

DOI: 10.7652/xjtuxb201910004

形态学边缘信息引导的区域合并 合成孔径雷达图像分割算法

樊书辰，水鹏朗

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室，710071，西安)

摘要：针对基于区域合并的合成孔径雷达(SAR)图像分割中，初始分割过度碎片化影响后续区域合并效率和质量的问題，提出了利用形态学边缘信息引导的区域合并(MEI-RCBLP)SAR 图像分割算法。首先利用高斯和伽马函数赋权的加权中值滤波构造各向异性形态学方向比率算子，提取图像的边緣强度映射来表征边缘响应的强弱，并对边缘强度映射进行阈值化处理和分水岭变换得到高质量的初始分割；然后利用现有的相对公共边界长度惩罚区域合并技术，迭代地合并初始分割中最相似的相邻区域，直到满足合并终止条件，输出最终的分割结果。实验结果表明，相比利用统计区域生长、MISP 超像素和均值比边缘信息引导的分割算法，所提出的 MEI-RCBLP 算法显著改善了初始分割质量，在保证最终分割质量的前提下初始分割区域数目减少了 25% 以上，同时最终的分割结果在不同的性能评价指标上总体优于上述对比算法。

关键词：合成孔径雷达；图像分割；初始分割；区域合并

中图分类号：TP 751.1 **文献标志码：**A **文章编号：**0253-987X(2019)10-0024-07

A Segmentation Algorithm for SAR Images Via Region Merging Guided by Morphological Edge Information

FAN Shuchen, SHUI Penglang

(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A segmentation algorithm for SAR images using region merging guided by morphological edge information is proposed to solve the problem that in synthetic aperture radar (SAR) image segmentation based on region merging, the over-fragmentation of initial partition affects the efficiency and quality of subsequent region merging. An anisotropic morphological directional ratio operator is constructed by using the weighted median filtering that is weighted by Gaussian Gamma function to extract the edge strength map (ESM) of an image as the strength of edge responses. Then a thresholding processing and watershed transform are performed on the ESM to obtain a high-quality initial partition. Then, the pair of adjacent regions with the smallest merging cost are iteratively merged using the technique of relative common boundary length penalty, and the final segmentation is outputted until the termination condition of region merging is satisfied. Experimental results and comparisons with methods of the same class show that the proposed method evidently improves the quality of initial partition and the number of regions in the initial partition reduces by over 25% under the premise of ensuring the final segmentation

quality. Moreover, the final segmentation results are generally better than the comparison algorithms based on region merging in different indexes of performance evaluation.

Keywords: synthetic aperture radar; image segmentation; initial partition; region merging

图像场景分割是 SAR 图像解译的关键环节之一,在军事与民用领域具有广泛应用^[1-2]。针对 SAR 图像的相干成像特性,学者们提出了众多分割算法,大致可以分为两类:基于模型优化的方法和基于图像特征的方法。前者将 SAR 图像分割问题描述为特定的模型并加入正则化项,通过最小化分割结果与真实场景之间的差异,得到该模型下的最优分割结果^[3-5]。后者利用边缘、区域、纹理等图像特征信息驱动图像分割,尤其是基于混合特征信息的图像分割方法取得了更好的性能^[6-8]。通常,该类方法在获取图像初始分割的基础上,通过设计区域合并准则完成图像分割。高质量的初始分割通常满足以下两个准则:①子区域数尽可能少;②特性相似的像素尽量属于同一子区域。前者是为了减少初始分割的复杂度,保证区域合并效率,后者是为了提高区域划分的准确性,而如何折中选择则是一个挑战性的问题。统计区域生长(SRG)^[9]、超像素技术^[10]和矩形双窗(RSB)边缘检测算子^[11]是产生初始分割的主要方法。SRG 和超像素方法将处理对象由像素级提升至像素簇级,但二者在同质区域都存在区域碎片化现象。边缘检测算子利用图像局部统计特性提取边缘强度映射(ESM),结合阈值化处理能够抑制较小的局部极值点,减轻初始分割的碎片化程度。然而,常用的基于矩形双窗的均值比算子容易发生频谱泄露^[12],在孤立强散射体和暗斑附近易产生较强响应,这些均会导致区域碎片化。为此,本文提出一种新的 SAR 图像分割方法。结合多方向高斯伽马形(GGS)双窗和加权中值滤波(WMF)构造各向异性形态学方向比率(AMDR);然后,提取整幅图像的边缘强度映射,通过阈值化处理和分水岭变换产生高质量的初始分割;最后利用相对公共边界长度惩罚(RCBLP)区域合并技术迭代地得到最终的分割结果。实验结果表明,提出的 SAR 图像场景分割算法有效减轻了初始分割的过度碎片化,提高了初始分割质量与区域合并效率,得到了满意的场景分割结果。

1 基于区域合并的 SAR 图像分割

1.1 问题描述

假设 $I(\mathbf{n})$ 是一幅单通道的幅度或强度格式

SAR 图像,并且服从完全发展相干斑模型,则可以用如下的乘性噪声模型表示^[13]

$$I(\mathbf{n}) = S(\mathbf{n})\epsilon(\mathbf{n}), \quad \mathbf{n} \in \mathbf{N}^2 \quad (1)$$

式中: $\mathbf{n}=[x, y]^T$ 表示像素; $S(\mathbf{n})$ 为真实场景的反射系数; $\epsilon(\mathbf{n})$ 为乘性相干斑,并且与场景的反射系数相互独立; $\mathbf{N}$ 为自然数集合。图像分割的任务就是将场景划分为 N 个子区域,记该划分为集合 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$,使其满足以下条件:

- (1) $\bigcup_{i=1}^N P_i = P$;
- (2) $\forall i, P_i$ 均为连通区域;
- (3) $\forall i \neq j, P_i \cap P_j = \emptyset$ 。

并且,该划分应尽可能准确地逼近真实的场景划分,其中子区域 P_i 的边缘像素集合记为 ∂P_i ,满足 $\partial P = \bigcup_{i=1}^N \partial P_i$,如果子区域 P_i 与 P_j 相邻($i \neq j$),则 ∂P_i 与 ∂P_j 必有公共边缘像素。

基于区域合并的图像分割关键是初始分割和区域合并。一种有效的区域合并方法是最小化合并代价函数^[6-7],可表示为

$$C(P, I(\mathbf{n})) = C_s(P, I(\mathbf{n})) + \eta B_s(\partial P) \quad (2)$$

式中: $C(P, I(\mathbf{n}))$ 为合并代价函数; $C_s(P, I(\mathbf{n}))$ 为统计代价,描述了分割结果与图像数据之间的统计吻合度(SGOF); η 为折中因子; $B_s(\partial P)$ 为形状代价(SC),描述了分割结果的区域表示复杂度,随着初始分割的区域合并,统计代价增大,形状代价减小,折中因子 η 调节二者之间的权重。优化求解由初始分割出发,通过设计的区域合并策略,不断将相似性最强的相邻子区域合并,直到满足优化终止条件,输出最终结果。

1.2 基于均值比率的初始分割

利用边缘信息产生初始分割能够高效驱动区域合并。由于相干斑的乘性噪声特性,边缘检测算子通常需要具备恒虚警(CFAR)特性^[11],从而抑制伪边缘响应。采用矩形双窗(RSB)的均值比算子结合分水岭变换是一种产生初始分割的有效方法^[7]。矩形双窗结构如图 1 所示,图中 $\mathbf{n}$ 为待检测像素, l, w, d 分别为双窗的窗长、窗宽和间距, θ 为双窗旋转角度。区域 R_1 和 R_2 为双窗的支撑区域。对于方向 θ_k (实验中 θ_k 在 $[0, 2\pi)$ 内均匀采样),待检测像素 $\mathbf{n}$ 的边缘强度映射可以表示为

$$M(\mathbf{n}) = \max_{\theta_k \in [0, \pi)} \left\{ 1 - \min \left(\frac{\bar{m}_{R_1}(\mathbf{n} | \theta_k)}{\bar{m}_{R_2}(\mathbf{n} | \theta_k)}, \frac{\bar{m}_{R_2}(\mathbf{n} | \theta_k)}{\bar{m}_{R_1}(\mathbf{n} | \theta_k)} \right) \right\} \quad (3)$$

式中: $\bar{m}_{R_i}(\mathbf{n} | \theta_k)$ 表示像素 $\mathbf{n}$ 在 θ_k 方向上的支撑区域 R_i 内的样本值。

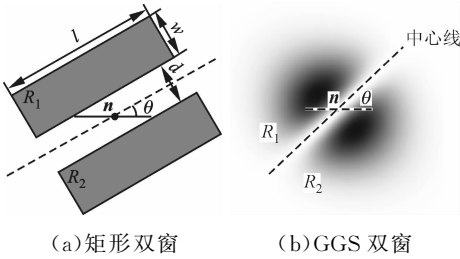


图 1 双窗结构示意图

基于矩形双窗的均值比算子具有恒虚警特性, 运算复杂度低, 但矩形双窗平滑性差, 参数选取不灵活, 在支撑区域易包含冗余的高频分量。为此, 本文提出采用 AMDR 算子代替均值比算子, 结合如图 1b 所示的 GGS 双窗^[12] 提取边缘强度映射以生成初始分割, 用于后续的区域合并中。

2 AMDR 引导的 SAR 图像场景分割

2.1 基于各向异性形态学方向比率的初始分割

GGs 双窗结构如图 1b 所示, 对于连续形式的 GGS 窗函数, 沿着中心线方向为高斯分布的概率密度函数形式, 沿着垂直于中心线方向为伽马分布的概率密度函数形式

$$\left. \begin{aligned} G_1(x, y) &= \frac{|y|^a}{\sqrt{2\pi\sigma}\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} \cdot \exp\left(-\left(\frac{x^2}{2\sigma^2} + \frac{|y|}{\beta}\right)\right), & y \geq 0 \\ G_2(x, y) &= \frac{|y|^a}{\sqrt{2\pi\sigma}\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} \cdot \exp\left(-\left(\frac{x^2}{2\sigma^2} + \frac{|y|}{\beta}\right)\right), & y < 0 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: G_1 和 G_2 分别表示双窗函数的上窗和下窗; σ 、 α 分别为高斯和伽马尺度参数, $\sigma, \alpha > 1$; β 为伽马形状参数, $\beta > 0$; $\sigma, \alpha, \beta \in R$, σ 控制窗长, α 和 β 控制窗宽和双窗间距。对 GGS 窗函数进行旋转变换并在整数网格上采样可以得到 θ 方向上离散形式的双窗函数

$$\left. \begin{aligned} G_1(\mathbf{n} | \theta) &= G_1(\mathbf{R}_{-\theta}\mathbf{n}); & G_2(\mathbf{n} | \theta) &= G_2(\mathbf{R}_{-\theta}\mathbf{n}) \\ \mathbf{N} \in \mathbf{N}^2; & \mathbf{R}_{-\theta} &= \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}; & \theta \in [0, 2\pi) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中: $-\theta$ 表示双窗逆时针旋转角度; $\mathbf{R}_{-\theta}$ 为旋转

矩阵。

在光学图像中, 以膨胀、腐蚀及其组合操作为代表的形态学算子表现出对异常值的鲁棒性, 而中值滤波和加权中值滤波算子作为另一种形式的形态学算子^[14], 也通常被用于去除椒盐噪声、随机值脉冲噪声等异常值。在 SAR 图像处理中, 加权中值滤波算子同样被成功应用于相干斑抑制、边缘检测、图像分割预处理等领域^[15]。一个集合 $\{v(\mathbf{n}), \mathbf{n} \in \mathbf{N}^2\}$ 的加权中值可以定义为如下形式

$$\zeta_{\text{WMF}}(v(\mathbf{n}) | w(\mathbf{n})) = \text{median}\{w(\mathbf{n}) \diamond v(\mathbf{n})\} \quad (6)$$

式中: 符号 $\diamond$ 表示复制操作; $\text{median}\{\cdot\}$ 表示取中值; $v(\mathbf{n})$ 是图像中像素 $\mathbf{n}$ 的灰度值; $w(\mathbf{n})$ 为对应于像素 $\mathbf{n}$ 的正整数权值。对非整数权值, 当前像素的加权中值可以利用其灰度级权值累积直方图确定, 并通过常数时间 WMF 算法快速实现^[16]。广义地, 本文仍用 $\zeta_{\text{WMF}}(x(\mathbf{n}) | w(\mathbf{n}))$ 表示非整数权值情况下的 WMF 算子。将 WMF 算子与旋转双窗结合, 得到当前像素 $\mathbf{n}$ 在 θ 方向上的 AMDR 响应为

$$A(\mathbf{n} | \theta) = \frac{\zeta_{\text{WMF}}(I(\mathbf{n} + \mathbf{m}) | G_1(\mathbf{m} | \theta))}{\zeta_{\text{WMF}}(I(\mathbf{n} + \mathbf{m}) | G_2(\mathbf{m} | \theta))} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{m} = [\Delta x, \Delta y]^T$ 表示与当前像素 $\mathbf{n}$ 的偏移量。AMDR 的抗异常值能力依赖于式(7)中的 WMF 算子 ζ_{WMF} 。 $A(\mathbf{n} | \theta)$ 描述了像素 $\mathbf{n}$ 沿 θ 法向的灰度变化, 在边缘处表现出各向异性, 在同质区域表现出各向同性。为了定量衡量 WMF 算子的鲁棒性, 引入临界值 N^* , 其表达式为

$$N^* = \min_k \left\{ k : \sum_{m=1}^k w_d(m) \geq 0.5 \sum_{n \in R} w(\mathbf{n}) \right\} \quad (8)$$

式中: $w_d(m)$ 是权值集合 $\{w(\mathbf{n}), \mathbf{n} \in R\}$ 降序序列中的元素; R 是窗函数的支撑区域。假设窗函数位于常数反射系数区域, 令异常值数目不断增加, 当加权中值的输出发生改变时, 对应的异常值数目即为临界值 N^* 。例如, 对于 $l \times w$ ($l \times w = N$) 的矩形窗, 其临界值为 $\lceil N/2 \rceil$, $\lceil \cdot \rceil$ 表示取整。临界值越大, 抗异常值能力越强, 即使用大尺寸窗的 AMDR 具有更强的抗异常值能力, 但分辨率会有一定的损失, 小尺寸窗的分辨率更高, 但抗异常值能力较弱, 因此实际使用中需要折中考虑。由式(5)和式(7)可得, 基于 AMDR 算子的边缘强度映射为

$$M_0(\mathbf{n}) = \max_{\theta_k \in [0, \pi)} \left\{ 1 - \min \left(A(\mathbf{n} | \theta_k), \frac{1}{A(\mathbf{n} | \theta_k)} \right) \right\} \quad (9)$$

边缘强度映射越接近 1, 像素的边缘响应就越强, 越可能是边缘, 最大响应对应的方向 θ_k 是边缘方向。

由于分水岭变换对局部极值十分敏感,容易产生冗余的初始分割区域,因此采取如下的阈值化处理减少局部极值,从而减少初始分割的区域数。

$$M(n)=\left\{\begin{matrix}M_0(n), & M_0(n)\geq T_\delta\\0, & M_0(n)<T_\delta\end{matrix}\right\}\quad(10)$$
$$T_\delta=\max\{\tau:|\{n:M_0(n)\leq\tau\}|\geq\delta N\}$$

式中: T_δ 为阈值; δ 为统计直方图的分位点。阈值化处理后进行分水岭变换即得到初始分割。本文实验中, δ 经验性地设为 0.3,方向数 $K=16$,GGs 双窗参数设置为 $\alpha=3,\beta=1.5,\sigma=7.5/\sqrt{\pi}$ 。本文采用两幅真实 SAR 图像,分别是农田和沿河场景,对比了本文初始分割算法与 RSB 均值比算法^[7]、SRG 算法^[9]和 MISP 算法^[10]产生的初始分割结果,如图 2、图 3 所示。其中:图 2b 和图 3b 是本文算法在初始分割阶段阈值化 ESM 的结果;图 2b 和图 3b 的 MISP 算法初始分割中每个超像素的初始化像素个数 N_{misp}^0 由左上到右下分别为 10、15、20。由图 2、图 3 可以看到:前 3 种方法均可保证子区域内的像素相似,同时子区域轮廓覆盖真实场景的边缘;MISP 算法在 N_{misp}^0 较小时也可以保证,但当 $N_{\text{misp}}^0=15$ 时开始出现欠分割的子区域, $N_{\text{misp}}^0=20$ 时更加明显;在保证没有欠分割的情况下,MISP 算法(此时 N_{misp}^0 较小)产生了明显碎片化现象,SRG 算法则更加严重,尤其是在同质区域;基于 RSB 的均值比算法和本文算法只是在纹理区域出现碎片化,而本文算法的区域碎片化程度较低。表 1 统计了图 2 和图 3 采用 4 种方法的初始分割区域数,其中 MISP 算法是 N_{misp}^0 为 10 时(保证没有欠分割)的区域数。由表 1 可知,

对于农田场景,本文算法的初始分割区域数比 RSB 均值比算法、SRG 算法和 MISP 算法分别减少了 28.9%、86.6%和 47.1%,对于沿河场景分别减少了 25.5%、71.3%和 12.4%。值得注意的是,在保证没有欠分割的情况下,单视图像中 MISP 算法初始分割的碎片化程度与本文算法和 RSB 算法基本相当,这是由于单视图像中的相干斑较多视图像更为严重,而 MISP 算法在初始化时对 N_{misp}^0 进行了约束。

表 1 图 2 和图 3 中初始分割区域数对比

场景	分割区域数			
	RSB	SRG	MISP	本文算法
农田	1 212	5 592	1 629	862
沿河	1 992	5 176	1 695	1 485

2.2 相对公共边界长度惩罚区域合并技术

高质量的初始分割可以为区域合并提供更好的先验信息,而合并策略则影响着区域合并的效率与最终分割结果。为此,本文引入相对公共边界长度惩罚区域合并技术^[7]对基于 AMDR 的初始分割结果进行区域合并,实现 SAR 图像的高效分割。该方法的特点是在式(2)的框架下构造区域合并代价实现快速优化求解,步骤如下:

- (1)利用区域的一阶统计量信息构造区域间的统计相似性测度,并将相对公共边界长度作为惩罚项,二者加权求和构造区域合并代价;
- (2)用区域邻接图(RAG)和最近邻图(NNG)表示初始分割后的区域关系^[17];

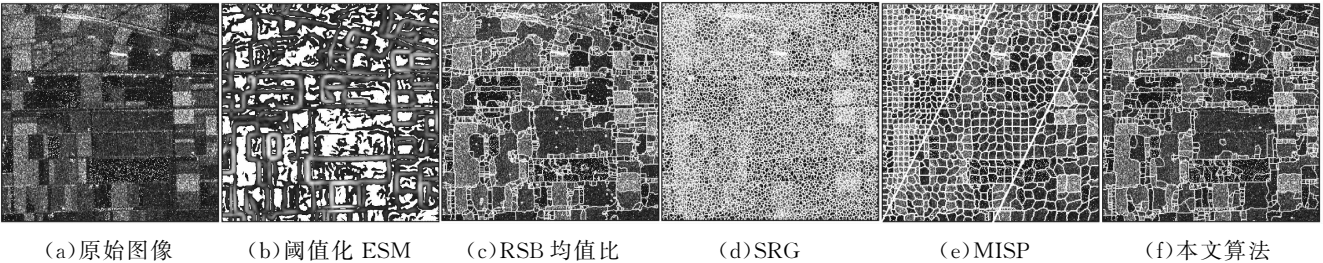


图 2 四视农田场景真实 SAR 图像的 4 种初始分割方法结果对比

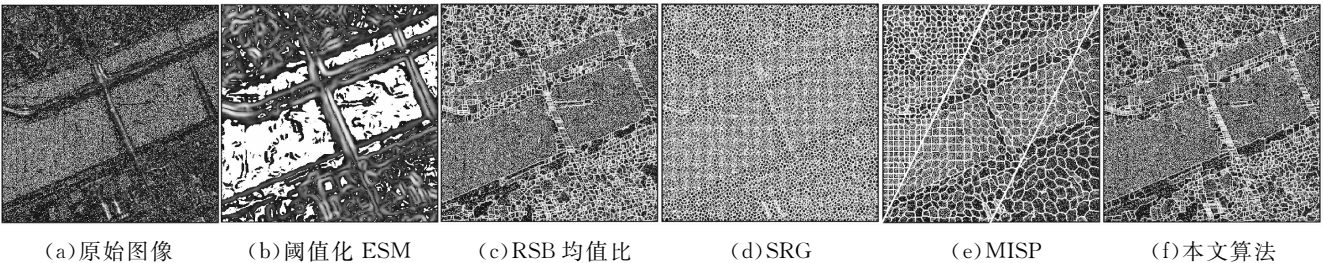


图 3 单视沿河场景真实 SAR 图像的 4 种初始分割方法结果对比

(3)利用区域的 NNG 表示快速搜索合并代价最小的相邻区域进行区域合并,并更新 RAG 和 NNG,不断迭代此过程,直到最小合并代价大于预设阈值。

步骤(1)中统计相似性测度的表达式为

$$\nu(P_1, P_2) = \sqrt{L} \left(1 - \min \left\{ \frac{\bar{m}_1}{\bar{m}_2}, \frac{\bar{m}_2}{\bar{m}_1} \right\} \right) / \sqrt{\frac{1}{N_{P_1}} \left(\min \left\{ \frac{\bar{m}_1}{\bar{m}_2}, 1 \right\} \right)^2 + \frac{1}{N_{P_2}} \left(\min \left\{ \frac{\bar{m}_2}{\bar{m}_1}, 1 \right\} \right)^2} \quad (11)$$

式中: L 是幅度格式 SAR 图像的视数; $\bar{m}_1$ 和 $\bar{m}_2$ 分别表示区域 P_1 和 P_2 的样本均值; N_{P_1} 和 N_{P_2} 分别表示区域 P_1 和 P_2 中的像素个数;测度 $\nu(P_1, P_2)$ 具有 CFAR 特性。区域合并代价函数为

$$f(P_1, P_2) = \frac{\nu(P_1, P_2)}{\sqrt{L}} - \eta \frac{\text{length}(\partial P_1 \cap \partial P_2)}{\sqrt{\min\{N_{P_1}, N_{P_2}\}}} \quad (12)$$

式中:第 2 项为形状代价项; $\text{length}(\partial P_1 \cap \partial P_2)$ 表示两个区域的公共边界长度; η 用来调节 SSM 与形状代价之间的权重,合并代价决定了区域合并的顺序。本文实验中, η 的取值与文献[7]相同,均设为 1.2。

2.3 本文算法流程

本文提出的形态学边缘信息引导的区域合并 SAR 图像分割算法的流程见图 4,具体步骤如下。

- 步骤 1 构建 K 个方向上的 AMDR 滤波器。
- 步骤 2 利用构建的多方向 AMDR 滤波器提取 SAR 图像 $I(n)$ 中每个像素 n 在 K 个方向上的 AMDR 响应 $A(n|\theta_k), k=1, 2, \dots, K$ 。
- 步骤 3 对于每个像素 n ,取 K 个方向上的最大响应并做归一化处理,将其作为该像素的边缘强度映射 $M_0(n)$ 。
- 步骤 4 对图像 $I(n)$ 的边缘强度映射 $M_0(n)$ 进行阈值化处理和分水岭变换得到初始分割。
- 步骤 5 利用 RCBLP 快速区域合并技术对初始分

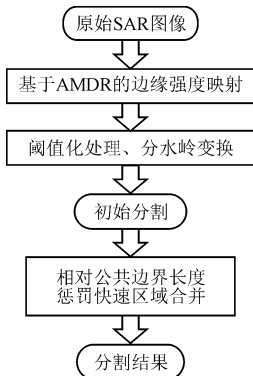


图 4 本文算法流程图

割进行区域合并,得到最终的分割结果。

3 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性,引入准确率-召回率(P - R)测度^[18]定量评价不同 SAR 图像分割算法的性能,该评价方法需要给定图像的真实边缘(GT)。为了解决真实 SAR 图像缺少真实边缘的问题,本文选取了两种性能较好的 SAR 图像边缘检测算法^[12,19],利用自动生成方法^[20]并辅以人工修正产生真实 SAR 图像的 GT。图 5 给出了两幅真实 SAR 图像及其真实边缘,图像的相关参数在表 2 中列出。

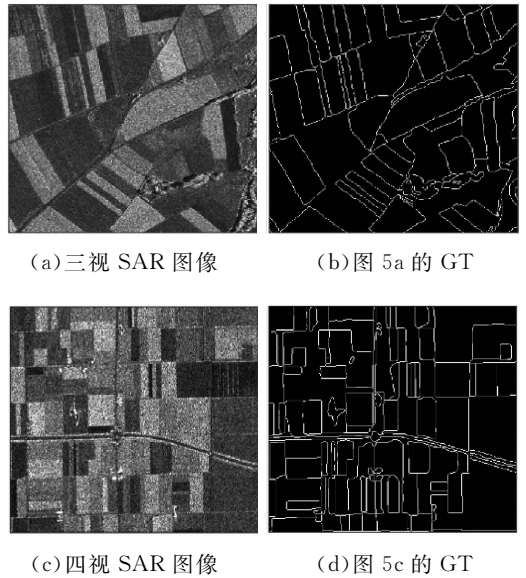


图 5 真实 SAR 图像及其 GT

表 2 图 5 中 SAR 图像参数信息

图像	传感器	平台	波段	视数	分辨率/m
图 4a	TerraSAR-X	星载	X	3	1×1
图 4c	AIRSAR	机载	L	4	2.5×2

在 P - R 测度的评价中,假设 $I_{GT}(n)$ 是真实边缘的二值图像, $I_{SEG}(n)$ 是 SAR 图像分割结果的二值图像,其中边缘像素值为 1,非边缘像素值为 0,准确率 P 和召回率 R 可以定义为

$$P = \frac{\sum_{I(n)} I_{GT}(n) I_{SEG}(n)}{\sum_{I(n)} Seg(n)}; R = \frac{\sum_{I(n)} I_{GT}(n) I_{SEG}(n)}{\sum_{I(n)} I_{GT}(n)} \quad (13)$$

准确率 P 为分割结果中正确的边缘像素的比例;召回率 R 为真实边缘中被正确检测出来的边缘像素比例,二者的调和均值定义为 F 测度

$$F = \frac{PR}{\gamma R + (1 - \gamma)P} \quad (14)$$

式中: $\gamma=0.5$; F 给出了分割算法的综合评价指标。表 3 给出了本文算法和 3 种对比算法对图 5 中 SAR 图像进行分割得到的 P - R 测度及 F 值,对比算法参数均使用文献推荐的参数(为了保证 MISP 超像素进行初始分割时不出现欠分割,根据文献[10]设置 $N_{\text{misp}}^0=12$,并利用 RCBLP 技术得到分割结果)。实验表明,本文方法的总体性能优于另外 3 种方法。表 3 中处理图 5a 的 SRG-HM 方法^[10] R 测度值较高的原因是其分割结果中存在明显过分割。

表 3 P - R 测度及 F 值对比

算法	P		R		F	
	图 5a	图 5c	图 5a	图 5c	图 5a	图 5c
RSB-RCBLP ^[7]	0.748	0.794	0.821	0.739	0.783	0.766
SRG-HM ^[9]	0.609	0.703	0.857	0.699	0.712	0.701
MISP-RCBLP ^[10]	0.740	0.726	0.827	0.696	0.781	0.712
本文算法	0.770	0.805	0.847	0.754	0.807	0.778

注:黑体为最优值。

利用统计吻合度(SGOF)和形状代价(SC)评价分割结果时无需图像具有 GT^[7]。根据式(2),可用尽量小的形状代价描述分割结果,以使同一区域内的统计特性尽可能相似,其中形状代价用分割结果中的边缘总长度表示,最终的分割结果 $P=\{P_1, P_2, \cdots, P_N\}$ 的统计吻合度可以定义为^[7]

$$\xi_{\text{SGOF}}(P)=\sum_{i=1}^N\sum_{n\in P_i}\left(\frac{I(n)-\overline{m}_i}{\overline{m}_i}\right)^2\tag{15}$$

式中: $\overline{m}_i$ 表示分割结果中区域 P_i 的灰度均值。形状代价越小说明过分割可能性越小,边缘更加平滑;统计吻合度越小,说明欠分割可能性越小,同一区域内的统计特性更加相似。因此,采用形状代价与统计吻合度的乘积 Q 作为分割质量指标, Q 越小,分割结果就越好。图 6~图 8 给出 3 幅真实 SAR 图像的分割结果。可以看出:SRG-HM 方法^[9] 过分割现象明显,其他方法分割结果相对较好;MISP-RCBLP 方法^[10] 区域轮廓不够平滑,这是超像素初始分割的过分割所致;本文方法的轮廓平滑,局部细节处理更好,误分割更少。表 4 对比了 4 种算法对图 6~图 8 分割结果的形状代价和统计吻合度,由表 4 可见,尽管本文方法的统计吻合度并不是最优的,但依然处于 4 种算法的中等水平,且形状代价较少,这使得统计吻合度与形状代价的乘积总体上是最优的,并且由于初始分割的区域数最少,本文方法的区域合并时间最短;另外,所对比的 3 种方法尽管在个别测度上有优势,但总体性能不如本文方法,其中 SRG-HM 方法^[9] 的统计吻合度最优是其部分区域的过分割造成的。结合视觉效果与评价测度,本文方法获得了更好的分割结果。

4 结 论

本文结合加权中值滤波与 GGS 旋转双窗,提出各向异性形态学方向比率提取场景的形态学边缘信息,用于引导区域合并 SAR 图像分割算法。本文算

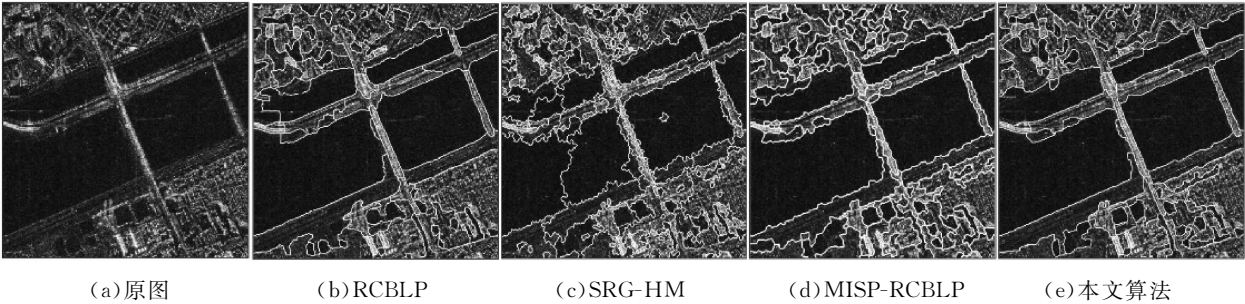


图 6 4 种算法对单视沿河场景 SAR 图像的分割结果

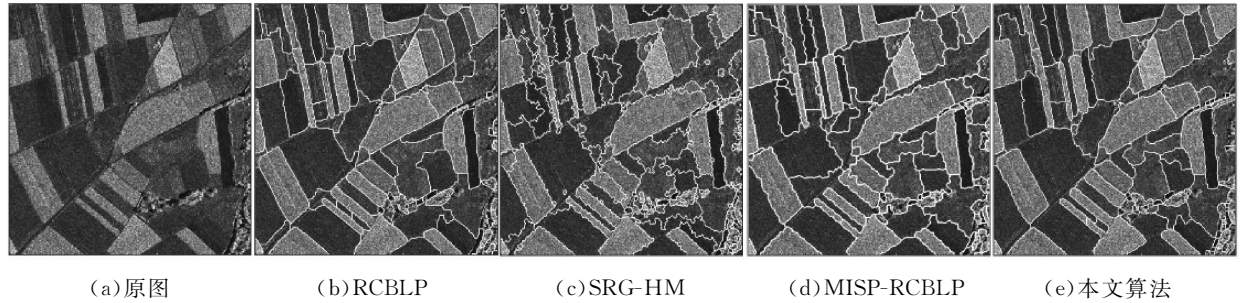


图 7 4 种算法对三视农田场景 SAR 图像的分割结果

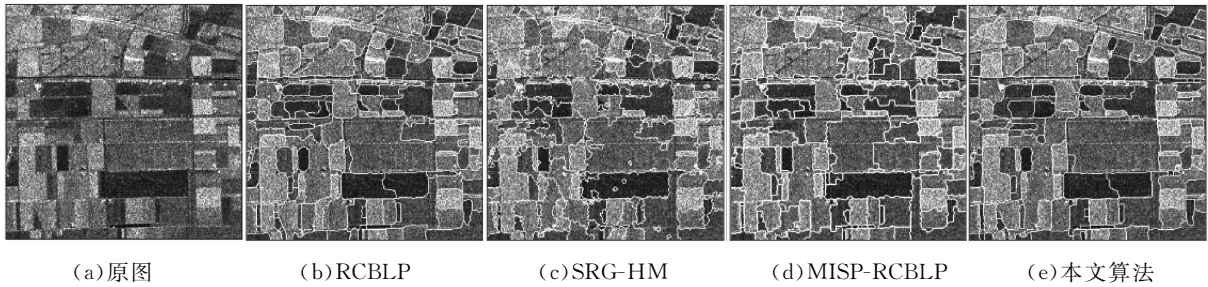


图 8 4 种算法对四视农田场景 SAR 图像的分割结果

表 4 图 6~图 8 分割结果的评价测度对比

算法	区域合并时间/s			形状代价/ 10^3			统计吻合度/ 10^4			$Q/10^8$		
	图 6a	图 7a	图 8a	图 6a	图 7a	图 8a	图 6a	图 7a	图 8a	图 6a	图 7a	图 8a
RCBLP ^[7]	0.40	0.31	0.29	6.47	7.21	9.46	3.78	1.44	2.19	2.44	1.04	2.08
SRG-HM ^[9]	291.08	155.43	228.32	9.70	9.12	10.99	3.73	1.35	2.11	3.64	1.23	2.32
MISP-RCBLP ^[10]	0.29	0.26	0.26	7.76	7.20	9.46	3.60	1.42	2.20	2.80	1.03	2.08
本文算法	0.28	0.24	0.20	6.90	7.08	9.32	3.72	1.42	2.20	2.57	1.01	2.05

法采用加权中值滤波减轻了场景中的相干斑及强散射单元对边缘信息提取的影响,增强了边缘信息提取的鲁棒性。同时,使用 GGS 旋转双窗和比率算子保证了边缘强度映射的准确估计和恒虚警特性。本文算法改善了初始分割过度碎片化的问题,在准确提取边缘信息的同时,显著减少了初始分割的区域数量,提高了后续区域合并的效率与质量,这也使得分割结果中每个区域的相似性测度有一定程度的损失。后续可以考虑构造适配于形态学边缘信息的区域合并测度,通过设计更加合理的区域合并策略,寻求算法性能的提升。

参考文献:

[1] 李春升,王伟杰,王鹏波,等. 星载 SAR 技术的现状与发展趋势 [J]. 电子与信息学报, 2016, 38(1): 229-240.
LI Chunsheng, WANG Weijie, WANG Pengbo, et al. Current situation and development trends of spaceborne SAR technology [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 38(1): 229-240.
[2] 万玲,尤建红,程跃兵,等. 合成孔径雷达图像分割研究进展 [J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(1): 10-24.
WAN Ling, YOU Hongjian, CHENG Yuebing, et al. Research progress of synthetic aperture radar image segmentation [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(1): 10-24.
[3] GALLAND F, BERTAUX N, REFREGIER P. Minimum description length synthetic aperture radar image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(9): 995-1006.

[4] MARQUES R C, MEDEIROS F N, SANTOS NOBRE J. SAR image segmentation based on level set approach and G_A^0 model [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 2046-2057.
[5] ZHANG P, WU Y, LI M, et al. Unsupervised multi-class segmentation of SAR images using fuzzy triplet Markov fields model [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(11): 4018-4033.
[6] YU P, QIN A K, CLAUSI D A. Unsupervised polarimetric SAR image segmentation and classification using region growing with edge penalty [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(4): 1302-1317.
[7] SHUI P L, ZHANG Z J. Fast SAR image segmentation via merging cost with relative common boundary length penalty [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(10): 6434-6448.
[8] RODRIGUES F A A, NETO J F S R, MARQUES R C P, et al. SAR image segmentation using the roughness information [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(2): 132-136.
[9] CARVALHO E A, USHIZIMA D M, MEDEIROS F N S, et al. SAR imagery segmentation by statistical region growing and hierarchical merging [J]. Digital Signal Processing, 2010, 20(5): 1365-1378.
[10] ARISOY S, KAYABOL K. Mixture-based superpixel segmentation and classification of SAR images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(11): 1721-1725.

(下转第 47 页)