

控制与决策

Control and Decision

贝叶斯框架下基于曲波特征加权的SAR影像分割

王玉, 周国清, 尤号田

引用本文:

王玉, 周国清, 尤号田. 贝叶斯框架下基于曲波特征加权的SAR影像分割[J]. *控制与决策*, 2022, 37(7): 1729–1736.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1752>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于混合邻域约束项的改进FCM算法](#)

Mixed neighborhood constraints based fuzzy C-means algorithm

控制与决策. 2021, 36(6): 1457–1464 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1321>

[基于波段影像统计信息量加权K-means聚类的高光谱影像分类](#)

Algorithm based on band statistical information weighted K-means for hyperspectral image classification

控制与决策. 2021, 36(5): 1119–1126 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1516>

[基于FRC框架的红外与可见光图像融合方法](#)

Infrared and visible image fusion based on FRC algorithm

控制与决策. 2021, 36(11): 2690–2698 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0669>

[无人飞行器航迹方案的VIKOR择优评价](#)

Unmanned aerial vehicle path scheme optimal evaluation based-VIKOR

控制与决策. 2020, 35(12): 2950–2958 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0415>

[混合MIMO相控阵雷达的交错稀疏阵列设计](#)

Interleaved sparse array design of hybrid phased-MIMO radar

控制与决策. 2021, 36(4): 959–966 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0965>

贝叶斯框架下基于曲波特征加权的 SAR 影像分割

王 玉[†], 周国清, 尤号田

(桂林理工大学 测绘地理信息学院, 广西 桂林 541004)

摘要: 为了探究各特征在 SAR 影像分割中的作用规律, 提出一种贝叶斯框架下基于曲波特征加权的 SAR 影像分割方法. 首先, 利用曲波变换提取像素的多尺度光谱特征, 构成像素特征矢量, 为了探究提取的多尺度光谱特征在 SAR 影像分割中的作用规律, 赋予该矢量中的每个特征分量不同的贡献权重, 并利用上述特征和贡献权重定义特征加权影像; 然后, 划分影像域, 并在贝叶斯框架下构建基于曲波特征加权的 SAR 影像分割模型; 同时利用马尔可夫链蒙特卡罗 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 算法和最大期望值 (expectation maximization, EM) 算法实现影像分割和权重估计; 最后, 利用所提出方法和 4 种对比方法对 SAR 影像进行分割实验, 通过其定性及定量评价结果验证所提出方法不仅能够自适应地确定特征在影像分割中的作用, 还能有效提高 SAR 影像分割精度, 表明所提出方法在 SAR 影像多特征分割中的优势.

关键词: SAR 影像分割; 曲波变换; 贝叶斯定理; MCMC 算法; EM 算法

中图分类号: TP391 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1752

引用格式: 王玉, 周田清, 尤号田. 贝叶斯框架下基于曲波特征加权的 SAR 影像分割[J]. 控制与决策, 2022, 37(7): 1729-1736.

SAR image segmentation based on weighted curvelet features in Bayesian framework

WANG Yu[†], ZHOU Guo-qing, YOU Hao-tian

(College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: To research on the roles of multiple features in the SAR image segmentation, this paper presents a SAR image segmentation method with weighted curvelet features in the Bayesian framework. Firstly, curvelet transform is used for the SAR image to extract multiscale spectral features of every pixel, then pixels' feature vectors can be formed. To research on the roles of extracted multiscale spectral features in the SAR image segmentation, a weight is assigned to a component in the pixel's feature vector. Then, an image with feature weighted can be defined by the feature and weights, and its image domain is partitioned. On the partitioned image domain, a SAR image segmentation model based on weighted curvelet features is built in the Bayesian framework. Further, Markov Chain Monte Carlo (MCMC) and expectation maximization (EM) algorithms are used to segment image and estimate the weight values. Finally, the proposed method and four comparison methods are used to segment the SAR image. The quantitative and qualitative results illustrate that the proposed method can not only automatically determine the roles of multiple features in the segmentation procedure, but also improve the segmentation accuracy effectively, and the proposed method has strength in the multi-feature segmentation of the SAR image.

Keywords: SAR image segmentation; curvelet transform; Bayesian paradigm; MCMC algorithm; EM algorithm

0 引言

传统影像分割方法依据像素光谱特征实现分割^[1]. 与光学遥感影像相比, 合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 成像原理与人类视觉相悖且影

像存在相干斑噪声, 导致仅利用传统影像分割方法无法高精度地分割 SAR 影像. 为此, 研究者在传统分割方法中引入多特征概念, 即在分割中以多个特征为依据, 以提高影像分割精度. 如芮维等^[2]提取 SAR

收稿日期: 2020-12-15; 录用日期: 2021-04-21.

基金项目: 广西科技计划项目 (2020GXNSFB297096, 桂科 AA18118038); 国家自然科学基金项目 (41901370); 广西空间信息与测绘重点实验室基金项目 (19-050-11-20).

责任编辑: 张国山.

[†]通讯作者. E-mail: 1009059221@qq.com.

影像的颜色、边缘和形状特征,利用分形网络演化算法(fractal net evolution approach, FNEA)实现多特征分割. 王衍等^[3]利用灰度共生矩阵(grey level co-occurrence matrix, GLCM)提取SAR影像的纹理特征,然后利用分水岭方法实现多特征分割. 徐川等^[4]提取多尺度影像,以多尺度影像为分割依据,利用水平集实现SAR影像分割. 陈媛等^[5]提取SAR影像的边缘强度特征,然后将影像的每个点映射到高维特征空间,再利用线性谱聚类实现SAR影像分割. 胡娇静等^[6]提取多尺度影像,以此为基础构建多尺度影像序列的C-V模型,并将其应用到SAR岸线快速自动分割. 王玉等^[7]利用曲波变换提取全色遥感影像的多个特征,结合统计分割算法实现全色遥感影像的多特征分割. eCognition软件中的多尺度分割方法是一种常见的多特征分割方法,玉树甫江等^[8]利用该方法实现参考专题图层的影像分割. 随着对深度学习的不断研究,学者们提出了很多模型,其中全卷积网络(fully convolution network, FCN)较为常用,该模型广泛应用于SAR影像分割和分类,赵泉华等^[9]利用其分割SAR影像,进而实现全极化SAR影像的土地覆盖分类.

为了提高影像分割精度,一些研究者利用子区域代替像素,将其融入到贝叶斯框架,构建基于区域的分割模型,进而提高影像分割精度. 高亮等^[10]利用Delaunay三角网将影像划分为众多彼此连接的超像素,在此基础上结合贝叶斯定理构建基于区域的影像分割模型. 王玉等^[7]利用规则划分技术将影像域划分为一系列规则子块,在划分的影像域上结合统计分布构建基于规则子块的SAR影像分割模型. Li等^[11]将影像划分为一系列Voronoi子区域,以此为基本单元,结合贝叶斯定理建立SAR影像分割模型. 宋文青等^[12]将影像划分为众多彼此连接的超像素,在此基础上结合马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)和贝叶斯定理构建SAR影像超像素分割模型.

作为一种成熟的统计算法,马尔可夫链蒙特卡罗(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)算法已广泛应用于SAR影像分割模型模拟. Li等^[13]利用MCMC算法模拟基于贝叶斯定理的SAR区域分割模型,以实现SAR影像的区域分割. Askari等^[14]利用MCMC算法对基于子区域的SAR影像模型参数进行模拟求解. Wang等^[15]利用MCMC算法模拟基于能量函数的SAR分割模型,实现SAR影像的能量分割. 作为另一种成熟的统计算法,最大期望值(expectation

maximization, EM)算法被广泛应用于解析量求解. 如Comer等^[16]利用EM算法求解Gaussian分布的均值和方差. 赵泉华等^[17]利用EM算法求解影像模型的参数.

本文以子区域为基本单元,将曲波变换、贝叶斯定理、MCMC和EM算法相结合,提出一种贝叶斯框架下基于曲波特征加权的SAR影像分割方法. 最后通过对实验SAR影像分割的精度评价结果验证所提出方法的有效性.

1 算法描述

1.1 定义特征加权影像

由于SAR影像存在相干斑噪声,仅依据影像强度难以精确分割,本文利用曲波变换提取多尺度光谱特征,并定义特征加权影像,以此为依据实现分割. 给定SAR影像,对其进行曲波变换,得到一系列曲波系数 $C_j(j = 1, 2, \dots, J)$;令除尺度 j 以外所有尺度的曲波系数为0,对所有曲波系数进行曲波逆变换得到重构影像 f_j ^[18],即

$$f_j = \sum_{j=1, J} C_j \phi_j. \quad (1)$$

其中: $f_j = \{f_{js}; s = 1, 2, \dots, S\}$ 为影像域 P 上尺度 j 的光谱特征, f_{js} 为像素 s 在尺度 j 上的光谱测度值, S 为总像素数, J 为总尺度数, ϕ_j 为曲波基. 令 $j = 1, 2, \dots, J$,得到特征集合 $f = \{f_j; j = 1, 2, \dots, J\} = \{f_{js}; j = 1, 2, \dots, J, s = 1, 2, \dots, S\}$. 特征集合也可表示为所有像素的特征矢量的集合,即 $f = \{f_s; s = 1, 2, \dots, S\}$,其中 $f_s = \{f_{js}; j = 1, 2, \dots, J\}$ 为像素 s 的特征矢量.

在特征分割中,为了发挥各特征的作用,赋予 f_{js} 对应的贡献权重 ω_{jy_s} ,即定义贡献权重. 所有贡献权重构成贡献权重集合,记作 $\omega = \{\omega_{jy_s}; j = 1, 2, \dots, J, s = 1, 2, \dots, S\}$,其中 y_s 为像素 s 的标号. 令 $y_s = l$,则 $\omega = \{\omega_{jl}; j = 1, 2, \dots, J, l = 1, 2, \dots, L\}$. 其中: ω_{jl} 为特征 j 对标号 l 的贡献权重, L 为标号总数.

定义像素 s 在尺度 j 上的特征加权值,记作 $w_{js} = \omega_{jy_s} \times f_{js}$. 像素 s 的所有特征加权值构成像素 s 的特征加权矢量值,记作 $w_s = \{w_{js}; j = 1, 2, \dots, J\}$,可以看作是像素 s 特征加权矢量 $W_s = \{W_{js}; j = 1, 2, \dots, J\}$ 的一个实现;所有像素的特征加权矢量值构成特征加权影像,记作 $w = \{w_s; s = 1, 2, \dots, S\}$;所有像素的特征加权矢量构成特征加权矢量场,记作 $W = \{W_s; s = 1, 2, \dots, S\}$.

1.2 建立贝叶斯框架下基于曲波特征加权的SAR影像分割模型

相比于光学遥感影像, SAR影像的相干斑噪声降低传统分割方法的分割精度. 为此, 利用规则划分技术将影像域 D 划分为 m 个子区域, 记作 $D = \{D_i; i = 1, 2, \dots, m\}$. 其中: i 为子区域索引, m 为随机变量. 利用泊松分布定义其先验分布^[19], 可表示为

$$p(m) = \frac{\lambda^m}{m!} \exp(-\lambda). \quad (2)$$

在划分的影像域上, 子区域 D_i 对应的标号变量为 $Y_i, Y_i \in \{1, 2, \dots, L\}$, L 为标号总数. 所有标号变量构成标号场, 记作 $Y = \{Y_i; i = 1, 2, \dots, m\}$. 利用改进的静态Plotts模型构建标号场模型^[19], 可表示为

$$p(Y|m) = \prod_{i=1}^m p(Y_i|Y_r, D_r \in ND_i) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{Z} \exp \left\{ \gamma \sum_{D_r \in ND_i} \delta(Y_i, Y_r) \right\}. \quad (3)$$

其中: Y_r 为邻域子区域 D_r 的标号变量, ND_i 为 D_r 的集合, Z 为归一化常数, γ 为相邻子区域的空间作用参数, $\delta(\cdot)$ 为指示函数.

在划分的影像域上, 特征加权矢量场记作

$$W = \{W_i; i = 1, 2, \dots, m\},$$

其中 W_i 为 D_i 内所有像素的特征加权矢量的集合, 即 $W_i = \{W_s; s \in D_i\}$. 假设 D_i 中所有像素对应的 W_s 服从同一独立的多值 Gaussian 分布^[17], 以定义 W_i 的概率密度函数. 假设对于 $i = 1, 2, \dots, m$, W_i 的概率密度函数相互独立, 则特征加权矢量场模型 $p(W|Y, \theta, m)$ 可表示为

$$p(W|Y, \theta, m) = \prod_{i=1}^m p(W_i|Y_i = l, \theta_i) = \prod_{i=1}^m \prod_{s \in D_i} p(W_s|Y_i = l, \theta_i) = \prod_{i=1}^m \prod_{s \in D_i} \frac{1}{(2\pi)^{J/2} \Sigma_l^{1/2}} \times \exp\{(W_s - \mu_l) \Sigma_l^{-1} (W_s - \mu_l)^T\}, \quad (4)$$

其中 $\theta = \{\theta_l; l = 1, 2, \dots, L\}$ 为特征加权矢量场模型的参数矢量. 假设 θ 中所有元素相互独立, 则 θ 的先验分布 $p(\theta)$ 表示为

$$p(\theta) = \prod_{l=1}^L p(\theta_l). \quad (5)$$

其中: $\theta_l = (\mu_l, \Sigma_l)$, μ_l 和 Σ_l 分别为标号 l 的均值矢量和协方差矩阵. 利用正态分布定义 μ_l 和 Σ_l 的先验分布^[20], 假设 μ_l 和 Σ_l 相互独立, 则 θ_l 的先验分布 $p(\theta_l)$

表示为

$$p(\theta_l) = p(\mu_l)p(\Sigma_l) = \prod_{j=1}^J p(\mu_{jl}) \prod_{j=1}^J \prod_{l=1}^L p(\Sigma_{jj'l}) = \prod_{j=1}^J \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\mu} \exp \left\{ -\frac{(\mu_{jl} - \mu_\mu)^2}{2\sigma_\mu^2} \right\} \times \prod_{j=1}^J \prod_{l=1}^L \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\Sigma} \exp \left\{ -\frac{(\Sigma_{jj'l} - \mu_\Sigma)^2}{2\sigma_\Sigma^2} \right\}. \quad (6)$$

综上所述, 将式(2)~(6)融入贝叶斯框架, 构建基于曲波特征加权的SAR影像分割模型, 表示为

$$p(Y, \theta, m|W) \propto p(Y|m)p(m)p(W|Y, \theta, m)p(\theta) = \prod_{i=1}^m \frac{1}{Z} \exp \left\{ \gamma \sum_{P_r \in NP_i} \delta(Y_i, Y_r) \right\} \times \frac{\lambda^m}{m!} \exp(-\lambda) \times \prod_{i=1}^m \prod_{s \in P_i} \frac{1}{(2\pi)^{J/2} \Sigma_l^{1/2}} \exp \left\{ (W_s - \mu_l) \Sigma_l^{-1} (W_s - \mu_l)^T \right\} \times \prod_{j=1}^J \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\mu} \exp \left\{ -\frac{(\mu_{jl} - \mu_\mu)^2}{2\sigma_\mu^2} \right\} \times \prod_{j=1}^J \prod_{l=1}^L \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\Sigma} \exp \left\{ -\frac{(\Sigma_{jj'l} - \mu_\Sigma)^2}{2\sigma_\Sigma^2} \right\}. \quad (7)$$

1.3 模拟贝叶斯框架下基于曲波特征加权的SAR影像分割模型

在假定 ω 已知的条件下, 利用MCMC算法模拟式(7), 以求解总参数矢量 $\Theta = \{Y, \theta, m\}$, 并利用EM算法估计 ω . 在模拟过程中, 根据式(7)设计3个移动操作, 逐一更新 θ 、 Y 和 m .

1) 更新 θ .

在 θ 中随机抽取 θ_l , 其候选参数矢量 θ_l^* 在均值为 θ_l 、标准差为 ε_θ 的正态分布中抽取, θ 中其他元素不变, 则参数矢量由 θ 变为 θ^* 的接受率为

$$a_\theta(\theta_l, \theta_l^*) = \min \left\{ 1, \frac{\prod_{P_i \in P_l} p(W_i|Y_i = l, \theta_l^*)p(\theta_l^*)}{\prod_{P_i \in P_l} p(W_i|Y_i = l, \theta_l)p(\theta_l)} \right\}. \quad (8)$$

2) 更新 Y .

随机抽取 $D_i (i \in \{1, 2, \dots, m\})$, 候选标号 $l^* \in \{1, 2, \dots, L\}$ 且 $l^* \neq l$, 则 D_i 的标号由 l 变为 l^* 的接受率为

$$a_Y(Y_i = l, Y_i = l^*) = \frac{p(W_i|Y_i = l^*, \theta_{l^*}) \prod_{i \in \{i, r\}} p(Y_i = l^*|Y_r, D_r \in ND_i)}{p(W_i|Y_i = l, \theta_l) \prod_{i \in \{i, r\}} p(Y_i = l|Y_r, D_r \in ND_i)}. \quad (9)$$

3) 更新 m .

更新 m 可通过分裂或合并子区域实现. 以分裂操作为例, 其过程如下: 在

$$D = \{D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_m\}$$

中抽取 D_i , 若 D_i 能分裂, 则将其分为两个新的子区域 D_i^* 和 D_{m+1}^* , 对应标号分别为 l 和 l^* , 并满足条件 $l^* \neq l$. 故子区域个数由 m 变为 $m+1$ 的接受率为

$$a_f(m, m+1) = \min(1, R_f). \quad (10)$$

其中

$$R_f = \frac{p(m+1)p(W|Y^*, \theta, m+1)p(Y^*|m+1)r_{m+1}(\Theta^*)}{p(m)p(W|Y, \theta, m)p(Y|m)r_m(\Theta)q(u)}. \quad (11)$$

合并操作是分裂操作的对偶操作, 子区域个数由 m 变为 $m-1$ 的接受率为

$$a_h(m, m-1) = \min(1, 1/R_f). \quad (12)$$

为了实现上述 MCMC 的迭代采样, 必须对 $\omega = \{\omega_{jl}; j = 1, 2, \dots, J, l = 1, 2, \dots, L\}$ 进行估计. 利用 EM 算法估计 ω , 若假设第 n 次迭代的贡献权重集合估计值为 $\omega^{(n)}$, 则这次迭代的期望值计算如下:

$$Q(\omega, \omega^{(n-1)}) = E[\log p(W|Y, \theta, m)|\omega^{(n-1)}] + E[\log p(Y|m)|\omega^{(n-1)}]. \quad (13)$$

由于 $p(Y|m)$ 与 ω 无关, 忽略式 (13) 右边第 2 项, 满足

$$Q(\omega^{(n)}, \omega^{(n-1)}) \geq Q(\omega, \omega^{(n-1)}). \quad (14)$$

将式 (4) 代入 (13), 对其求导并令导数为 0, 可得到

$$\omega^* = \{\omega_{jl}^*; j = 1, 2, \dots, J, l = 1, 2, \dots, L\}.$$

其中

$$\omega_{jl}^* = \frac{\mu_l}{\sum_{y_s=l} f_{js} / (NI)}, \quad (15)$$

NI 为所有标号是 l 的像素的总个数. 对 ω_{jl}^* 进行归一化处理, 得到 $\omega_{jl}(j = 1, 2, \dots, J, l = 1, 2, \dots, L)$, 表示为

$$\omega_{jl} = \frac{\omega_{jl}^*}{\sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^J \omega_{jl}^*}. \quad (16)$$

进而得到贡献权重集合 $\omega = \{\omega_{jl}; j = 1, 2, \dots, J, l = 1, 2, \dots, L\}$.

1.4 变量解析及算法步骤

字母含义如表 1 所示, 方法流程如图 1 所示.

表 1 字母含义

变量	解析
f	特征集合
C	曲波系数
j	尺度索引
J	尺度总数
ϕ	曲波基
ω	贡献权重集合
w	特征加权影像
s	像素索引
S	总像素数
W	特征加权矢量场
D	影像域
m	子区域总数
i	子区域索引
D_r	子区域 D_i 的邻域子区域
ND_i	D_r 的集合
δ	指示函数
Y	标号场
Z	归一化常数
γ	相邻子区域的空间作用参数
l	标号索引
L	标号总数
θ	特征加权矢量场模型的参数矢量
μ	多值 Gaussian 分布的均值矢量
Σ	多值 Gaussian 分布的协方差矩阵
Θ	总参数矢量

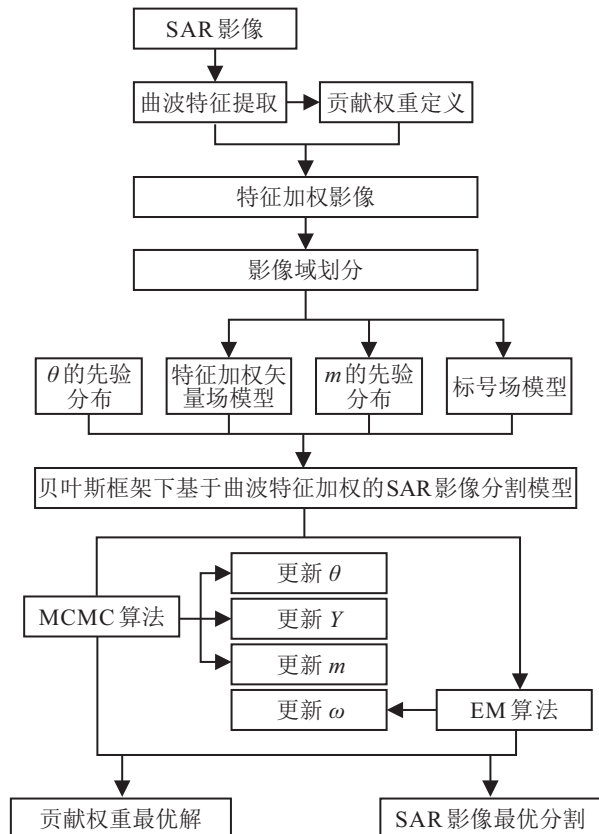


图 1 方法流程

2 实验结果与讨论

2.1 提出方法

图2为一幅512×512像素的Radarsat-I SAR强度影像,类别数为4. 由于SAR影像相干斑噪声影响,SAR影像多尺度光谱特征提取较为困难. 影像对应的 J 过小或过大都将影响后续操作,根据多次实验,

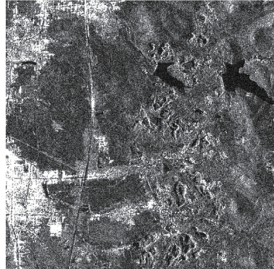
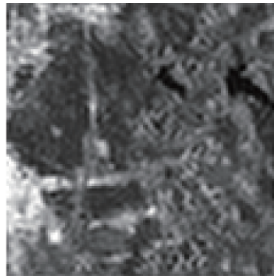


图2 SAR影像



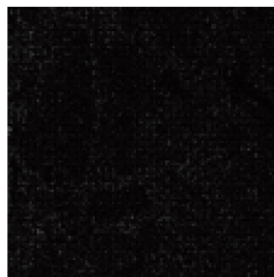
(a) $j=1$



(b) $j=2$

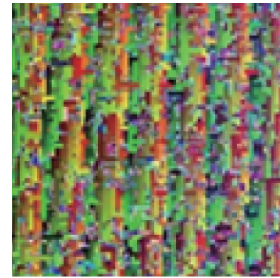


(c) $j=3$



(d) $j=4$

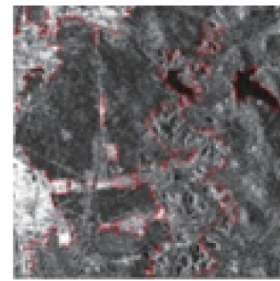
图3 SAR影像的多尺度光谱特征



(a) 规则划分



(b) 分割结果



(c) 轮廓线叠加

图4 SAR影像的视觉评价

令影像对应的尺度总数 $J = 4$. 图3为对应的多尺度光谱特征. 由图3(a)可以看出原影像的轮廓,但细节不清晰;图3(b)包含了原影像的大部分边缘信息;图3(c)包含了原影像部分的边缘信息和少量细节信息;图3(d)包含了原影像的大量细节信息,还含有大部分的噪声. 以此为分割依据,利用所提出算法进行分割,结果见图4. 由图4(c)可见,提取的轮廓线与实际边缘吻合较好,表明所提出方法可以较好地实现SAR影像分割.

图5为图2的贡献权重变化曲线. 由图5可见,各贡献权重值快速收敛至其近似值. 图5中:特征1对类别1~类别4的贡献权重近似值分别为0.025、0.0025、0.025和0.025;特征2对类别1~类别4的贡献权重近似值分别为0.08、0.11、0.05和0.06,特征3对类别1~类别4的贡献权重近似值分别为0.07、0.16、0.07和0.04;特征4对类别1~类别4的贡献权重近似值分别为0.07、0.13、0.08和0.07. 可以看出,在图2分割中,特征4作用最大,特征1作用最小. 综上所述,所提出算法可以合理分配曲波特征对各类别的贡献权重,从而较好地实现SAR影像分割.

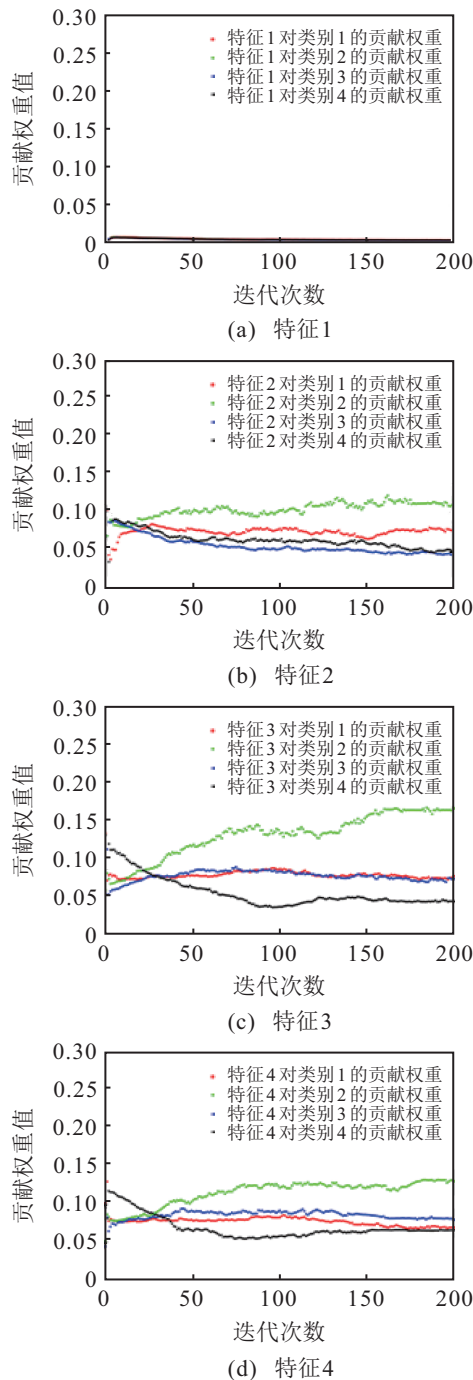


图5 贡献权重变化

2.2 对比方法

为了验证曲波特征可以更好地表达SAR影像的光谱特征,将基于小波特征提出的方法作为对比方法1;为了验证贡献权重在SAR影像多特征分割中的作用,以基于曲波特征的无权分割方法作为对比方法2;eCognition软件中的多尺度分割方法^[8]和基于FCNS的分割方法^[9]是常见的多特征分割方法,为了验证所提出方法在SAR影像多特征分割中的优势,将其作为对比方法3和对比方法4.基于此,利用对比方法1~对比方法4分别对实验影像进行分割.图6为分割结果,图7为视觉评价.

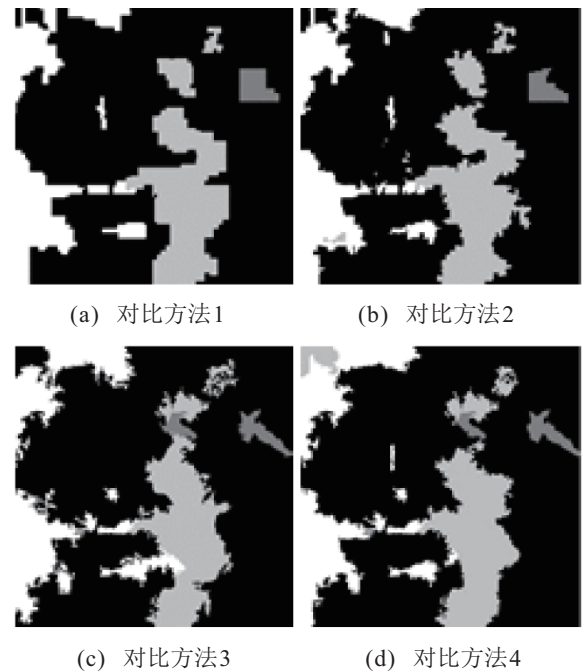


图6 对比方法分割结果

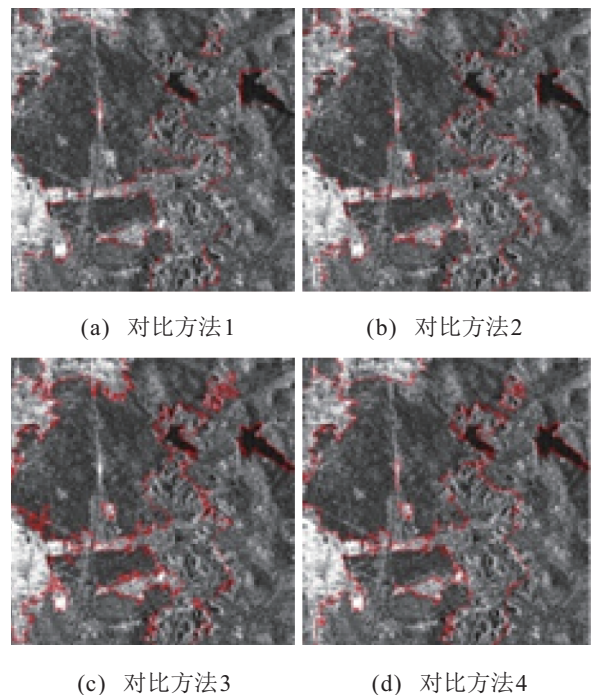


图7 对比方法视觉评价

由图6(a)和图7(a)可见,由于子区域可能跨越边缘,导致对比方法1提取的轮廓线与实际边缘的吻合情况不甚理想,所提出方法可以很好地实现SAR影像分割,表明相比于小波特征,曲波特征能够更好地表达影像的光谱特征,进而充分利用其光谱信息分割SAR影像.由图6(b)和图7(b)可见,相对于无权分割方法,加权分割方法可通过贡献权重更好地利用曲波特征,使其发挥各自优势,更好地分割SAR影像.由图6(c)和图7(c)可见,受到相干斑噪声影响,对比方法3的边缘线出现毛刺,与实际边缘不符.由图6(d)和图

7(d)可见,受到相干斑噪声影响,对比方法4提取的轮廓线与实际边缘吻合情况不甚理想,该方法虽然能自适应地确定贡献权重,但对其最终结果未知. 综上所述可以看出,所提出方法提取的轮廓线可更好地吻合实际边缘,表明所提出方法的优越性.

为了进一步验证所提出方法的优越性,以图8为模板,对所提出方法和对比方法的实验结果进行定量评价,表2为定量评价结果. 由表2可见,所提出方法的Kappa值最大,可达到0.901,进一步验证了所提出

方法的优越性.

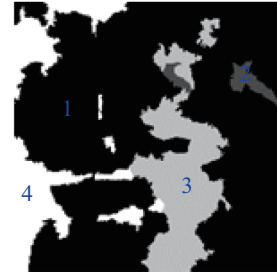


图8 SAR影像模板

表2 定量评价

方法	产品精度 / %				用户精度 / %				总精度 / %	Kappa 值
	1	2	3	4	1	2	3	4		
本文方法	96.2	91.0	92.8	94.7	97.6	81.9	91.6	90.4	95.5	0.901
对比方法1	95.9	54.9	87.9	87.7	95.4	69.6	87.2	88.7	93.0	0.846
对比方法2	95.9	53.9	91.3	88.7	96.2	79.4	86.1	89.3	93.6	0.860
对比方法3	94.1	93.5	84.1	90.6	95.4	91.2	87.7	80.9	92.2	0.831
对比方法4	95.9	94.0	89.0	91.7	96.5	99.3	86.8	91.1	94.4	0.878

3 结 论

本文针对 SAR 影像的多特征分割进行研究,提出了一种贝叶斯框架下基于曲波特征加权的 SAR 影像分割方法. 该方法首先利用曲波变换提取 SAR 影像的多尺度光谱特征,构成特征集合;然后,对特征矢量中每个特征分量赋予不同的贡献权重,构成贡献权重集合,利用特征集合和贡献权重集合定义特征加权影像,并以此为分割依据,在贝叶斯框架下结合规则划分技术建立基于曲波特征加权的 SAR 影像分割模型,在模型建立完成后,利用 MCMC 和 EM 算法实现分割及贡献权重估计;最后,利用所提出方法和对比方法对实验 SAR 影像进行分割,实验结果表明所提出方法不仅能自动确定各特征在影像分割中的作用,而且可以较好地实现 SAR 影像分割,验证了所提出方法的优越性.

所提出方法摒弃了等权分割的思想,通过定义各特征的贡献权重并在影像分割中迭代求解其值,以自动确定特征作用. 另外,将多个特征和贡献权重融入到贝叶斯统计分割方法中,可有效提高 SAR 影像分割精度. 所提出方法是在类别数确定情况下实现的,但由于 SAR 影像本身特点,人为确定其类别数较困难,在未来的工作中将对此进行研究.

参考文献(References)

[1] Nogueira F E A, Marques R C P, Medeiros F N S. SAR image segmentation based on unsupervised classification

of log-cumulants estimates[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17(7): 1287-1289.

[2] 芮维, 彭旭, 刘异, 等. 边缘约束下的分形网络分割算法[J]. 武汉大学学报, 2019, 44(11): 1693-1699. (Guo W, Peng X, Liu Y, et al. Edge restricted fractal net evolution approach[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(11): 1693-1699.)

[3] 王衍, 许小贝, 洪海凌. 基于纹理特征的围填海 SAR 图像分水岭分割方法[J]. 海洋学研究, 2018, 36(2): 44-49. (Wang Y, Xu X B, Hong H L. Watershed segmentation method for SAR image of reclamation based on texture feature[J]. Journal of Marine Sciences, 2018, 36(2): 44-49.)

[4] 徐川, 华凤, 眭海刚, 等. 多尺度水平集 SAR 影像水体自动分割方法[J]. 武汉大学学报信息科学版, 2014, 39(1): 27-31. (Xu C, Hua F, Sui H G, et al. Automatic water segmentation method in SAR images using multi-scale level set[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(1): 27-31.)

[5] 陈媛, 赵凌君, 匡纲要, 等. 基于边缘强度特征和线性谱聚类的 SAR 图像超像素生成方法[J]. 图学学报, 2018, 39(6): 1022-1027. (Chen Y, Zhao L J, Kuang G Y, et al. Superpixel generation algorithm of SAR image based on edge strength feature and linear spectral clustering[J]. Journal of Graphics, 2018, 39(6): 1022-1027.)

[6] 胡娇静, 张继贤, 黄国满, 等. 快速分割 SAR 影像海

- 岸线的多尺度水平集方法[J]. 遥感信息, 2018, 33(2): 91-96.
(Hu J J, Zhang J X, Huang G M, et al. Multi scale C-V model level set method for fast segmentation of coastlines in SAR imagery[J]. Remote Sensing Information, 2018, 33(2): 91-96.)
- [7] 王玉, 李玉, 赵泉华. 基于区域的多尺度全色遥感图像分割[J]. 控制与决策, 2018, 33(3): 535-541.
(Wang Y, Li Y, Zhao Q H. Region-based multiscale segmentation of panchromatic remote sensing image[J]. Control and Decision, 2018, 33(3): 535-541.)
- [8] 玉素甫江·如素力, 李兰海, 哈丽旦·司地克, 等. 基于面向对象决策树的农作物分类识别方法[J]. 新疆师范大学学报: 自然科学版, 2016, 35(1): 25-32.
(Yusufjiang·Rusuli, Li Lanhai, Halidan-Sidike, et al. Object-oriented based approach of decision tree for crops classification and recognition[J]. Journal of Xinjiang Normal University: Natural Sciences Edition, 2016, 35(1): 25-32.)
- [9] 赵泉华, 谢凯浪, 王光辉, 等. 全卷积网络和条件随机场相结合的全极化SAR土地覆盖分类[J]. 测绘学报, 2020, 49(1): 65-78.
(Zhao Q H, Xie K L, Wang G H, et al. Land cover classification of polarimetric SAR with fully convolution network and conditional random field[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2020, 49(1): 65-78.)
- [10] 高亮, 李玉, 林文杰, 等. 基于Delaunay划分结合EM/MPM算法的图像分割方法[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(10): 69-72.
(Gao L, Li Y, Lin W J, et al. Combining the EM/MPM and delaunay tessellation for image segmentation[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(10): 69-72.)
- [11] Li Y, Li J, Chapman M A. Segmentation of SAR intensity imagery with a voronoi tessellation, Bayesian inference, and reversible jump MCMC algorithm[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(4): 1872-1881.
- [12] 宋文青, 董锦, 相飞, 等. 基于马尔科夫随机场的SAR图像超像素分割算法[J]. 火控雷达技术, 2020, 49(1): 1-6.
(Song W Q, Dong J, Xiang F, et al. A superpixel algorithm for SAR image segmentation based on Markov random field[J]. Fire Control Radar Technology, 2020, 49(1): 1-6.)
- [13] Li X L, Zhao Q H, Li Y. Multilook SAR intensity image segmentation based on Voronoi tessellation and a Gamma mixture model[J]. Remote Sensing Letters, 2019, 10(3): 254-263.
- [14] Askari G, Xu A G, Li Y, et al. Automatic determination of number of homogenous regions in SAR images utilizing splitting and merging based on a reversible jump MCMC algorithm[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2013, 41(3): 509-521.
- [15] Wang Y, Zhou G Q, You H T. An energy-based SAR image segmentation method with weighted feature[J]. Remote Sensing, 2019, 11(10): 1169.
- [16] Comer M L, Delp E J. The EM/MPM algorithm for segmentation of textured images: Analysis and further experimental results[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(10): 1731-1744.
- [17] 赵泉华, 李玉, 何晓军, 等. 基于Voronoi几何划分和EM/MPM算法的多视SAR图像分割[J]. 遥感学报, 2013, 17(4): 841-854.
(Zhao Q H, Li Y, He X J, et al. Multi-look SAR image segmentation based on Voronoi tessellation technique and EM/MPM algorithm[J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(4): 841-854.)
- [18] Candès E, Demanet L, Donoho D, et al. Fast discrete curvelet transforms[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2006, 5(3): 861-899.
- [19] 王玉, 李玉, 赵泉华. 可变类多光谱遥感图像分割[J]. 遥感学报, 2016, 20(6): 1381-1390.
(Wang Y, Li Y, Zhao Q H. Integration of multispectral remote-sensing image segmentation with unknown number of classes[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(6): 1381-1390.)
- [20] Zhao Q H, Li X L, Li Y, et al. A fuzzy clustering image segmentation algorithm based on hidden Markov random field models and voronoi tessellation[J]. Pattern Recognition Letters, 2017, 85(1): 49-55.

作者简介

王玉(1990—), 女, 讲师, 博士, 从事遥感影像处理的研究, E-mail: 1009059221@qq.com;

周国清(1965—), 男, 教授, 博士, 从事摄影测量与遥感、遥感影像处理等研究, E-mail: gzhou@glut.edu.cn;

尤号田(1985—), 男, 副教授, 博士, 从事遥感影像处理、林业遥感等研究, E-mail: youht@glut.edu.cn.

(责任编辑: 郑晓蕾)