

结合KL距离与图像域分块的SAR图像分割

赵泉华^{1†}, 高 郡², 赵雪梅¹, 李 玉¹

(1. 辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000; 2. 中科遥感集团科技有限公司, 天津 300380)

摘要: 提出一种结合KL(Kullback-Leibler)距离和图像域分块的SAR图像分割算法. 首先, 利用规则划分技术将图像域划分成若干规则子块, 以子块为处理单元, 假设子块内像素服从高斯分布, 并构建特征场概率模型; 其次, 采用广义Potts模型定义刻画邻域子块相关性的标号场概率模型, 根据贝叶斯定理, 得到后验概率模型; 再次, 采用KL距离定义刻画同质区域间统计分布差异的异质性系数, 并通过非约束吉布斯表达式构建概率分布函数, 结合后验概率和吉布斯概率分布函数建立图像分割模型; 然后, 设计M-H(Metropolis-Hastings)采样方法, 包括改变子块标号操作和分裂子块操作, 模拟上述分割模型, 从而获得最优分割结果; 最后, 通过对所提出算法和对比算法的SAR图像分割结果进行分析, 充分验证了所提出算法的有效性和优越性.

关键词: SAR图像分割; KL距离; 规则划分; M-H算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Segmentation of SAR image based on Kullback-Leibler distance and regular tessellation

ZHAO Quan-hua^{1†}, GAO Jun², ZHAO Xue-mei¹, LI Yu¹

(1. School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000 China; 2. China Sciences Group Remote Sensing Group Technology Co Ltd, Tianjin 300380, China)

Abstract: In this paper, a segmentation method for synthetic aperture radar(SAR) images based on Kullback-Leibler(KL) distance and regular tessellation is proposed. Firstly, the image domain is divided into several sub-blocks by a regular tessellation, and the divided blocks are considered as basic processing units during segmentation. It is assumed that all pixels in a sub-block follow Gaussian distribution, while to modeling feature field of a given image. Then a general Potts model is utilized to model relationship between neighbor sub-blocks in label field. According to Bayes theorem, the posterior probability model is obtained by combining pixels' feature and sub-blocks' labels. Thereafter, the heterogeneity coefficient between classes is characterized with KL distance, and the corresponding probability distribution function is constructed by a non-constrained Gibbs distribution. Combining the posterior probability model and the non-constrained Gibbs distribution, the image segmentation model is established. In order to simulate the segmentation model, a Metropolis-Hastings(M-H) sampling method is designed, including the operations of changing label and splitting sub-blocks. By analyzing the segmentation results of the proposed algorithm and the comparing algorithms, the validity and superiority of the proposed algorithm are fully verified.

Keywords: SAR image segmentation; KL distance; regular tessellation; M-H algorithm

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)具有覆盖范围广、全天时、全天候等特点, 已被广泛应用于许多领域^[1-5]. 而SAR图像分割是SAR图像处理的关键环节之一, 对其解译起到关键作用, 因此具有重要的研究意义^[6-10]. 但由于SAR图像包含大量噪声,

使得SAR图像分割存在较大困难^[11-15].

目前大部分SAR图像分割算法都是以像素为基本处理单元, 如侯一民等^[16]利用像素强度差和像素空间距离构建马尔科夫随机场模型, 并结合图像上下文信息, 通过模拟退火优化方法实现分割. 虽然该方法可以通过邻域作用削弱斑点噪声的影响, 但简单的

收稿日期: 2017-06-14; 修回日期: 2017-10-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41271435, 41301479); 辽宁省自然科学基金项目(2015020090).

责任编辑: 李登峰.

作者简介: 赵泉华(1978—), 女, 副教授, 博士生导师, 从事遥感图像建模与分析、解析几何在遥感图像处理中的应用等研究; 高郡(1992—), 女, 硕士, 从事遥感图像处理及其应用的研究.

[†]通讯作者. E-mail: zhaquanhua@lntu.edu.cn

邻域作用对噪声的削弱能力有限,使分割结果中依然存在大量误分像素.林宜琛等^[17]在对图像进行灰度预处理之后,提取出图像的相位一致性特征,并在该特征基础上,采用最大类间方差法分割SAR溢油图像.虽然该方法能够抑制斑点噪声的影响,但仅适用于类别比较简单的溢油图像,对于较复杂的SAR图像不是十分适用.林达等^[18]采用马尔科夫随机场结合属性散射中心特征来描述MSTAR SAR图像的空间邻域关系,并利用标号能量代价优化算法得到最优分割结果.虽然该方法考虑了像素之间的空间相关性,并通过实验验证了其有效性,但是依然没有很好地解决噪声问题.Hu等^[19]提出了基于改进模糊C均值算法的无监督SAR图像分割算法,通过Gabor滤波提取出多个影像纹理特征,并采用 3×3 像素大小的子块来代替像素作为处理单元,再利用高斯核距离代替欧氏距离对图像进行分割.该方法改变了传统的图像分割处理单元,能够更加有效地减少图像分割噪声,提高分割精度,但基本单元均为 3×3 的子块,在拟合图像边界上还存在问题.王玉等^[20]在规则划分图像域的基础上,通过MH算法模拟图像分割模型,并采用分裂或合并子块的方法更好地拟合边界,有效地分割了SAR图像.但是该方法在建立区域分布之间联系方面还有所欠缺,使一些规则子块被错误分割.因此,本文提出一种结合KL距离与图像域分块的SAR图像分割算法.该方法同样利用规则划分将图像域划分为一系列大小不等的规则子块,以达到更好地拟合图像边界线的目的,并在传统后验概率模型基础上,引入KL(Kullback-Leibler)距离衡量不同子块间分布的差异性,从而使分割结果更为准确.

KL距离作为一种能够有效度量两个概率分布之间差异的测度,被应用于图像处理.如宋艳涛等^[21]将半径为3的图像作为处理单元分割脑核磁共振图像,通过KL距离引入先验概率与后验概率关于熵的惩罚项,衡量像素与其邻域间先验概率的相似程度,利用邻域信息约束其概率分布,以有效利用图像空间信息.王庆等^[22]假设全极化SAR图像服从复Wishart分布,利用各种随机距离实现其边缘检测,该方法中采用 5×5 窗口的检测结果证明了基于KL距离的检测效果最好.Rade等^[23]将KL距离引入图像分割目标函数中,选取 3×3 窗口,通过邻域作用约束其中心像素的隶属度达到平滑噪声的目的.上述算法均利用KL距离计算概率分布间的差异性,但存在共同的缺点,即选取采样量较小,使得分布变化情况不甚明显.而本文算法利用KL距离计算规则子块与其在图

像中所有同质区域间分布的差异性,使采样量大大增加,能更加明显地体现出分布变化.

本文首先将图像域进行规则划分;然后在此基础上,引入KL距离描述同质区域间分布的差异性以构建异质性模型,并结合由特征场和标号场构建的后验概率模型共同构成图像分割模型;最后,设计M-H(Metropolis-Hastings)算法模拟该分割模型.

1 算法描述

1.1 图像域规则划分

已知SAR图像 $\mathbf{z} = \{z_a : a \in \mathbf{A}\}$.其中: \mathbf{A} 为图像域, a 为像素格点位置(在不致混淆的情况下, a 亦用作像素索引), z_a 为像素 a 对应的强度值.在基于统计的图像处理中, \mathbf{z} 可看作定义在 \mathbf{A} 上的随机特征场(也称特征场) $\mathbf{Z} = \{Z_a : a \in \mathbf{A}\}$ 的一个实现, Z_a 表征定义在格点 a 上的随机变量,而 z_a 可看作 Z_a 的实现.

为了实现图像域划分,采用规则划分技术将图像域划分为 m 个规则子块,即 $\mathbf{A} = \{A_g : g = 1, 2, \dots, m\}$.其中: g 为子块索引, A_g 表示第 g 个子块,限定 2×2 像素的子块为其可能划分的最小子块,因此子块 A_g 内像素数均为4的整数倍.以划分的子块为处理基本单元,假设子块内像素隶属于同一目标类并为其分配相同标号.由此,定义在图像域上的标号场可以分别以像素和子块为基本单元两种方式表示,即 $\mathbf{L} = \{L_a : a \in \mathbf{A}\}$ 和 $\mathbf{L} = \{L_g : g = 1, 2, \dots, m\}$,其中: L_a 和 $L_g \in \{1, 2, \dots, k\}$ 分别表示像素 a 和划分子块 g 的类属标号,并定义为随机变量,其实现 $l_a = l_g$ 当且仅当 $a \in A_g$, k 为图像像素的类属数,由用户预先指定.初始子块标号为随机赋予的值,即从类别数 $1, 2, \dots, k$ 中随机选取一个,赋给相应的子块.令 \mathbf{l} 为 \mathbf{L} 的实现,对应图像的分割结果.记 \mathbf{L} 的状态空间为 $\Omega_{\mathbf{L}}$,由此,SAR图像分割可看作在已知图像 \mathbf{Z} 的条件下求解标号场 \mathbf{L} 估计值 $\hat{\mathbf{l}}$ 的过程^[24].

1.2 图像分割模型

为了实现SAR图像分割,实现建立刻画划分区域内像素强度统计分布的特征场模型和划分区域类属性的标号场模型,分别表征同质区域的一致性和相邻子块的类属相关性;结合上述两类模型构建后验概率模型;利用KL距离测度刻画图像中同质区域间分布的差异性,以构建异质性模型;综合后验概率模型和异质模型建立图像分割模型.由此,图像分割模型可表示为

$$P(\mathbf{Z}, \mathbf{L}) = P(\mathbf{L}|\mathbf{Z})\Phi(\mathbf{Z}, \mathbf{L}). \quad (1)$$

其中: $P(\mathbf{L}|\mathbf{Z})$ 为后验概率模型, $\Phi(\mathbf{Z}, \mathbf{L})$ 为异质性模型.

1.2.1 后验概率模型

如前所述, 后验概率模型包括特征场和标号场概率模型. 假设划分子块 A_g 内所有像素强度 $Z_a (a \in A_g)$ 满足高斯分布且相互独立并具有同一标号 L_g , 即特征场概率模型可用概率分布 $P(\mathbf{Z}, \mathbf{L})$ 表示为

$$P(\mathbf{Z}|\mathbf{L}; \boldsymbol{\alpha}) = \prod_{g=1}^m \prod_{a \in A_g} P(Z_a|L_g = l; \boldsymbol{\alpha}_l) = \prod_{g=1}^m \prod_{a \in A_g} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_l} \exp\left\{-\frac{(Z_a - \mu_l)^2}{2\sigma_l^2}\right\}. \quad (2)$$

其中: $\boldsymbol{\alpha} = (\boldsymbol{\alpha}_l : l = 1, 2, \dots, k)$ 为模型参数矢量, $\boldsymbol{\alpha}_l = (\mu_l, \sigma_l^2)$, μ_l 和 σ_l^2 分别为类属 l 的均值和方差, 可估计为

$$\mu_l = \frac{1}{N_l} \sum_{a \in A_g} Z_a, \quad \sigma_l^2 = \frac{1}{N_l} \sum_{a \in A_g} (Z_a - \mu_l)^2, \quad (3)$$

$N_l = \#Z_l, Z_l = \{Z_a : l_a = l\}$, $\#$ 为取得集合内元素数操作符.

设图像域 \mathbf{A} 的规则划分为 $\{A_g : g = 1, 2, \dots, m\}$, 在此基础上定义邻域系统, 以建模相邻子块的类属相关性. 两划分子块 A_g 和 $A_{g'}$ 相邻当且仅当两者具有共同的边界. 假定两者的标号分别为 L_g 和 $L_{g'}$. 基于该邻域系统构建的标号场概率模型为

$$P(\mathbf{L}) = \sum_{\langle g, g' \rangle} \eta [1 - 2\delta(L_g - L_{g'})]. \quad (4)$$

其中: $\langle g, g' \rangle$ 表示邻域子块对; $\eta > 0$ 为邻域标号作用强度参数; $\delta(x)$ 为指示函数, 当 $x = 0$ 时, $\delta(x) = 1$, 否则 $\delta(x) = 0$.

根据贝叶斯定理, 后验概率模型 $P(\mathbf{L}|\mathbf{Z})$ 可表示为

$$P(\mathbf{L}|\mathbf{Z}) = P(\mathbf{Z}|\mathbf{L})P(\mathbf{L}) = \prod_{g=1}^m \prod_{a \in A_g} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{L_g}} \exp\left\{-\frac{(Z_a - \mu_{L_g})^2}{2\sigma_{L_g}^2}\right\} \times \sum_{\langle g, g' \rangle} \eta [1 - 2\delta(L_g - L_{g'})]. \quad (5)$$

1.2.2 异质性模型

为了利用蕴含在 SAR 图像中同质区域间的非相似性, 采用 KL 距离测度刻画其统计分布差异, 并以此建立异质性模型. 假设两统计模型的概率密度函数分别为 $p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_l)$ 和 $p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_{l'})$, 其中 $\boldsymbol{\alpha}_l$ 和 $\boldsymbol{\alpha}_{l'}$ 均为模型参数矢量, 则两者间的 KL 距离定义为

$$D_{\text{KL}}(p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_l)||p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_{l'})) = \int_{\Omega_Z} p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_l) \log \frac{p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_l)}{p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_{l'})} d\mathbf{Z}. \quad (6)$$

由式 (6) 可知, 该距离函数并非对称函数, 为此, 采用如下具有对称性的 KL 距离测度:

$$D_S(p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_l)||p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_{l'})) = \frac{D_{\text{KL}}(p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_l)||p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_{l'}))}{2} + \frac{D_{\text{KL}}(p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_{l'})||p(\mathbf{Z}; \boldsymbol{\alpha}_l))}{2}. \quad (7)$$

设由 $\mathbf{Z}_g = \{Z_a : a \in A_g\}$ 和 $\mathbf{Z}_l = \{Z_a : l_a = l\}$ 估计得到的分布参数分别为 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_g = (\hat{\mu}_g, \hat{\sigma}_g)$ 和 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_l = (\hat{\mu}_l, \hat{\sigma}_l)$, 则 A_g 内像素与图像中标号为 l 的像素集间的异质性系数可定义为

$$\varphi(\mathbf{Z}_g, \mathbf{Z}_l) = D_S(p(\mathbf{Z}_g; \hat{\boldsymbol{\alpha}}_g)||p(\mathbf{Z}_l; \hat{\boldsymbol{\alpha}}_l)). \quad (8)$$

全局异质性模型, 即图像中所有划分子块的异质性系数之和为

$$\varphi(\mathbf{Z}, \mathbf{L}) = \sum_{g \in \{1, 2, \dots, m\}} \varphi(\mathbf{Z}_g, \mathbf{Z}_l) = \sum_{g \in \{1, 2, \dots, m\}} D_S(p(\mathbf{Z}_g; \hat{\boldsymbol{\alpha}}_g)||p(\mathbf{Z}_l; \hat{\boldsymbol{\alpha}}_l)). \quad (9)$$

应用非约束吉布斯表达式将全局异质性模型转化为异质性概率分布函数, 即

$$\Phi(\mathbf{Z}, \mathbf{L}) = \frac{1}{A} \exp(-\varphi(\mathbf{Z}, \mathbf{L})) = \frac{1}{A} \exp\left(-\sum_{g \in \{1, 2, \dots, m\}} D_S(p(\mathbf{Z}_g; \hat{\boldsymbol{\alpha}}_g)||p(\mathbf{Z}_l; \hat{\boldsymbol{\alpha}}_l))\right), \quad (10)$$

其中 $A = \sum_{\mathbf{L}' \in \Omega_L} \exp(-\varphi(\mathbf{Z}, \mathbf{L}'))$.

图像分割模型定义为后验概率模型与异质性概率分布函数. 结合式 (5) 和 (10), 图像分割模型可写为

$$P(\mathbf{Z}, \mathbf{L}) = P(\mathbf{L}|\mathbf{Z})\Phi(\mathbf{Z}, \mathbf{L}) = \prod_{g=1}^m \prod_{a \in A_g} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_l} \exp\left\{-\frac{(Z_a - \mu_l)^2}{2\sigma_l^2}\right\} \times \sum_{\langle g, g' \rangle} \eta [1 - 2\delta(L_g - L_{g'})] \times \frac{1}{A} \exp\left(-\sum_{g \in \{1, 2, \dots, m\}} D_S(p(\mathbf{Z}_g; \hat{\boldsymbol{\alpha}}_g)||p(\mathbf{Z}_l; \hat{\boldsymbol{\alpha}}_l))\right). \quad (11)$$

1.3 基于 M-H 算法的最优 SAR 图像分割

文献 [25] 证明: 随机松弛算法生成的采样序列 $\{z(\tau) : \tau = 0, 1, \dots\}$ 依概率分布式 (11) 渐近收敛于 $\hat{l} = \max_l P(z, l)$. 为得到最优分割结果, 本文采用 M-H 算法 [26] 并设计以下操作求解上述概率分布函数.

1) 改变子块标号. 设当前标号场为 $l = \{l_g : g = 1, 2, \dots, m\}$, 以等概率 $(1/m)$ 选取子块 (如 g). 改变 l_g , 而其他子块标号保持不变. l_g 的候选标号 l_g^* 以等概率

(1/k) 在 $\{1, 2, \dots, k\}$ 中抽取, 并满足条件 $l_g^* \neq l_g$. 改变 l_g 的接受概率可表示为

$$\beta_L(l_g, l_g^*) = \min \left\{ 1, P(\mathbf{z}_g; \mu_{l_g}, \sigma_{l_g}) \sum_{g' \in N_g} 4\eta\delta(l_g - l_{g'}) \times \exp\{\varphi(\mathbf{z}_{g, l_g})\} / P(\mathbf{z}_g; \mu_{l_g^*}, \sigma_{l_g^*}) \times \sum_{g' \in N_g} 4\eta\delta(l_g^* - l_{g'}) \times \exp\{\varphi(\mathbf{z}_{g, l_g^*})\} \right\}, \quad (12)$$

其中 N_g 为 A_g 的邻域子块集合.

2) 分裂子块. 将某一划分子块 A_g (标号为 l) 划分成两个新子块 A_{g1} 和 A_{g2} , 并重新分配两个新子块的标号. 本文采用的新子块标号分配原则为: 任选一新子块 (如 A_{g1}), 其标号保持原有划分子块标号不变 ($L_{g1} = l$), 另一新子块 (A_{g2}) 的标号 ($L_{g2} = l^*$) 在 $\{1, 2, \dots, k\}$ 中随机选取, 且 $l \neq l^*$. 与 A_{g1} 和 A_{g2} 对应的分布参数分别 $\alpha_{g1} = (\mu_l, \sigma_l)$ 和 $\alpha_{g2} = (\mu_{l^*}, \sigma_{l^*})$. 分裂子块的接受率可表示为

$$\beta_S(l, l^*) = \min \left\{ 1, P(\mathbf{z}_g; \mu_l, \sigma_l) \sum_{g' \in N_g} 4\eta\delta(l_g - l_{g'}) \times \exp\{\varphi(\mathbf{z}_{g, l_g})\} / P(\mathbf{z}_g; \mu_{l^*}, \sigma_{l^*}) \times \sum_{g' \in N_g} 4\eta\delta(l_g^* - l_{g'}) \times \exp\{\varphi(\mathbf{z}_{g, l_g^*})\} \right\}. \quad (13)$$

1.4 算法流程

综上所述, 算法流程总结如下.

Step 1: 给定聚类数 k 、最大循环次数 s 、接受阈值 $e > 0$.

Step 2: 根据式(3)计算 μ_l 和 σ_l^2 , 再根据式(2)得到特征场概率模型; 根据式(4)得到标号场概率模型.

Step 3: 根据式(5)得到后验概率模型; 根据式(9)和(10)得到全局异质性概率分布.

Step 4: 根据式(11)得到图像分割模型.

Step 5: 分别执行改变子块标号和分裂子块操作, 其接受率分布根据式(12)和(13)计算, 当接收概率大于 e 时, 接受该操作结果; 否则, 拒绝该操作结果.

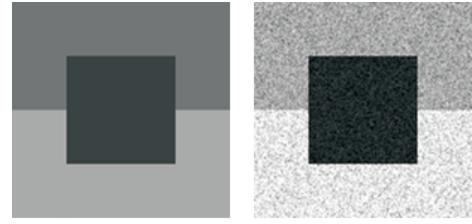
Step 6: 循环 Step 2 ~ Step 5, 直至达到最大循环次数 s 时算法终止.

2 实验与结果

2.1 模拟图像分割

图1(a)为一幅 128×128 像素尺度的模版图像, 图1(b)为生成的模拟图像, 类别数为3. 表1为生成该图像各同质区域的分布参数.

利用所提出算法分割模拟图像, 图2(a1), 2(b1),



(a) 模板图像 (b) 模拟图像

图1 模板图像和模拟图像

表1 生成图1(b)的正态分布参数

图像	参数	同质区域		
		1	2	3
图1(b)	均值	150	30	220
	方差	20	10	30

2(c1), 2(d1) 对应选取的初始子块尺寸为 4×4 , 图2(a2) ~ 图2(d2) 选取的初始子块尺寸为 8×8 , 图2(a3) ~ 图2(d3) 对应选取的初始子块尺寸为 16×16 , 是通过一系列改变子块标号和分裂子块操作后得到的图像分割结果. 其中, 当采样平稳及算法收敛之后得到最终分割结果如图2(a)所示. 图2(b)为相应的区域划分结果. 为了能够更明显地显示分割结果能否准确拟合同质区域, 提取分割结果的轮廓线, 并分别与原始 SAR 图像和区域划分结果叠加, 见图2(c)和图2(d). 通过分裂操作能够达到细化边缘的效果. 由于涵盖目标边缘划分子块内的像素具有较大的方差, 在分裂子块过程中, 优先选取块内方差较大的子块进行分裂, 并限定最小子块尺度为 2×2 像素. 图2(a)为最优分割结果, 图2(b)为最终区域划分结果, 图2(c)和图2(d)分别为分割区域轮廓线与原始图像和区域划分图像叠加的效果图. 以图1(a)模板为标准, 计算分割结果的混淆矩阵; 以该矩阵为基础, 进一步计算各项精度评价指标, 包括产品精度、用户精度、总体精度和 Kappa 系数. 利用上述指标评价分割结果精度, 见表2. 其中: 产品精度指的是影像中被正确分类的像素数与该类真实参考总数之比; 用户精度是指被正确分类的像素数与影像中所有被分为该类的像素数之比; 总体精度是指被正确分类的像素数与像素总数之比^[27]. Kappa 系数是通过将所有地表真实分类中的像素总数乘以混淆矩阵对角线的和, 再减去某一类地表真实像素总数与被误分成该类像素总数之积对所有类别求和的结果, 再除以总像素数的平方差减去某一类中地表真实像素总数与该类中被分类像素总数之积对所有类别求和的结果所得到的. 当 Kappa 系数达到 0.8 以上时可称为优质分割^[28]. 由表2 可看出, 初始子块选取为 4×4 、 8×8 和 16×16 时, 本文方法均能得到较好的分割结果, 但对应分割结果的精度逐渐降低.

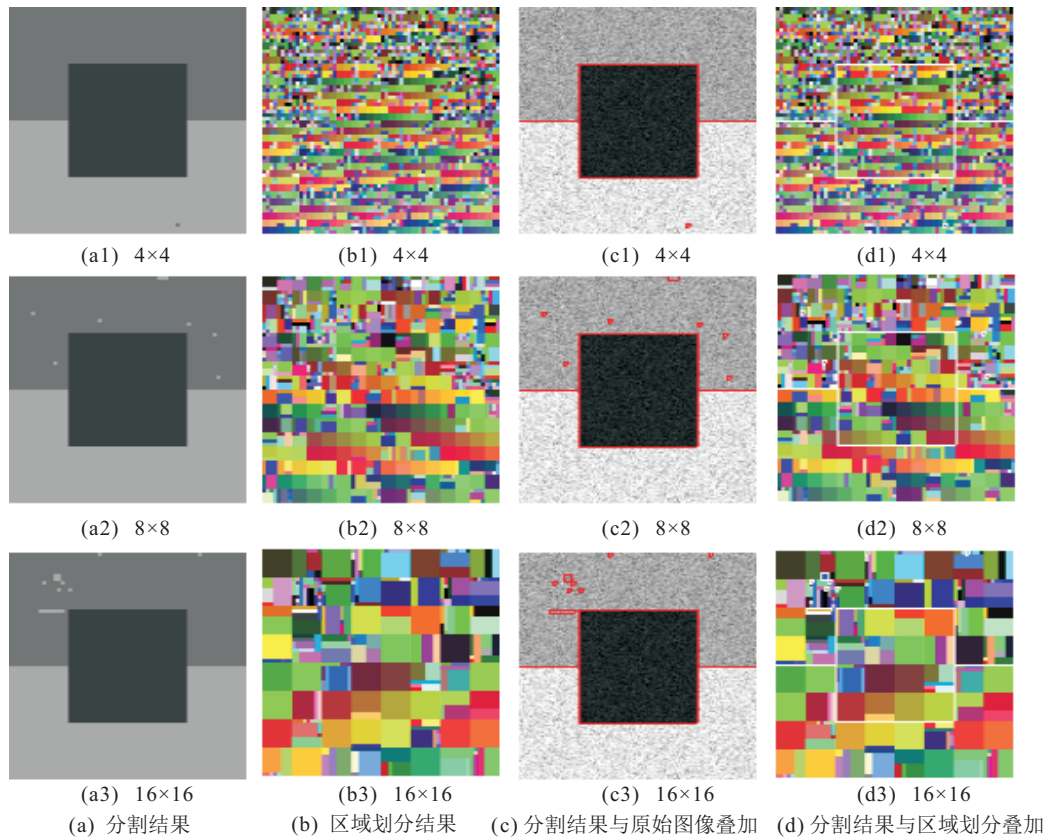


图2 模拟图像分割结果

表2 分割结果精度评价

初始子块(4×4/8×8/16×16)	区域1	区域2	区域3	总数	用户精度 /%
区域1	6 144/6 108/6 076	0/0/0	4/0/0	6 148/6 108/6 076	99.93/100/100
区域2	0/0/0	4 096/4 096/4 096	0/0/0	4 096/4 096/4 096	100/100/100
区域3	0/36/68	0/0/0	6 140/6 144/6 144	6 140/6 180/6 212	100/99.42/98.91
总数	6 144/6 144/6 144	4 096/4 096/4 096	6 144/6 144/6 144	16 384	
产品精度 / %	100/99.41/98.90	100/100/100	99.93/100/100		
总体精度 / %			99.98/99.79/99.58		
Kappa系数			0.999 6/0.996 7/0.993 7		

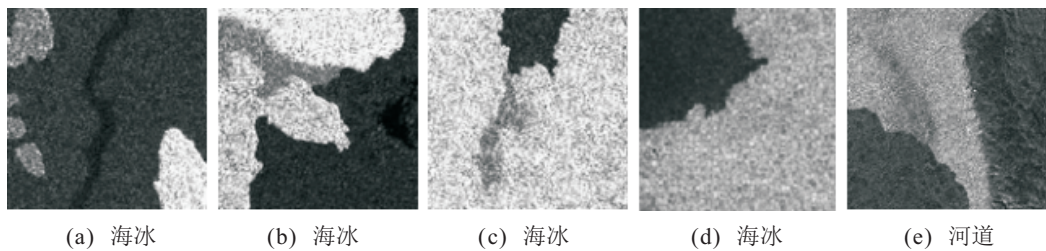


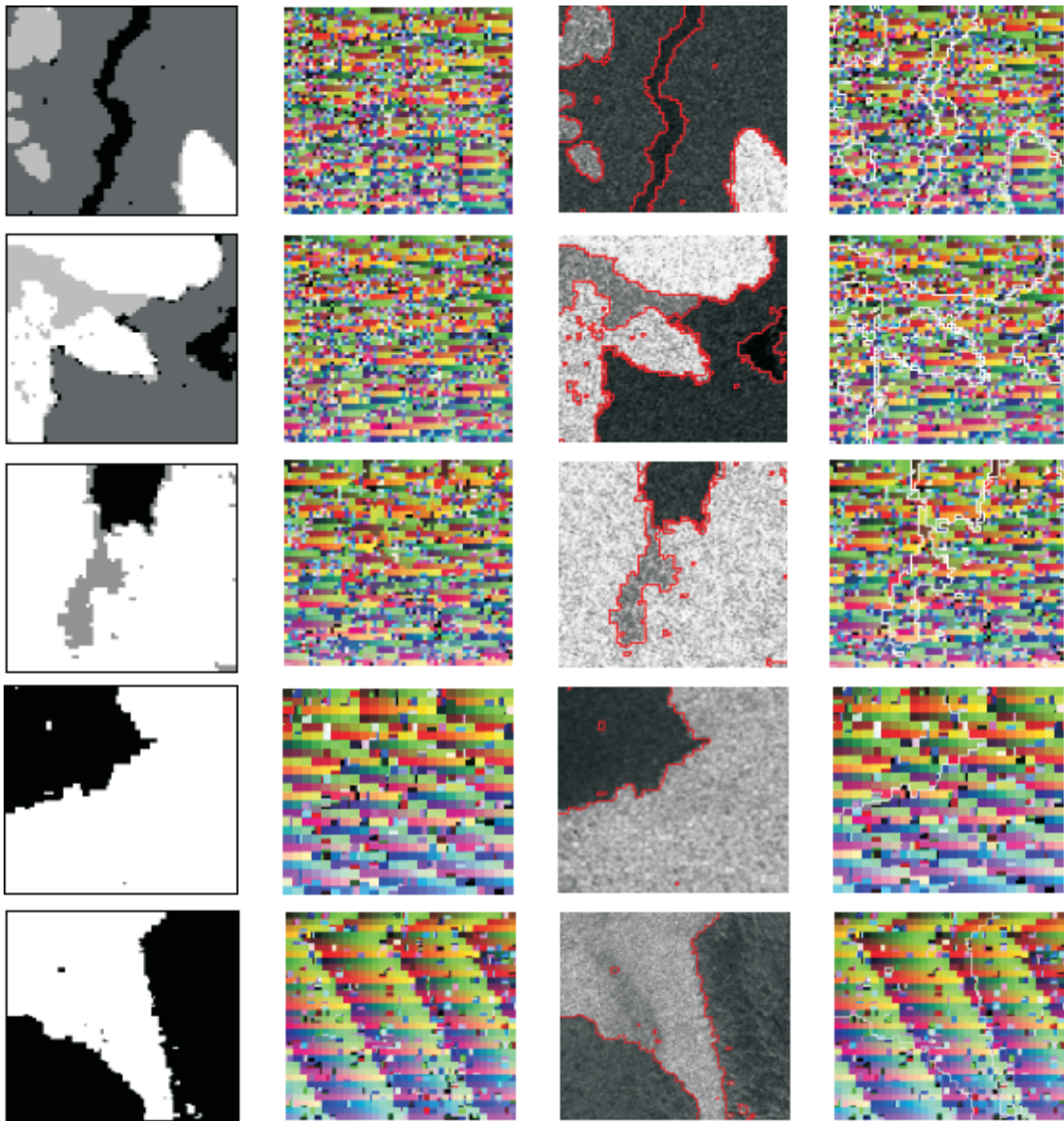
图3 真实SAR图像

2.2 真实的SAR图像分割

图3为待分割的真实SAR图像.其中:图3(a)~图3(c)尺度为128×128像素,图3(d)和图3(e)尺度分别为192×192像素和256×256像素,类别数分别为4、4、3、2和2,主要包括海水、不同融化程度的海冰和河道地物类型.

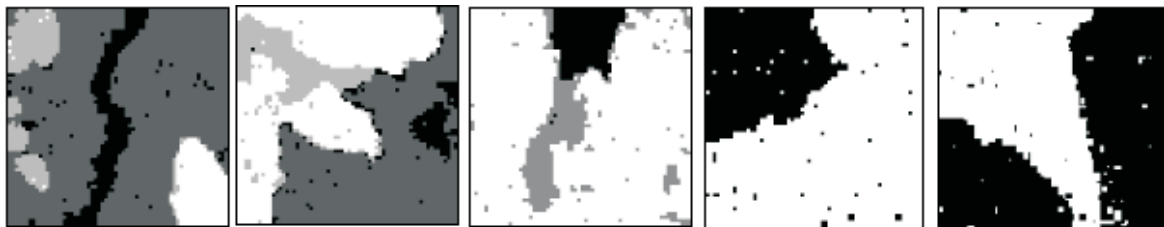
由模拟图像分割结果可以看出,采用4×4为子块初始尺度的分割结果最好,4×4子块能够在有效削弱

噪声影响的同时,较好地保留图像细节特征,因此对较小图像(图3(a)~图3(c))采用4×4子块实现初始分割,并在此基础上迭代分裂子块,以得到最优分割结果.而对较大图像(图3(d)和图3(e)),采用8×8子块实现初始分割.分割结果如图4(a)所示,图4(b)为其对应的区域划分结果,图4(c)和图4(d)分别为分割结果轮廓线与原始图像和区域划分结果的叠加效果.可以看出,所提出算法能较好地分割各图像.

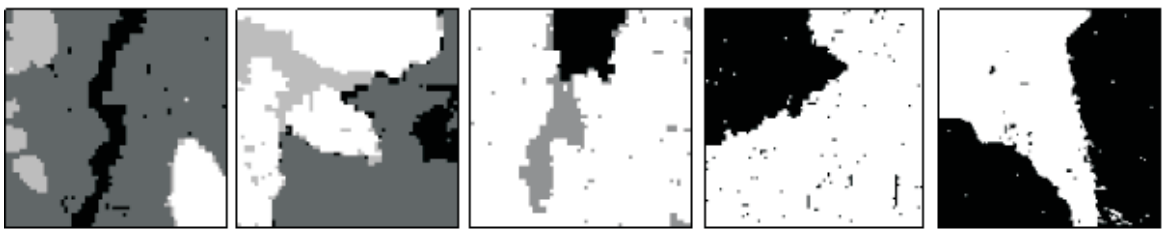


(a) 分割结果 (b) 区域划分结果 (c) 分割结果与原始图像叠加 (d) 分割结果与区域划分叠加

图4 真实SAR图像分割结果



(a) 对比算法1的分割结果



(b) 对比算法2的分割结果

图5 对比算法分割结果

2.3 对比算法SAR图像分割

为验证以KL距离为异质性测度在所提出算法中的有效性,采用两种算法进行对比实验.一种是仅利用本文中特征场和标号场概率模型,构建未包含KL距离的分割目标函数;另一种是文献[20]提出的结合规则划分与M-H算法的SAR图像分割方法,该方法同样没有采用KL距离计算区域分布间的异质性.对图3中的真实SAR图像进行分割实验,两种对比算法均对前3幅图像采用 4×4 子块、后两幅采用 8×8 子块实现初始分割,实验分割结果如图5所示.其中:图5(a)为第1种对比算法的分割结果,图5(b)为第2种对比算法的分割结果.对比算法由于没有考虑划分子区域内像素强度分布的异质性,其分割结果依然存在较多误分现象,无法很好地去除斑点噪声.对比图5和图4的分割结果可以看出,引入异质性模型能够有效提高SAR图像分割精度.由于KL距离能够度量区域间的异质性,使分布相同的子块隶属于同一类别中,而使分布不同的子块脱离所在类别,给予其新的标号.通过该对比实验,验证了KL距离是一种有效的度量测度,将其应用于图像分割模型的构建能够有效提高SAR图像的分割精度.

3 结论

针对SAR图像包含较多斑点噪声的问题,本文提出了一种结合KL距离与规则划分的SAR图像分割算法.通过规则划分图像域,并以划分区域为基本单元建立图像分割模型,有效削弱了噪声影响,提高分割精度.通过分裂子块操作处理位于边界的子块,能够进一步提高算法对图像边缘的拟合程度.对比模拟影像不同尺度的规则子块分割结果, 4×4 单位子块既能够平滑噪声又能较好地保留边缘的细节信息.因此,以 4×4 单位子块为操作对象分割精度最高.但根据原始影像的尺度可以适当选取所生成规则子块的尺度.由于本文将子块作为处理单元,使得引入的KL距离可以更加有效地度量区域间分布的差异性.因此,既可以将具有相似分布特征子块划分到同一类别中,又能保证分布特征差异较大的子块被划分为不同类别,以达到进一步改善图像分割结果的目的.通过与两种没有引入KL距离的规则划分方案进行对比,验证了KL距离的有效性.

参考文献(References)

[1] 吴诗嫻, 吴一全, 周建江, 等. 利用倒数灰度熵和改进Chan-Vese模型进行SAR河流图像分割[J]. 测绘学报, 2015, 44(11): 1255-1262.
(Wu S H, Wu Y Q, Zhou J J, et al. SAR river

image segmentation based on reciprocal gray entropy and improved Chan-Vese model[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(11): 1255-1262.)

- [2] 胡昭玲. 广义高斯模型及KI双阈值法的SAR图像非监督变化检测[J]. 测绘学报, 2013, 42(1): 116-122.
(Hu Z L. An unsupervised change detection approach based on KI dual thresholds under the generalized Gauss model assumption in SAR images[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(1): 116-122.)
- [3] Qin X X, Zou H X, Zhou S L, et al. Region based classification of SAR images using Kullback-Leibler distance between generalized Gamma distributions[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(8): 1655-1659.
- [4] 陈建宏, 赵拥军, 赖涛, 等. 高分辨TerraSAR-X图像舰船目标几何参数提取方法[J]. 控制与决策, 2015, 30(6): 1135-1138.
(Chen J H, Zhao Y J, Lai T, et al. Geometric parameters extraction method of ship target in high resolution TerraSAR-X image[J]. Control and Decision, 2015, 30(6): 1135-1138.)
- [5] 许允喜, 陈方. 基于CenSurE特征的SAR/INS组合导航景象匹配算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1175-1180.
(Xu Y X, Chen F. Scene matching algorithm based on CenSurE for SAR/INS integrated navigation system[J]. Control and Decision, 2011, 26(8): 1175-1180.)
- [6] 陈颖峰. 基于几何区域的灰度共生矩阵和Region Map的SAR图像分割方法[D]. 西安: 西安电子科技大学计算机学院, 2014.
(Chen Y F. SAR image segmentation based on GLCM of geometric region and region map[D]. Xi'an: School of Computer Science and Technology, Xidian University, 2014.)
- [7] 李琴洁, 杨学志, 吴克伟, 等. 区域Gamma混合模型的SAR图像分割[J]. 遥感学报, 2014, 18(5): 1024-1033.
(Li Q J, Yang X Z, Wu K W, et al. Synthetic Aperture Radar image segmentation using a regional gamma mixture model[J]. J of Remote Sensing, 2014, 18(5): 1024-1033.)
- [8] 张泽均, 水鹏朗. 边缘惩罚层次区域合并SAR图像分割算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(2): 261-267.
(Zhang Z J, Shui P L. SAR image segmentation algorithm using hierarchical region merging with edge penalty[J]. J Electronics & Information Technology, 2015, 37(2): 261-267.)
- [9] 吴艳, 焦惊眉, 杨晓丽, 等. 基于Contourlet域HMT和D-S证据融合的SAR图像分割[J]. 测绘学报, 2011, 40(2): 148-155.
(Wu Y, Jiao J M, Yang X L, et al. Segmentation algorithm for SAR images based on fusion of HMT in the contourlet domain and D-S theory of evidence[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40(2): 148-155.)
- [10] 赵伟, 田铮, 杨丽娟, 等. 基于局部平滑加权图割方法的SAR图像分割[J]. 光电子·激光, 2014, 25(11): 2212-2217.

- (Zhao W, Tian Z, Yang L J, et al. SAR image segmentation using local smoothing weighted graph cut[J]. *J of Optoelectronics· Laser*, 2014, 25(11): 2212-2217.)
- [11] Yang D D, Wang L, Hei X H, et al. An efficient automatic SAR image segmentation framework in AIS using kernel clustering index and histogram statistics[J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 16(3): 63-79.
- [12] 刘健, 雷英杰, 刑雅琼, 等. 基于NSST域隐马尔可夫树模型的SAR和灰度可见光图像融合[J]. *控制与决策*, 2016, 31(3): 453-457.
(Liu J, Lei Y J, Xing Y Q, et al. Fusion technique for SAR and gray visible image based on hidden Markov model in non-subsample shearlet transform domain[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(3): 453-457.)
- [13] 倪维平, 严卫东, 边辉, 等. 基于MRF模型和形态学运算的SAR图像分割[J]. *电光与控制*, 2011, 18(1): 32-36.
(Ni W P, Yan W D, Bian H, et al. SAR image segmentation based on MRF model and morphological operation[J]. *Electronics Optics & Control*, 2011, 18(1): 32-36.)
- [14] 涂松, 李禹, 粟毅. 基于主动轮廓模型的SAR图像分割方法综述[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(8): 1754-1766.
(Tu S, Li Y, Su Y. Overview of SAR image segmentation based on active contour model[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(8): 1754-1766.)
- [15] 徐海霞, 田铮, 丁明涛. 基于谱聚类与混合模型的SAR图像多尺度分割[J]. *中国图象图形学报*, 2015, 15(3): 450-454.
(Xu H X, Tian Z, Ding M T. Multiscale segmentation for SAR image based on spectral clustering and mixture model[J]. *J of Image and Graphics*, 2015, 15(3): 450-454.)
- [16] 侯一民, 郭雷. 一种基于马尔可夫随机场的SAR图像分割新方法[J]. *电子与信息学报*, 2007, 29(5): 1069-1072.
(Hou Y M, Guo L. A novel SAR image segmentation method based on Markov random field[J]. *J Electronics & Information Technology*, 2007, 29(5): 1069-1072.)
- [17] 林宜琛, 傅兴玉, 王峰, 等. 相位一致性的SAR图像溢油分割算法研究[J]. *测绘科学*, 2016, 41(3): 91-95.
(Lin Y C, Fu X Y, Wang F, et al. An oil spill segmentation algorithm for SAR imagery based on phase congruency[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2016, 41(3): 91-95.)
- [18] 林达, 徐新, 潘雪峰, 等. 一种新的MSTAR SAR图像分割方法[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2014, 39(11): 1314-1317.
(Lin D, Xu X, Pan X F, et al. Segmentation of SAR image of MSTAR SAR chips based on attributed scattering center feather and Markov random field[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(11): 1314-1317.)
- [19] Hu Y Y, Fan J C, Wang J. SAR image unsupervised segmentation based on a modified fuzzy C-means algorithm[C]. 2016 6th Int Conf on Information Science and Technology. New York: IEEE, 2016: 520-523.
- [20] 王玉, 李玉, 赵泉华. 结合规则划分和M-H算法的SAR图像分割[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2016, 41(11): 1491-1497.
(Wang Y, Li Y, Zhao Q H. SAR image segmentation combined regular tessellation and M-H algorithm[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(11): 1491-1497.)
- [21] 宋艳涛, 纪则轩, 孙权森, 等. 基于图像片马尔科夫随机场的脑MR图像分割算法[J]. *自动化学报*, 2014, 40(8): 1754-1763.
(Song Y T, Ji Z X, Sun Q S, et al. Brain MR image segmentation algorithm based on Markov random field with image patch[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(8): 1754-1763.)
- [22] 王庆, 曾琪明, 张海真, 等. 全极化SAR图像边缘检测的随机距离法[J]. *测绘学报*, 2015, 44(7): 753-760.
(Wang Q, Zeng Q M, Zhang H Z, et al. Edge detection of PolSAR image based on stochastic distance[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(7): 753-760.)
- [23] Rade R G, Garas G. Fuzzy C-means with local membership based weighted pixel distance and KL divergence for image segmentation[J]. *J of Pattern Recognition Research*, 2015, 10(1): 53-60.
- [24] Geman D, Geman S, Graffigne C, et al. Boundary detection by constrained optimization[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 609-628.
- [25] Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the bayesian restoration of images[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, 6(6): 721-741.
- [26] 赵泉华, 李玉, 何晓军. 结合EM/MPM算法和Voronoi划分的图像分割方法[J]. *信号处理*, 2013, 29(4): 503-512.
(Zhao Q H, Li Y, He X J. Combining the EM/MPM and Voronoi tessellation for image segmentation[J]. *J of Signal Processing*, 2013, 29(4): 503-512.)
- [27] 赵雪梅, 李玉, 赵泉华. 基于隐马尔可夫高斯随机场模型的模糊聚类高分辨率遥感影像分割算法[J]. *电子学报*, 2016, 44(3): 679-686.
(Zhao X M, Li Y, Zhao Q H. Hidden Markov Gaussian random field based fuzzy clustering algorithm for high-resolution remote sensing image segmentation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(3): 679-686.)
- [28] Congalton G R, Green K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices[M]. Boca Raton: CRC Press, 2008: 169-190.

(责任编辑: 孙艺红)