾, 研究方向为SAR影像洪灾分析。E-mail: zhaoteng22@mails.ucas.ac.cn

通信作者简介: 杜小平, 研究方向为地球大数据、数字地球。E-mail: duxp@aircas.ac.cn

体提取、变化监测等方面已有了广泛应用 (Li 等, 2022; Pappas 等, 2021; 张建龙和王斌, 2017)。近年来, SAR 影像数据日益增多, 在大数据背景下, 提出一种有效、自动化的 SAR 影像超像素分割方法具有重要意义。

目前, 已有研究提出了许多 SAR 影像超像素分割算法 (Achanta 等, 2012; Achanta 和 Susstrunk, 2017)。简单线性迭代聚类 SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) 原本是光学影像中的典型分割算法, 主要由初始化种子点、局部聚类和后处理组成。由于 SLIC 算法的简单、有效等优势, 许多基于 SLIC 框架的 SAR 影像超像素分割算法提出。Qin 等 (2015) 对 SLIC 算法在强度距离和后处理阶段进行了改进: 使用修正的 Wishart 距离代替欧式距离, 并定义超像素间的相异性度量以决定超像素的合并操作。该算法生成的超像素边界贴合度较高, 但计算效率较低。Xiang 等 (2013) 提出了一种基于影像像素强度和位置相似性度量的超像素分割算法 PILS, 其基本思想是使用强度比距离代替传统的欧氏距离, 以缓解 SAR 影像的噪声问题。在海洋 SAR 影像船舶目标监测方面, Wang 等 (2021) 提出了一种基于 fisher 向量的自适应超像素分割算法 FVASS, 其基本思想是将 fisher 向量的多阶特征嵌入到 SLIC 的局部 k-means 聚类阶段, 通过最小化超像素内方差的总和实现了特征间权重的自适应调整。另一方面, Wang 等 (2022) 提出了一种基于密度的超像素分割算法 DSLIC, 其基本思想是通过密度特征筛选掉海杂波背景, 减少内存消耗, 距离度量中引入稀疏邻近度, 增强超像素的紧凑性。尽管上述 SLIC 算法的变体考虑到了 SAR 影像的相关特性, 但 SLIC 算法本身存在以下局限性: (1) 初始化种子点时, 超像素数量需预定义。因此, 批量处理时算法缺乏影像细节的局部与全局自适应性, 即面临重要局部细节丢失的同时全局同质区域产生大量超像素的问题; (2) SLIC 算法本质上是局部聚类, 超像素质心需要多次迭代才能收敛。

针对上述现有算法存在的问题, 本文提出一种基于邻域特性和种子点自适应调整策略的单次迭代超像素自适应分割算法 ASSA (Adaptive Superpixel Segmentation Algorithm)。该算法能够根据不同影像的高斯混合模型自适应构建同质性判别公式, 进而基于种子点自适应调整策略实现超

像素的自适应分割。同时, 该算法利用优先级队列和邻域特性实现了单次迭代超像素分割。为了验证该方法的有效性, 本文使用了 Sentinel-1 卫星数据进行超像素分割实验。最后, 从可视化效果、定量精度和运行时间 3 方面对算法进行了评估分析。

2 超像素自适应分割算法—ASSA

2.1 边缘感知下的距离度量

对于 SAR 影像, 为了产生边界贴合度高的超像素, ASSA 算法定义了边缘感知下的距离度量, 同时考虑了强度特征、空间特征和边缘特征。

SAR 影像中地物分类的主要依据是后向散射强度特征, 如船舶在 SAR 影像上表现为明亮, 而水体表现为暗黑。为了产生具有局部同质性的超像素, ASSA 算法将强度距离加入到距离度量中。令 I_i 代表 SAR 影像中第 i 个像素点的强度值, IM_j 代表第 j 个超像素的强度均值, 注意初始第 j 个超像素的强度均值为种子点的强度值。强度距离 $d_1(i, j)$ 公式如下:

$$d_1(i, j) = \|IM_j - G(I_i)\|_2^2 \quad (1)$$

式中, I_i 代表 SAR 影像中第 i 个像素点的强度值, IM_j 代表第 j 个超像素的强度均值, 注意初始第 j 个超像素的强度均值为种子点的强度值, $G(\cdot)$ 代表标准的高斯核函数, 用于平滑待标记像素点的后向散射强度, 尽可能减少噪声影响。

SAR 影像中像素点间的空间信息在超像素分割过程中有利于生成局部的同质区域 (Xiao 等, 2018), 因此 ASSA 算法将空间距离加入到距离度量中。令 s_j 和 p_i 分别代表第 j 个超像素质心和第 i 个待标记像素点的空间坐标, 注意初始第 j 个超像素的质心为种子点的空间坐标。则空间距离 $d_2(i, j)$ 公式如下:

$$d_2(i, j) = \|p_i - s_j\|_2^2 \quad (2)$$

SAR 影像中的边缘特征可以使生成的超像素很好地附着在边界上 (Jing 等, 2021), 因此将其加入 ASSA 算法距离度量中。其中 SAR 影像中的边缘特征通过改进的 Canny 算法提取。主要流程为: 首先通过非局部均值滤波对经过对数化的 SAR 影像进行去噪; 然后通过 Sobel 算子获得影像中像素点的梯度值和方向; 接下来进行非极大值抑制, 即细化边缘, 使边缘更加清晰; 最后使用双阈值

策略获取二值化下的边缘特征图 d_3 。

为了综合考虑空间距离、强度距离和边缘信息, $d_{i,j}$ 代表第 i 个待标记像素点与第 j 个超像素之间的边缘感知下的距离。计算公式如下:

$$d_{i,j} = \sqrt{d_1(i,j) + \alpha \cdot d_2(i,j) + \beta \cdot d_3(p_i)} \quad (3)$$

式中, α 为手工定义的紧凑度调节因子, 当 α 偏大时, 该算法产生的超像素紧凑度越好, β 为边缘信息权重因子, 当 β 偏大时, 该算法易产生边缘贴合度较高的超像素。

2.2 基于高斯混合模型的种子点自适应调整策略

高斯混合模型 GMM (Gaussian Mixture Model) 是常用于影像处理的统计模型, 可用于建模数据的类别分布 (Celik 和 Tjahjadi, 2012)。该模型假设影像中的每个数据点都来自于多个高斯分布之一, 每个高斯分布都对应着一个潜在的“隐类别”。GMM 可以完全由其参数集来表示: $\Lambda \triangleq \{\omega_m, \mu_m, \sigma_m, m = 1, 2, \dots, M\}$, 其中 $\omega_m, \mu_m, \sigma_m$ 分别代表第 m 个高斯分布的权重、均值和标准差; M 代表高斯分布的个数。GMM 的参数集 Λ 可通过最大化对数似然函数来求解 (Moon, 1996)。

超像素分割的目标之一是使生成的超像素内部尽可能同质, 属于同一地物。借鉴 GMM 思想, 即超像素分割生成的超像素应符合影像中某一类别的高斯分布。根据高斯分布的统计特性和影像的强度特征, 我们定义了同质性公式判别待标记像素点与超像素间的同质性:

$$|G(I_i) - \text{IM}_j| < 2 \cdot \min(\sigma_m, m = 1, 2, \dots, M) \quad (4)$$

式中, $|\cdot|$ 代表绝对值, $\min(\cdot)$ 代表取 GMM 所有高斯分布中标准差的最小值。基于同质性公式, 我们设计了种子点自适应调整策略: 当第 i 个待标记像素点与第 j 个超像素不满足同质性公式时生成新的种子点; 反之, 基于第 i 个待标记像素点, 调整第 j 个超像素的强度均值和质心。

通过基于高斯混合模型的种子点自适应调整策略, 本研究实现了 SAR 影像超像素的自适应分割, 并确保了超像素内部的同质性。

2.3 ASSA 算法分割流程

针对现有 SAR 影像超像素分割算法的不足, 受 Achanta 和 Susstrunk (2017) 在光学图像中使用优先级队列遍历生成超像素的启发, 本文设计了

单次迭代下基于邻域特性和种子点自适应调整策略的超像素自适应分割算法—ASSA。算法的整体流程可以分为初始化、基于邻域特性的优先级队列遍历和后处理 3 个阶段, 如图 1 所示。ASSA 算法中涉及到的超参数有 5 个, 即最少超像素个数 N , 高斯混合模型中的高斯分布个数 M , 超像素内最少像素数 NT , 调节因子 α 和 β ; 这 5 个参数根据超像素的应用场景都可以默认固定, 因此实现了自动化超像素分割。

首先在初始化阶段, 定义了 SAR 影像对应的超像素分割结果图 L , 其中 $L[p_i]$ 表示第 i 个像素点所属的超像素标签, 初始赋值为 -1 表示未分割的像素点; 同时定义了距离图 D , 其中 $D[p_i]$ 表示第 i 个像素点与其邻域超像素质心间的最小距离, 初始赋值为 inf (无穷大); 通过规则步长 $\sqrt{N_{\text{all}}/N}$ 采样初始化种子点 $C(j) = \{s_j, \text{IM}_j, N_j\}_{j=1}^N$, 其中 N_{all} 代表 SAR 影像中的像素总数, N_j 代表第 j 个超像素中的像素总数; 将 N 个种子点的初始属性集 $E(j) = \{s_j, \text{IM}_j, d = 0, j\}_{j=1}^N$ 入优先级队列 PQ (Priority Queue), 其中 d 代表像素点与超像素质心间的距离, 将其用于定义 PQ 弹出元素的优先级, d 越小, 优先级越高, 种子点处的 d 设置为 0; 使用上述优化的 Canny 算法初始化边缘特征图 d_3 , 其中 d_3 是 0、1 的二值图; 初始化高斯混合模型的参数集 Λ , 进而获取最小标准差用于后续的同质性判别。

在基于邻域特性的优先级队列遍历阶段, 主要过程为

(1) PQ 按照优先级弹出元素 $e_k = \{p_k, I_k, d, j\}$, 当 $L[p_k]$ 为 -1 时, 进行超像素分割 $L[p_k] = j$ 和第 j 个超像素的质心更新和强度均值更新, 见式 (5)、式 (6)。

$$(s_j, \text{IM}_j) = \frac{(s_j, \text{IM}_j) \cdot \text{Num}_j + (p_k, I_k)}{\text{Num}_j + 1} \quad (5)$$

$$\text{Num}_j = \text{Num}_j + 1 \quad (6)$$

(2) 遍历 (p_k) 的四邻域像素 i , 当 $L[p_i]$ 为 -1 时, 计算式 (4), 当为 False 时, 超像素个数 $N = N+1$, 生成新的种子点 $e_N = \{p_i, I_i, d = 0, N\}$ 入优先级队列 PQ; 否则计算像素 i 与超像素 j 的边缘感知下的距离 $d_{i,j}$, 然后, 创建元素 $e_i = \{p_i, I_i, d_{i,j}, j\}$ 入优先级队列 PQ。

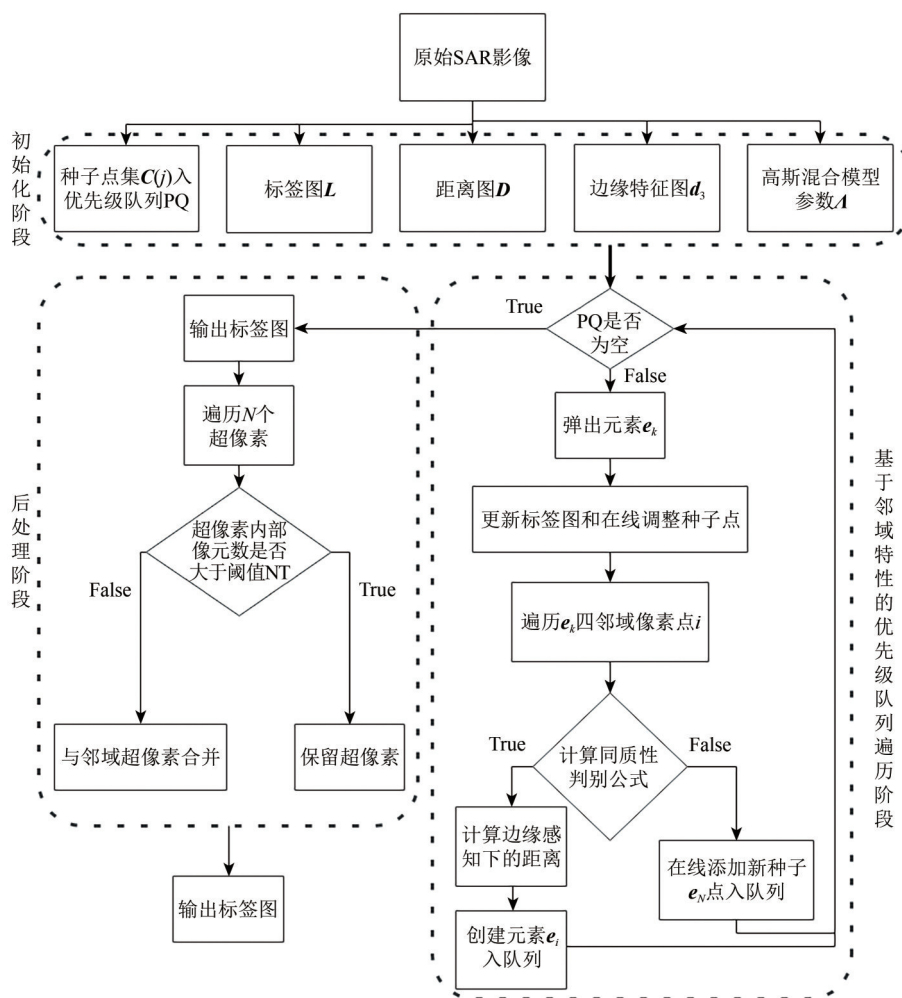


图1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flowchart

(3) 重复步骤 (1) 和 (2), 直至 PQ 为空时。在后处理阶段, 主要是消除 SAR 影像噪声造成的孤立超像素。由于算法中采用了邻域特性, 该算法生成的超像素具有内部连通性。因此, 后处理阶段只需遍历 N 个超像素, 将内部像素数少于 NT 的超像素与其相邻的超像素合并。

算法的整体实现是简单且易于理解的。从上述流程中可以得知, ASSA 算法在超像素分割方面具有 3 个优势: (1) 单次迭代, 节省了计算成本; (2) 通过基于高斯混合模型种子点自适应调整策略, 在 SAR 影像中实现了全局与局部细节的自适应超像素分割; (3) 通用参数, 实现了 SAR 影像自动化超像素分割。

3 验证实验

为了验证本文提出算法的有效性和高效性, 本文从可视化效果、评价指标和运行时间 3 方面将

本文提出的算法和经典算法 SLIC (Achanta 等, 2012)、ESOM (Jing 等, 2021) 进行实验对比, 并进一步分析本文算法中参数一高斯分布个数 M 和最少超像素个数 N 对 ASSA 算法的影响。为了证明本文算法中种子点自适应调整策略的有效性, 本文将其与两种常用的种子点策略进行了对比实验: 策略 1 是根据原始规则间隔分区重新分配种子点 (Qin 等, 2015); 策略 2 是提出一种基于梯度的再分配种子点算法 (Yin 等, 2022)。上述算法涉及到的边缘特征均采用优化的 Canny 算法。

3.1 数据集及评估指标

为了研究超像素分割算法的性能, 我们选取了 9 幅 512×512 大小的由 VV 和 VH2 个极化波段组成的 Sentinel-1 GRD 影像。9 幅影像均包含不同占比下的水体, 如河流、湖泊等地物, 这些图像适合验证提出算法超像素分割的自适应能力。为了

更好地显示水体的特征, 本研究计算了水体指数 SDWI (Sentinel-1 Dual Water Index), 并将 (VV, VH, SDWI) 3 个波段进行假彩色合成。图 2 展示了其中一幅 SAR 假彩色合成影像。本研究还制作了 9 幅影像对应的地物分类标签用于定量评估。



图2 SAR假彩色合成影像
Fig. 2 False-color composition of SAR image

为了定量评价超像素分割方法的效果, 选择了边界召回率 BR (Boundary Recall) 和修正的欠分割错误率 CUSE (Corrected Under-Segmentation Error) 作为评价指标。边界召回率指落在地物边缘 ϵ (ϵ 一般取 2) 范围内的超像素边界像素点总数占地物边界总像素点的比值, 其衡量了超像素的边界与影像中地物边界的贴合程度。具体计算公式如下:

$$BR = \frac{\sum_{i=1}^N \mathbb{1}_{j \in \mathcal{N}(i, \epsilon)} (B^c[i] \times B^s[j])}{\sum_{i=1}^N (B^c[i])} \quad (7)$$

式中, i 和 j 分别代表坐标; B^c 和 B^s 分别代表标签和超像素的边界二值图, 当像元为边缘时, 其值为 1, 否则为 0; N 代表标签地物中边缘像元总数; $\mathbb{1}$ 函数代表标签地物边缘的 ϵ 邻域内存在超像素边缘, 则返回 1, 否则为 0。

修正的欠分割错误率 CUSE 指位于相同位置下的超像素与真实地物之间的重叠误差, 衡量了超像素内部的同质程度。

$$CUSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K (G^{\max}(S_k) \cup S_k - G^{\max}(S_k)) \quad (8)$$

式中, N 、 K 分别代表影像像元总数和超像素总

数; S_k 代表第 k 个超像素; $G^{\max}(S_k)$ 代表地物标签中与超像素重叠程度最大的类别所占的像元总数。

3.2 算法对比实验

SLIC 和 ESOM 算法中的超像素个数都设为 300, 其他参数按照实验中的最优值设置。本文算法具体参数设置如下: 最少超像素个数 N 为 125, 高斯分布个数 M 为 3, 超像素内最少像元数 NT 为 20 和调节因子 α 和 β 分别为 0.1 和 40。

图 3 为不同算法的超像素分割的可视化结果。从图中可见: SLIC 和 ESOM 算法生成的许多超像素内部强度不均匀, 即包含了不同类型的地物; 本文算法 ASSA 由于采用了种子点自适应调整策略, 实现了全局和局部的自适应分割, 生成的超像素内部地物一致, 且具有很好的边界贴合性, 更好的保留了点目标、具有线性特征的区域和不规则形状的小区域等影像细节。

根据图 4 (a) 和 (b) 的不同算法定量比较结果可知, ASSA 算法在边界召回率和修正的欠分割错误率方面表现出色。同时也注意到, 算法在不同影像中的精度有所差异, 这是由于每幅影像中的地物区分度不同导致的。ASSA 算法本质上是依据影像中的强度特征进行超像素分割, 因此当影像中地物间的区分度较低时, 同质性判别准则易将不同地物识别为同一类, 导致后续的分割精度不佳。由图 4 中 (a) 和 (b) 得知 SLIC、ESOM 及 ASSA 在 9 幅影像的平均边界召回率和修正的欠分割错误率分别为 (0.761、0.036)、(0.731、0.034) 和 (0.847、0.024)。具体来说, ASSA 平均边界召回率较 SLIC 和 ESOM 分别提高 11.3% 和 15.9%, 修正的欠分割错误率较 SLIC 和 ESOM 分别降低 33.3% 和 29.4%。这一结果进一步证明了本文所提出的 ASSA 算法的有效性和自适应性。ASSA 算法能够更准确地捕捉影像中的全局与局部下的细节信息, 产生更为精确的超像素。

为验证本文算法的高效性, 进行了超像素分割效率实验。本研究将运行时间定义为处理 9 幅影像所需的平均时间。SLIC、ESOM 和 ASSA 运行时间分别为 263.6 s、30.8 s 和 7.9 s。因此与 SLIC 和 ESOM 相比, ASSA 算法具有较明显的性能优势。本研究算法采用优先队列实现单次迭代, 同时基于高斯混合模型的种子点自适应调整策略实现了全局和局部的自适应分割, 既满足了超像素内部的同质性需求, 又提高了分割效率。

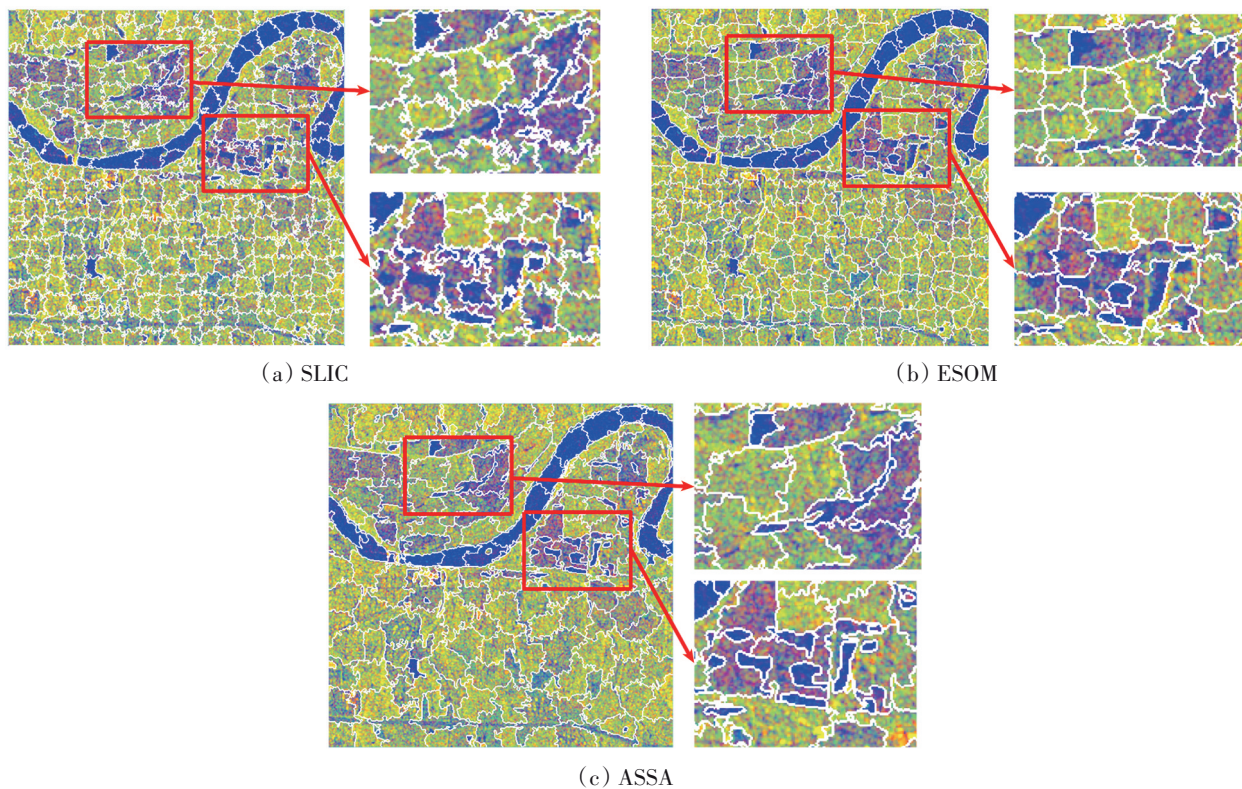


图3 SLIC、ESOM与本文所提方法 ASSA 的 SAR 影像的超像素分割比较

Fig. 3 Comparison of the superpixel segmentation of SAR images by SLIC , ESOM and the proposed method

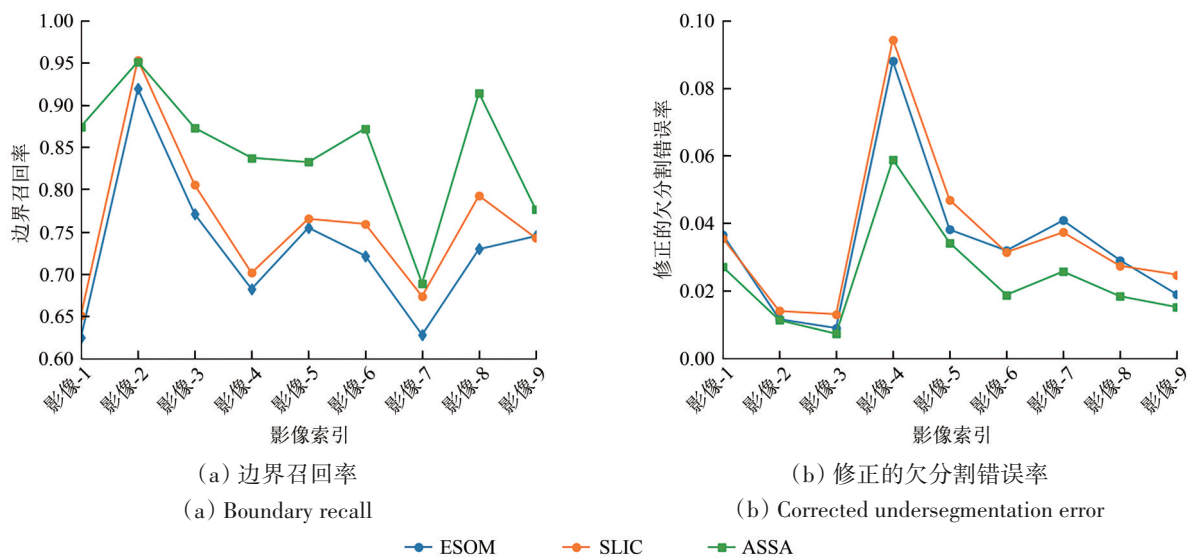


图4 SLIC、ESOM与本文所提方法 ASSA 边界召回率与修正的欠分割误差率的比较

Fig. 4 Comparison of boundary recall and corrected undersegmentation error rate under SLIC , ESOM and the proposed method

3.3 超参数实验

超参数一不同的高斯分布个数 M (例如 1、2、3、4) 和不同的最少超像素个数 N (例如 4、50、125) 对 ASSA 算法的影响结果分别见图 5 和图 6。由图 5 (a)–(c) 可见高斯混合模型中的高斯分布个数 M 会影响超像素分割精度。其中, 较低的高

斯分布个数 M 会使算法在局部自适应分割方面表现欠佳, 即边界召回率低和欠分割错误率高; 相反, 当 M 较大时, 会产生大量的超像素, 不利于后续的研究。因此实际分割中需根据 SAR 影像地物分布特性, 灵活设置 M 。

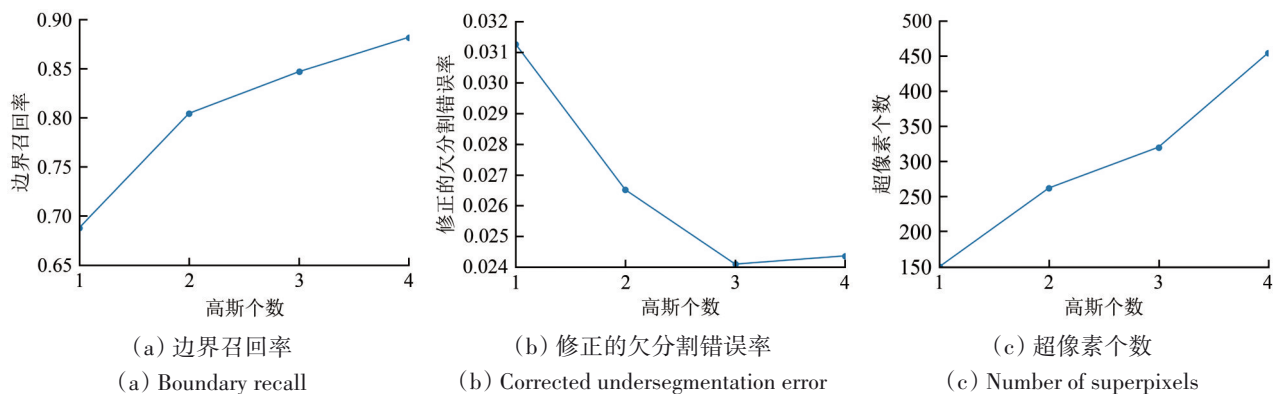


图5 不同高斯分布个数下的边界召回率、修正的欠分割错误率和超像素个数比较

Fig. 5 Comparison of boundary recall, corrected under-segmentation error rate and number of superpixels under different numbers of Gaussian distributions

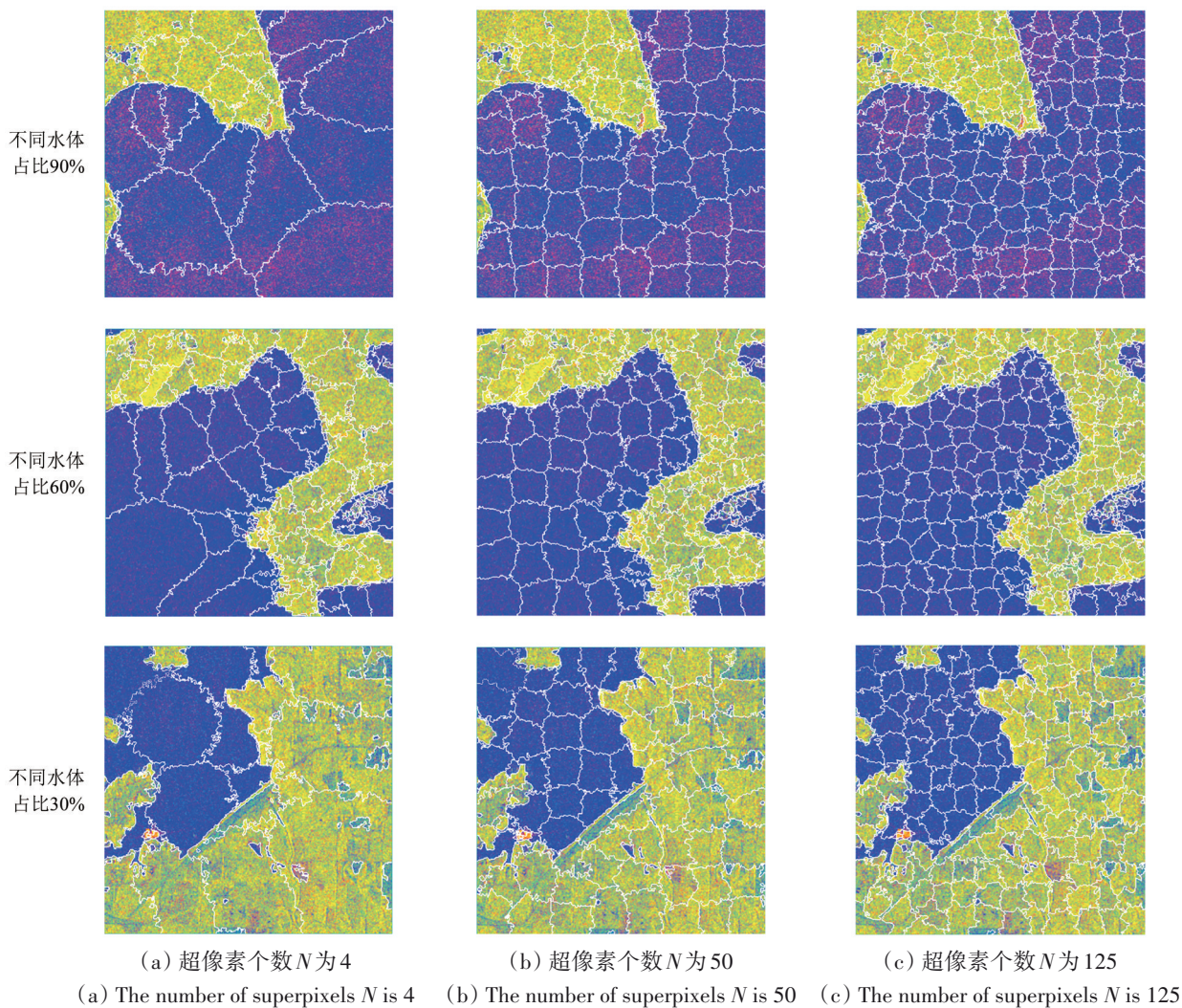


图6 不同最少超像素个数(N)下分割结果图

Fig. 6 Image results of segmentation under different minimum numbers of superpixels

由图6中可见：当超像素个数 N 偏大时，超像素分布形状较规则，见图6(c)；反之偏小时，超像素形状不一，见图6(a)。实际上，最小超像素个数 N 本质上用于控制影像中超像素间的紧凑度，

从而影响超像素分布的整体形状。但是，无论 N 取何值，算法中的高斯混合模型种子点自适应调整策略可以使产生的超像素在边界贴合度方面都表现较好。综上，在实际应用中，需要根据具体

场景灵活设置这些参数, 以实现超像素内部同质性、紧凑度与超像素数量的平衡。

3.4 种子点调整策略对比实验

不同种子点初始化策略下的定量精度和局部效果图的对比结果分别见图7和8。可见, 前两种

策略下产生的超像素在全局分割方面表现较好, 但局部细节方面的超像素存在混合现象, 这是因为这两种策略下产生的种子点可能位于区域的边缘, 因此在后续的聚类中, 类中心可能会在相邻地物之间振荡, 这将导致算法缺乏对复杂区域的适应性。

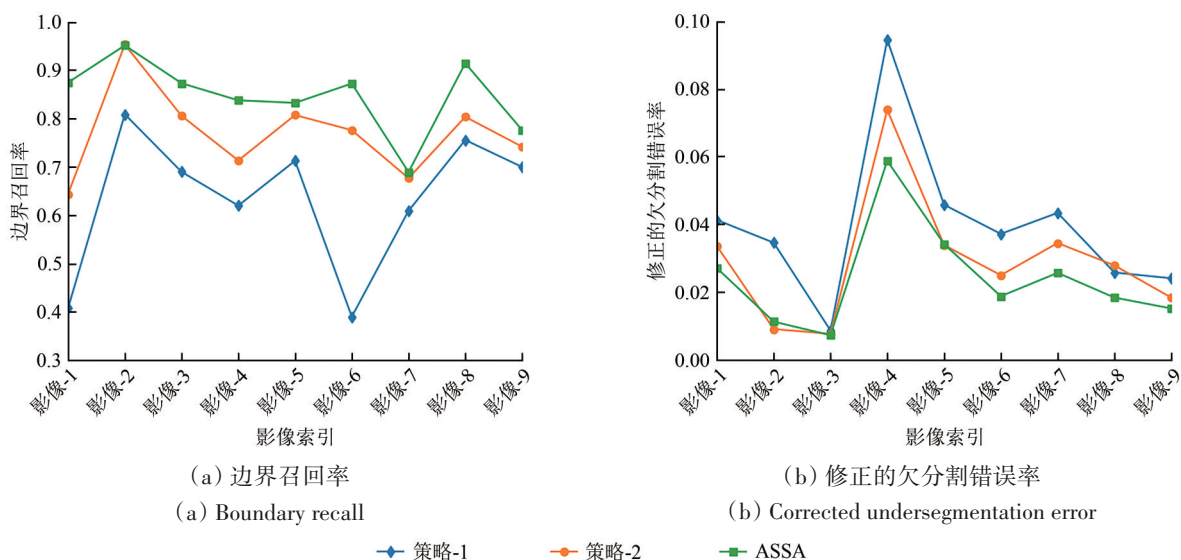


图7 不同种子点调整策略下的边界召回率和修正的欠分割错误率比较

Fig. 7 Comparison of boundary recall and corrected undersegmentation error of different seed point strategies

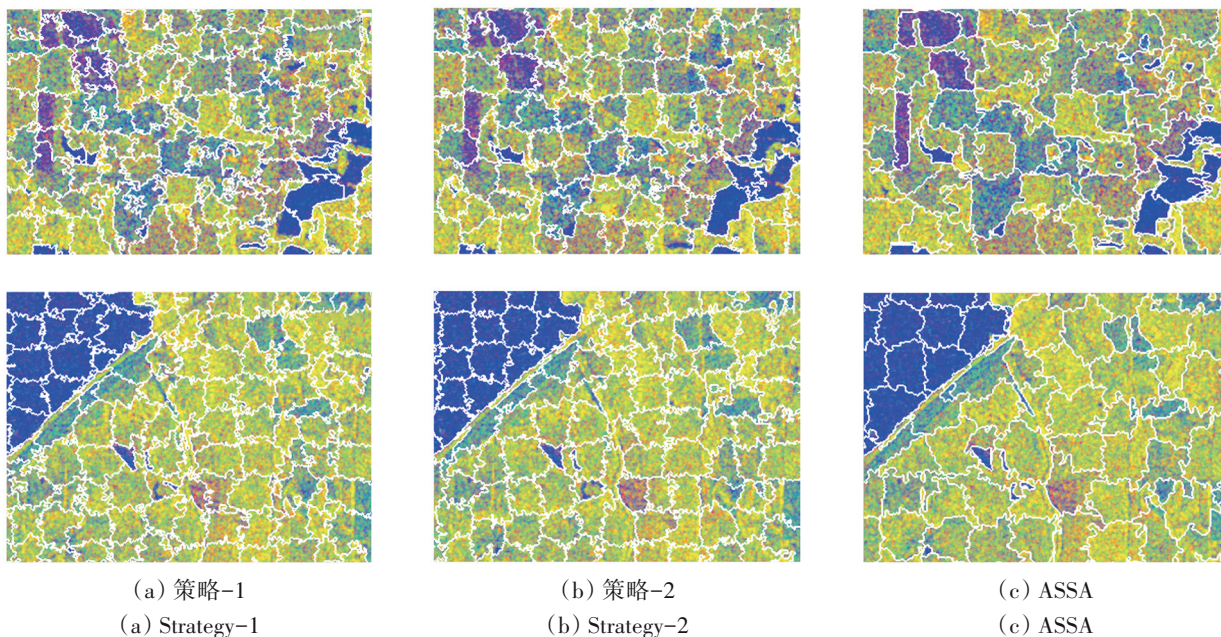


图8 不同种子点调整策略下局部效果图

Fig. 8 Local magnification images under different seed point strategies

相比之下, 本文提出的种子点自适应调整策略, 可以基于同质性公式调整或生成种子点, 这有利于实现全局与局部超像素的自适应分割, 产

生边界贴合度高、内部同质性强的超像素。因此, 本文所提出的种子点自适应调整策略能够更好地适应影像的复杂性, 产生更为准确的分割结果。

3.5 噪声抑制策略对比实验

SAR影像中的噪声会严重影响超像素分割结果，主要表现为产生大量的稀疏超像素，即超像素内部仅包含几个噪声点。本节中，我们进行了不同噪声抑制策略组合下的对比实验，如表1所示。

表1 不同噪声抑制策略下平均超像素个数比较

Table 1 Comparison of average number of superpixels of different strategies for noise suppression

噪声抑制策略	平均超像素个数
未进行	6133
滤波	1631
后处理	1213
滤波+后处理	324

从表1中可知，当未进行任何噪声处理时，ASSA算法会产生大量由噪声点组成的超像素，不利于后续的应用。当滤波与后处理两种策略相结合时，噪声抑制效果达到最优，超像素个数最少，最大限度地消除了噪声点对后续处理的影响。

4 结 论

针对现有SAR影像超像素分割算法存在缺乏自适应性、超像素个数固定等问题，本文提出了一种单次迭代下基于邻域特性和种子点自适应调整策略的超像素自适应分割算法ASSA，实验结果表明：该算法在提高分割效率的同时，全局与局部自适应分割方面表现良好。此外，通过实验进一步证明了种子点自适应调整策略具有很好的鲁棒性。

研究发现，采用滤波和后处理两种策略，可有效抑制SAR影像的噪声干扰；通过基于高斯混合模型的种子点自适应调整策略可以实现SAR影像在全局和局部层面的超像素自适应分割；基于优先级队列和邻域特性可以实现单次迭代下的超像素分割；参数设置方面使用较大的最少超像素个数 N 和高斯分布个数 M 可有效提高超像素内部同质性与紧凑度，但会存在大量冗余的超像素，需依据具体应用场景权衡设置。

本文算法生成的超像素分割图像，可以广泛应用于分类与目标检测等遥感图像处理任务，在大幅减少计算规模的同时，可显式利用相邻地物间的语义联系，以提高分类或者目标检测的性能和精度。我们将进一步探索算法在这些应用场景中的适用性和改进策略。

参考文献(References)

- Achanta R, Shaji A, Smith K, Lucchi A, Fua P and Süsstrunk S. 2012. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(11): 2274-2282 [DOI: 10.1109/TPAMI.2012.120]
- Achanta R and Süsstrunk S. 2017. Superpixels and polygons using simple non-iterative clustering//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Honolulu: IEEE: 4895-4904 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.520]
- Celik T and Tjahjadi T. 2012. Automatic image equalization and contrast enhancement using Gaussian mixture modeling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(1): 145-156 [DOI: 10.1109/TIP.2011.2162419]
- Jing W B, Jin T and Xiang D L. 2021. Edge-aware superpixel generation for SAR imagery with one iteration merging. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 18(9): 1600-1604 [DOI: 10.1109/LGRS.2020.3005973]
- Li M D, Cui X C and Chen S W. 2022. Adaptive superpixel-level CFAR detector for SAR inshore dense ship detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19: 4010405 [DOI: 10.1109/LGRS.2021.3059253]
- Liu Q C, Xiao L, Yang J X and Wei Z H. 2021. CNN-enhanced graph convolutional network with pixel- and superpixel-level feature fusion for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(10): 8657-8671 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3037361]
- Moon T K. 1996. The expectation-maximization algorithm. *IEEE Signal Processing Magazine*, 13(6): 47-60 [DOI: 10.1109/79.543975]
- Pappas O A, Anantrasirichai N, Achim A M and Adams B A. 2021. River planform extraction from high-resolution SAR images via generalized gamma distribution superpixel classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(5): 3942-3955 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3011209]
- Qin F C, Guo J M and Lang F K. 2015. Superpixel segmentation for polarimetric SAR imagery using local iterative clustering. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(1): 13-17 [DOI: 10.1109/LGRS.2014.2322960]
- Wang X Q, He Y, Li G and Plaza A. 2021. Adaptive superpixel segmentation of marine SAR images by aggregating fisher vectors. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 2058-2069 [DOI: 10.1109/jstars.2021.3051301]
- Wang X Q, Li G, Plaza A and He Y. 2022. Revisiting SLIC: fast superpixel segmentation of marine SAR images using density features. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5221818 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3142068]
- Wu F, Li J J, Zhang B, Wang C, Zhang H, Chen F L, Li L and Xu L. 2021. Inundation monitoring of immovable cultural relics with time-series SAR images. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(12): 2431-2440 (吴樊, 李娟娟, 张波, 王超, 张红, 陈富龙, 李璐, 许

- 璐. 2021. 时间序列 SAR 图像不可移动文物水域淹没监测. 遥感学报, 25(12): 2431-2440 [DOI: 10.11834/jrs.20211146]
- Xiang D L, Tang T, Zhao L J and Su Y. 2013. Superpixel generating algorithm based on pixel intensity and location similarity for SAR image classification. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 10(6): 1414-1418 [DOI: 10.1109/LGRS.2013.2259214]
- Xiang D L, Wang W, Tang T and Su Y. 2017. Multiple-component polarimetric decomposition with new volume scattering models for PolSAR urban areas. IET Radar, Sonar and Navigation, 11(3): 410-419 [DOI: 10.1049/IET-RSN.2016.0105]
- Xiao X L, Zhou Y C and Gong Y J. 2018. Content-adaptive superpixel segmentation. IEEE Transactions on Image Processing, 27(6): 2883-2896 [DOI: 10.1109/TIP.2018.2810541]
- Yin J J, Wang T, Du Y L, Liu X Y, Zhou L J and Yang J. 2022. SLIC superpixel segmentation for polarimetric SAR images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60: 1-17 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3047126]
- Zhang J L and Wang B. 2017. SAR image change detection method of DSSRM based on cascade segmentation. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 21(4): 614-621. (张建龙, 王斌. 2017. DSSRM 级联分割的 SAR 图像变化检测. 遥感学报, 21(4): 614-621) [DOI: 10.11834/jrs.20176330]

Adaptive superpixel segmentation of SAR images using an adaptive adjustment strategy for seeds

ZHAO Teng^{1,2,3}, DU Xiaoping^{1,2}, YAN Zhenzhen^{1,2}, ZHU Junjie^{1,2}, XU Chen^{1,2}, FAN Xiangtao^{1,2}

1. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Superpixel segmentation offers significant advantages for information extraction from SAR images. First, it effectively reduces data volume and enhances the efficiency of subsequent applications. Second, it effectively reduces noise interference in SAR images, thereby improving data quality. Third, it preserves the edge features of images, which is beneficial to the SAR image postprocessing stages, such as deep learning-based classification. Lastly, the results of superpixel segmentation can be directly used as inputs for graph convolutional networks to explore the application of superpixel-based graph convolutional networks. As a result, SAR image superpixel segmentation has found extensive application in ship monitoring, water body extraction, and various other fields. Existing superpixel segmentation algorithms for SAR images predominantly rely on local clustering methods; however, they exhibit certain shortcomings, including a predefined number of superpixels, limited adaptability, and the necessity for multiple iterations. To overcome these limitations, this study proposes a novel adaptive superpixel segmentation algorithm (ASSA). This algorithm maximizes the benefits derived from Gaussian mixture models, neighborhood properties, and priority queues. Method First, this study proposes an adaptive adjustment strategy for seeds to overcome the challenges associated with predefined number of superpixels and limited adaptability. The strategy is based on Gaussian mixture models, involving seed adjustment and generation using homogeneity discrimination criteria. Second, the algorithm solves the issue of multiple iterations by implementing single-iteration superpixel segmentation using neighborhood properties and priority queues under the neighborhood compulsory connection. Lastly, the algorithm tackles severe speckle noise in SAR images by employing a Gaussian kernel function to smooth the unmarked pixels and a postprocessing algorithm to eliminate isolated superpixels. In this study, we use nine Sentinel-1 images to evaluate ASSA in terms of visualization effect, quantitative accuracy, and runtime efficiency. Results show that compared with existing superpixel segmentation algorithms, ASSA achieves higher boundary adherence and internal homogeneity while improving segmentation efficiency. In particular, the boundary recall rate is improved by 11.3% and 15.9% compared with SLIC and ESOM, respectively, while the undersegmentation error rate is reduced by 33.3% and 29.4%, respectively. This study proposes a single-iteration superpixel adaptive segmentation algorithm based on neighborhood characteristics and an adaptive adjustment strategy for seeds. This algorithm combines Gaussian mixture models with superpixel homogeneity discrimination to achieve adaptive segmentation. The experimental results demonstrate that ASSA is an effective and efficient method for SAR image superpixel segmentation.

Key words: SAR, superpixel segmentation, priority queue, adaptive adjustment strategy for seeds, Gaussian mixture model.

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41974108); Innovation Drive Development Special Project of Guangxi (No. GuikeAA20302022); National Key Research and Development Program of China (No. 2022YFC3800700); Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences (No. XDA19080101, XDA19080103)