

DOI:10.13247/j.cnki.jcumt.000768

# 结合 BIC 准则和 ECM 算法的 可变类 SAR 影像分割

李 玉, 张英海, 赵雪梅, 赵泉华

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院 遥感科学与应用研究所, 辽宁 阜新 123000)

**摘要:** 为实现合成孔径雷达(SAR)影像分割中类别数的自动确定,提出一种基于贝叶斯信息准则(BIC)的可变类 SAR 影像分割算法.该算法以 Gamma 分布建模 SAR 影像同质区域内部像素光谱测度的统计分布特性;结合 BIC 准则构建整幅 SAR 影像似然函数模型;并在此模型中引入类别数补偿项,继而提高 BIC 测度对影像分割结果的描述精度.采用期望条件最大化(ECM)算法估计其模型参数;通过遍历所有可能类别数,取最小 BIC 值对应的类别数作为最佳类别数.采用提出的算法分割模拟和真实 SAR 影像,模拟 SAR 影像分割结果的定性和定量分析表明,基于 BIC 准则的 ECM 算法可以实现类别数的自动确定,并可得到最优分割结果.通过对真实 SAR 影像分割结果的定性评价,进而证明了可变类 SAR 影像分割算法的准确性和可行性.

**关键词:** SAR 影像; ECM 算法; BIC 准则; 可变类影像分割

**中图分类号:** TP 391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1964(2017)06-1402-09

## SAR image segmentation with variable class by combining BIC criterion and ECM algorithm

LI Yu, ZHANG Yinghai, ZHAO Xuemei, ZHAO Quanhua

(The Institute for Remote Sensing, School of Geomatics, Liaoning Technical University,  
Fuxin, Liaoning 123000, China)

**Abstract:** To automatically determine the number of classes in SAR (synthetic aperture radar) image segmentation, the paper proposes a SAR image segmentation algorithm with variable classes based on BIC (Bayesian information criterion). The proposed algorithm models the intensities of pixels within homogeneous regions by Gamma distributions. To construct the likelihood model for the SAR image, BIC criterion was employed as a compensation term on the number of classes. The above model was simulated with the ECM (expectation/conditional maximization) algorithm to estimate the distribution parameters. Through all possible number of classes, the optimal number of classes was determined as that corresponding to the minimum BIC value. In this paper, simulated and real SAR images were segmented by the proposed algorithm. The qualitative and quantitative analyses of experimental results from simulated SAR image show that by combining the ECM algorithm and BIC criterion, the optimal number of classes and segmentation can be achieved simultaneously. The qualitative evaluation of the results from real SAR image further proves that the proposed algorithm is accurate and feasible.

**Key words:** SAR image; ECM algorithm; BIC criterion; image segmentation with variable class

收稿日期: 2016-09-19

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(41301479); 辽宁省自然科学基金项目(2015020090)

通信作者: 李 玉(1963—),男,吉林省长春市人,教授、博士生导师,博士,从事遥感数据处理理论与应用基础方面的研究.

E-mail: lntuliyu@163.com Tel: 13704980233

近年来,由于现代遥感科学技术的快速发展,合成孔径雷达(SAR)技术也随之迅猛发展,其应用越来越广泛.然而 SAR 影像特有的斑点噪声、地物覆盖的复杂性等诸多因素,使得人工判读类别数变得十分困难.因此,自动、正确、有效地判定 SAR 影像的类别数是当前其分割算法设计中的重点问题.

为解决影像类别数自动确定问题,文献[1]采用一种结合可逆变马尔可夫链蒙特卡洛方法(RJMCMC)和马尔科夫随机场(MRF)的影像分割算法.虽然该算法可以自动确定影像类别数,但需估计包括类别数在内的所有模型参数,因此导致其运算量大、耗时较长,缺乏适用性;文献[2]采用基于 RJMCMC 的影像多阈值分割实现影像类别数的自动确定,但该算法在构建模型时, $\alpha$  稳定分布元个数、各自参数及权值均未知,实际操作中需对各参数进行估计,为实现 RJMCMC 模拟需要设计多种移动操作,其实现过程过于复杂;文献[3]利用有限混合模型建模同一区域内像素光谱测度的统计分布规律,即假设特征空间中的像素光谱测度服从  $k$  个混合概率分布,并将  $k$  作为类别数.为了解决影像类别数的自动确定及影像分割,将 Schwarz 信息准则和期望最大化(EM)算法相结合,实现类别数的自动确定及影像分割.然而,对于满足 Gamma 分布的 SAR 影像<sup>[4]</sup>,由于 Gamma 分布中形状参数隐含在 Gamma 函数中,而 EM 算法仅适用于将尺度参数视为参变量的分割模型求解.文献[5]采用 RJMCMC 算法实现了可变类的 SAR 影像分割,虽然能够自动确定 SAR 影像的类别数并同时估计 Gamma 分布中形状和尺度参数,但该算法对可变类的 SAR 影像分割精度过低.其主要原因是需要对所有参数进行估计(如:类别数、形状参数和尺度参数),以及多种移动操作(如:分裂或合并实类、改变参数矢量、改变标号及生成或删除空类),增加了算法的复杂性,特别是分裂或合并实类,对影像分割结果产生较大的影响.由于分裂合并的随机性,导致分割结果有过多的误分、错分现象,致使最终分割成果不甚理想.

在基于混合模型的影像分割方法中,如假设混合模型中混合单元数等于待分割 SAR 影像的同质区域数,则可根据信息论准则(ITC)构建分割的似然模型.而计算得到的信息量可作为类别数的判据,进而将确定类别数问题转化为有限混合模型参数估计及模型评价问题.一般而言,混合单元个数过多将造成模型的过度拟合,导致影像的过分割;而混合单元个数过少将造成模型的欠拟合,导致影

像的误分割.因此,合理混合单元个数最能体现影像最优分割.

ITC 准则作为评价模型的判据是选择最佳模型的一种有效方法,也是衡量模型拟合程度的一种标准,因此在模型选择中应用非常广泛.目前,研究人员提出了多种 ITC 准则用于模型选择,包括 Akaike 信息准则(AIC)<sup>[6-7]</sup>、贝叶斯信息准则(BIC)<sup>[8-9]</sup>、Schwarz 信息准则(SIC)<sup>[10-11]</sup>等. AIC、BIC 和 SIC 准则通常是从降低模型的复杂程度出发实现模型的拟合,但定义方法各有不同,如 AIC 准则通常采用残差平方和的方式定义其模型的对数似然函数<sup>[12-13]</sup>,即似然项;BIC 和 SIC 准则通常采用后验概率定义其似然项<sup>[14-15]</sup>.在评价 SAR 影像模型时,通常采用后验概率定义其似然项,然而在定义其补偿项时,大量实验表明,BIC 准则在评价 SAR 影像模型时,更加准确.因此,本文采用 BIC 准则作为评价 SAR 影像模型优劣的方法,并选取最小 BIC 值所对应的类别数为影像最佳类别数.为了能够在 Gamma 分布的可变类 SAR 影像分割方法中实现最优类别数自动确定,必须先估计出 SAR 影像的形状参数和尺度参数.因此,本文采用 ECM 和 M-H(metropolis-hastings)算法估计模型参数.

## 1 算法描述

设  $Z = \{Z_i = Z(x_i, y_i) : (x_i, y_i) \in D, i = 1, 2, \dots, n\}$  为影像域  $D$  上的离散随机场, $i$  为像素索引; $n$  为像素总数; $(x_i, y_i)$  为像素  $i$  的坐标位置; $Z_i$  表征像素  $i$  强度的光谱测度,即定义在  $D$  上的连续随机函数  $Z$  在  $(x_i, y_i)$  点的采样.给定影像  $z = \{z_i : i = 1, 2, \dots, n\}$  可看作离散随机场  $Z$  的一个实现, $Z$  的全部可能实现形成的空间记为  $\Omega_Z$ .

影像分割可描述如下.首先,假设某个像素隶属某个目标类,且类内像素强度的统计分布相互独立;其次,为像素  $i$  分配一个标号变量  $L_i \in \{1, 2, \dots, k\}$ ,以表示其归属的目标类, $k$  为待分割影像的目标类个数.在可变类 SAR 影像分割实验中,类别数  $k$  被视为未知量,假设其所有可能取值为  $k \in \{2, 3, \dots, K\}$ ,  $K$  为预先指定的最大可能类别数.所有像素的标号集合  $L = \{L_i : i = 1, 2, \dots, n\}$  组成了一个标号随机场,在标号随机场内的每一个实现对应影像  $z$  的一个分割结果.同理, $L$  的全部可能实现形成的空间记为  $\Omega_L$ .

### 1.1 影像模型

为了实现影像分割,需建立影像分割模型.由

于分布参数  $\theta$  和类别数  $k$  未知,假定  $k \in \{2, 3, \dots, K\}$ , 依次建立所有  $k$  值下的分割模型。

构建影像特征场  $Z$  的分割模型,假定同一类标号像素光谱测度相互独立,且服从同一的 Gamma 分布,分布参数  $\theta = (\theta_l = (\alpha_l, \beta_l): l = 1, 2, \dots, k)$ . 每个像素只与其在标号场内对应的标号有关,所有像素相互独立,则影像模型可表示为

$$P(Z|L; \theta) = \prod_{i=1}^n P(Z_i | L_i; \alpha_{L_i}, \beta_{L_i}) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\Gamma(\alpha_{L_i})} \frac{Z_i^{\alpha_{L_i}-1}}{\beta_{L_i}^{\alpha_{L_i}}} \exp\left(-\frac{Z_i}{\beta_{L_i}}\right), \quad (1)$$

式中  $\Gamma(\cdot)$  为 Gamma 函数。

### 1.2 标号场模型

在标号场中,标号  $L_i$  的分布与其邻域像素标号有关,且假设标号  $L_i$  的条件分布相互独立,则标号场模型可表示为

$$P(L) = \prod_{i=1}^n P(L_i | L_{i'}, i' \in N_i) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{A} \exp\left\{-2\eta \sum_{i' \in N_i} t(L_i, L_{i'})\right\}, \quad (2)$$

式中:  $L_{i'}$  为像素  $i'$  的邻域像素标号;  $N_i$  为像素  $i$  的邻域像素标号集合(一般为 8 邻域);  $A$  为归一化常数,是由式(2)分子中标号的全部可能取值求和获得;  $\eta$  为邻域像素标号间的相互作用强度系数,文中设其为已知;  $t(L_i, L_{i'})$  为指示函数,当  $L_i = L_{i'}$  时,  $t(L_i, L_{i'}) = 0$ , 当  $L_i \neq L_{i'}$  时,  $t(L_i, L_{i'}) = 1$ 。

为实现影像分割,需构造特定特征场  $Z$  和参数  $\theta$  下的标号场  $L$  条件概率密度函数。依据贝叶斯定理,由以上可计算联合概率密度函数为

$$P(L|Z; \theta) \propto P(Z|L; \theta) \times P(L) =$$

$$\prod_{i=1}^n \frac{1}{\Gamma(\alpha_{L_i})} \frac{Z_i^{\alpha_{L_i}-1}}{\beta_{L_i}^{\alpha_{L_i}}} \exp\left(-\frac{Z_i}{\beta_{L_i}}\right) \times \left\{ \frac{\prod_{i=1}^n \frac{1}{\Gamma(\alpha_{L_i^*})} \frac{Z_i^{\alpha_{L_i^*}-1}}{\beta_{L_i^*}^{\alpha_{L_i^*}}} \exp\left(-\frac{Z_i}{\beta_{L_i^*}}\right) \times \exp\left\{-2\eta \sum_{i' \in N_i} t(L_i^*, L_{i'})\right\}}{\prod_{i=1}^n \frac{1}{\Gamma(\alpha_{L_i})} \frac{Z_i^{\alpha_{L_i}-1}}{\beta_{L_i}^{\alpha_{L_i}}} \exp\left(-\frac{Z_i}{\beta_{L_i}}\right) \times \exp\left\{-2\eta \sum_{i' \in N_i} t(L_i, L_{i'})\right\}} \right\}. \quad (8)$$

### 1.3 ECM 算法参数估计

ECM 算法可分为 E-type 和 CM-type<sup>[17-18]</sup>, 其中 E-type 与 EM 算法中 E-type 相同, CM-type 是将 EM 算法中的 M-type 执行多次条件最大化。对式(3)求期望,可得到参数期望(E-type)式<sup>[19-20]</sup>

$$Q(\theta^{(t+1)} | \theta, Z) = E[\ln P(Z, L; \theta^{(t+1)})] = E[\ln P(Z | L; \theta^{(t)})] + E[\ln P(L; \theta^{(t)})]. \quad (9)$$

因为求解参数  $\theta$  时,标号场  $L$  的概率密度函数与其无关,所以在对期望求导时式(9)右边第

$$\prod_{i=1}^n \frac{1}{A} \exp\left\{-2\eta \sum_{i' \in N_i} t(L_i, L_{i'})\right\}. \quad (3)$$

对应最优分割的标号场,可估计为

$$\tilde{L} = \arg \max_L P(L | Z; \theta). \quad (4)$$

求解标号场  $L$  存在的最大问题是计算边缘概率问题,精确计算边缘概率是不可能的。按照文献[16]提出的边缘概率近似估计法,本文利用其改进方法估计边缘概率。根据式(3)的概率密度函数生成离散马尔科夫链  $L^{(v)} = \{L_i^{(v)}: i = 1, 2, \dots, n\}$ , 当  $t \rightarrow \infty$  时,  $L^{(v)}$  收敛于标号场  $L$ , 即对随机给定标号场的初始实现  $l$ , 有

$$\lim_{t \rightarrow \infty} P(L^{(v)} = l | Z = z; \theta^{(v)} = \theta) = P(l | z; \theta). \quad (5)$$

在每一时刻迭代采样中,每次迭代采样只能单一改变标号场中某一标号  $L_i$ 。因此,在马尔科夫链上,定义采样标号指示器

$$a_{i,l}(t) = \begin{cases} 1 & (L_i^{(v)} = l), \\ 0 & (L_i^{(v)} \neq l). \end{cases} \quad (6)$$

对已知影像,其标号场内像素  $i$  取得标号的概率可计算为

$$P(L_i = l | Z_i = z_i; \theta_l) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^n a_{i,l}(t), \quad (7)$$

式中  $T$  为对标号场随机采样的总次数。

式(7)近似为标号场  $L$  的估计值,用以代替边缘概率实现参数估计。

为了能够完整地采样标号场  $L$ ,设计 M-H 随机采样器。对每次迭代采样只改变当前标号;设  $L = \{L_i: i = 1, 2, \dots, n\}$ , 以等概率  $(1/n)$  在  $\{1, 2, \dots, n\}$  中随机抽取像素(如  $i$ ), 此次迭代只改变  $L_i$  而其余标号不变;待选标号  $L_i^*$  以相同概率  $(1/k)$  在  $\{1, 2, \dots, k\}$  中随机抽取,并满足条件:  $L_i^* \neq L_i$ 。改变  $L_i$  的接受概率为

二项可省略,参数  $\theta^{(t+1)}$  可通过最大化期望函数  $Q(\theta^{(t)} | \theta, Z)$  获得,满足条件为

$$Q(\theta^{(t+1)} | \theta, Z) \geq Q(\theta^{(t)} | \theta, Z). \quad (10)$$

求解参数,可通过对期望函数求导,得出  $\alpha_l^{(v)}$ ,  $\beta_l^{(v)}$  的通式

$$\alpha_l^{(v)} = \varphi^{-1} \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n (\ln Z_i - \ln \beta_l^{(v)}) \times P(L_i^{(v)} = l)}{\sum_{i=1}^n P(L_i^{(v)} = l)} \right\}, \quad (11)$$

$$\beta_l^{(t)} = \frac{\sum_{i=1}^n \{Z_i P(L_i^{(t)} = l)\}}{\alpha_l^{(t-1)} \sum_{i=1}^n P(L_i^{(t)} = l)}, \quad (12)$$

式中:  $\varphi(\alpha)$  为 Digamma 函数,  $\varphi(\alpha) = (\Gamma(\alpha))' / \Gamma(\alpha)$ ;  $\varphi^{-1}(\alpha)$  为 Digamma 函数的反函数。

由于  $\alpha$  的通式为特殊函数, 无法直接计算其值。因此, 本文采用 Newton-Raphson 方法<sup>[21-22]</sup>近似计算  $\alpha$  值

$$\alpha_l^{(t)} = \alpha_l^{(t-1)} + \frac{\bar{y} - \varphi(\alpha_l^{(t-1)})}{\varphi'(\alpha_l^{(t-1)}) + (\bar{y} - \varphi(\alpha_l^{(t-1)}))^2}, \quad (13)$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n (\ln Z_i - \ln \beta_l^{(t)}) \times P(L_i^{(t)} = l)}{\sum_{i=1}^n P(L_i^{(t)} = l)}. \quad (14)$$

对多维参数  $\theta = (\theta_l = (\alpha_l, \beta_l); l = 1, 2, \dots, k)$ , 在第  $t+1$  次迭代中, 记  $\theta_l^{(t)} = (\alpha_l^{(t)}, \beta_l^{(t)})$ 。首先在采样得到标号场  $L$  的估计  $P(L_i^{(t)} = l)$  后, 将  $\alpha_l^{(t)}$  带入式(12), 得到  $\beta_l^{(t+1)}$ ; 其次再根据 Newton-Raphson 方法, 利用式(13)得到  $\alpha_l^{(t+1)}$ , 执行  $k$  次最大化, 可得到一个最大化的  $\theta^{(t+1)}$ 。同理, 执行下一次迭代优化, 直到执行完预先设定迭代次数时, 停止迭代。

#### 1.4 ECM 算法估计流程

1) 设初始值参数  $\theta^{(0)} = ((\alpha_l^{(0)}, \beta_l^{(0)}), l = 1, 2, \dots, k)$ ;

2) 执行  $T$  次采样, 利用式(7)可以得到标号场  $L$  的估计;

3) 结合初始值及 2) 中获得的标号场  $L$  估计值, 利用式(12)、(13)对参数进行估计;

4) 直到执行完预先设定迭代次数停止, 否则返回步骤 2)。

#### 1.5 BIC 准则确定类别数

使用 ECM 算法估计  $k \in \{2, 3, \dots, K\}$  对应的所有值下的模型参数后, 结合其参数估计值并利用 BIC 准则评价不同  $k$  值下的模型。引入  $B(k)$  函数代表 BIC 准则判定的 BIC 值

$$B(k) = -2 \ln L(k) + (2 + \ln k) \times n, \quad (15)$$

$$L(k) = \prod_{j=1}^k \prod_{L_i=j} \frac{1}{\Gamma(\alpha_j)} \frac{Z_{ij}^{\alpha_j-1}}{\beta_j^{\alpha_j}} \exp\left(-\frac{Z_{ij}}{\beta_j}\right), \quad (16)$$

式中  $L(k)$  为类别数为  $k$  时 SAR 影像的似然函数。

式(15)右边第一项为对数似然函数, 称为似然项; 第二项称为类别数的补偿项, 作为提高 BIC 准则对影像模型的评价一种指标, 其在模型评价中的作用至关重要。当指定类别数小于真实类别数时, 影像分割表现为欠分割。在欠分割状态下, 类内像素强度差异性增大, 其似然项变大。指定的类别数

越小欠分割导致似然项将急剧减小, 即似然项起决定性作用。当指定类别数大于真实类别数时, 影像分割表现为过分割。在过分割状态下, 每个类内像素强度仍表现为统计分布的一致性, 似然项变化平缓, 为此需引入类别数的补偿, 作为衡量模型优良性的标准, 即过分割时其补偿项起作用。BIC 准则定义的似然项和补偿项在评价模型时, 随着类别数的增加, 似然项逐渐减小并趋于稳定, 而补偿项逐渐增大, 通过同时考虑似然项和补偿项, 观察  $B(k)$  值随类别数  $k$  变化的曲线, 选出  $B(k)$  值最小时对应的类别数为影像最佳类别数, 从而可实现影像最优分割。

在评价模型时, 采用 ECM 算法估计出  $k \in \{2, 3, \dots, K\}$  值下的模型参数后, 利用式(15)、(16)计算  $B(k)$  值。得到不同  $k$  值下的  $B(k)$  后, 选取最小的函数值  $B(k)$ , 其对应的类别数即为待分割影像的最佳类别数, 影像最佳类别数为

$$k^* = \arg \min_{k \in \{2, \dots, K\}} \{B(k)\}. \quad (17)$$

确定  $k^*$  值后, 可以得到模型后验概率, 并结合贝叶斯定理, 将 SAR 影像中具有相同属性的像素划分到  $k^*$  个类别数中。此过程称为基于像素的贝叶斯影像分割。

## 2 实验结果与讨论

为验证本文算法的准确性和可行性, 采用本文提出的算法, 分别对模拟和真实 SAR 影像进行可变类分割实验。首先, 采用本文算法对模拟 SAR 影像进行可变类和采用 ECM 算法对模拟 SAR 影像进行固定类分割实验, 以及采用 RJMCMC 算法进行对比实验, 验证本文算法的准确性, 并定量分析其分割结果; 其次, 对真实 SAR 影像分割实验, 验证本文算法的可行性。

### 2.1 模拟 SAR 影像实验分割

图 1a 为模拟影像模板, 尺寸为 128 像素  $\times$  128 像素, 其中, I ~ V 分别代表不同类别的同质区域, 图 1b 是由图 1a 为模板生成的模拟 SAR 影像。同一区域内像素光谱测度相互独立, 且服从同一的 Gamma 分布, 表 1 为生成模拟 SAR 影像的参数。

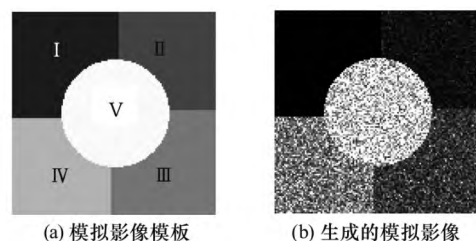


图 1 模拟影像  
Fig. 1 Simulated images

表 1 模拟 SAR 影像 Gamma 分布参数  
Table 1 Gamma distributions parameter value  
for simulated SAR image

区域	I	II	III	IV	V
$\alpha$	2	3	4	5	6
$\beta$	1	10	20	30	40

本次实验是在 Win7 Intel Core i7—4790 3.6 GHz/4 G 内存/Matlab2010b 环境下,对模拟影像作可变类分割和固定类分割,并采用 RJMCMC 算法进行可变类分割对比实验.采用 ECM 算法对其模型参数进行估计时,随机设置初始参数,设计 50 000 次的采样以及 200 次的循环迭代,对参数估计值进行优化.对模拟 SAR 影像进行可变类实验时,首先,假设其类别数取值范围为  $k \in \{2, 3, \cdots, 7\}$ ;其次,依次建立分割模型,采用 ECM 算法对其不同  $k$  值下的模型参数进行估计;然后,结合估计出的模型参数值计算  $BIC$  值,并选取最小  $BIC$  值对应的类别数作为影像最佳类别数.图 2a 为本文算法自动确定类别数下的分割结果,即  $BIC$  准则框架下的最小  $BIC$  值对应的最优分割结果;图 2b 为利用 ECM 方法对模拟 SAR 影像进行固定类(5 类)分割结果;图 2c 为 RJMCMC 算法分割实验结果.

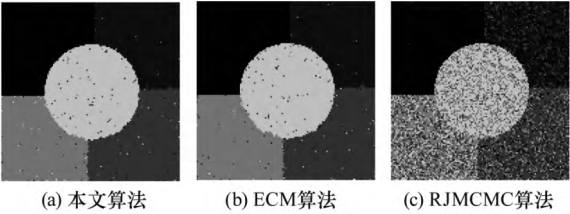


图 2 分割结果

Fig. 2 Segmentation results

图 3 为可变类分割时其类别数和  $BIC$  值的变化曲线,横纵轴分别代表类别数和  $BIC$  值,每个拐点代表模型个数为  $k$  时其模型的  $BIC$  值,红色五

角星为最小的  $BIC$  值及其对应的模型最佳取值,即 SAR 影像最佳类别数.

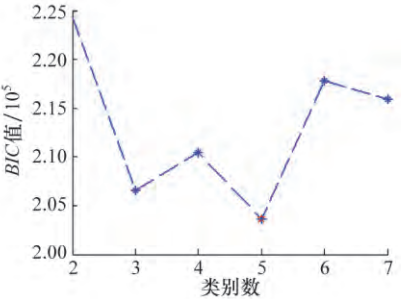


图 3 模拟影像类别数及其对应的  $BIC$  值

Fig. 3 Number of simulated image categories corresponding to the values of  $BIC$

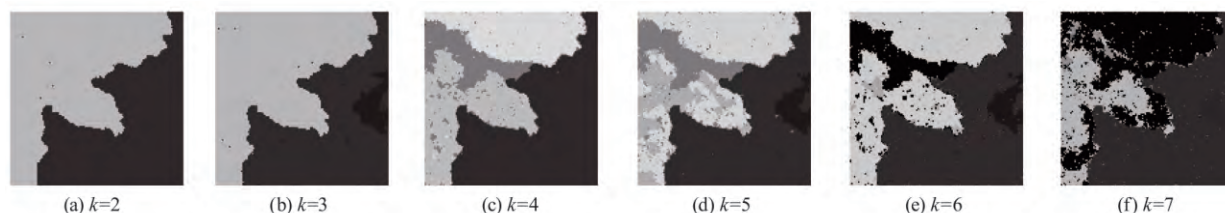
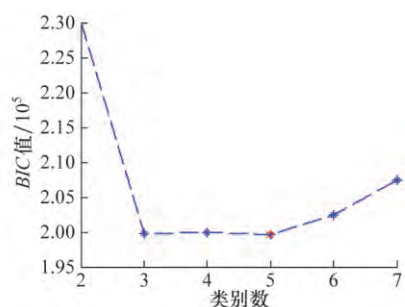
对模拟 SAR 影像进行可变类和固定类分割,分割结果如图 2a,2b 所示.目视观测,其可变类分割实验自动获取类别数下的分割结果与采用 ECM 算法的固定类分割结果相近.但本文算法是自动获取影像的最佳类别数及最优分割结果,实现了 SAR 影像的自动分割,避免了人工选取类别数时,人为主观因素对影像类别数的判定及其对分割结果的影响,这在存有大量斑点噪声的 SAR 影像中尤为关键.对比图 2a,2c,RJMCMC 算法分割结果相对于本文算法结果较差,其分割结果中有大量噪声,这是因为该算法在实现过程中,分裂或合并实类造成的错分和误分,导致影像分割结果较差.为更直观地展示本文算法的准确性,分别对本文算法自动确定类别数下的最优分割结果(图 2a)、利用 ECM 算法的固定类分割结果(图 2b)和利用 RJMCMC 算法的可变类分割结果(图 2c)进行定量评价.以模拟生成 SAR 影像的模板(图 1a)为实验标准分割数据,求其各自分割结果(图 2)混淆矩阵,计算其用户精度、产品精度、总精度和 Kappa 系数,见表 2.

表 2 用户精度、产品精度、总精度和 kappa 系数  
Tabla 2 User accuracy, product accuracy, total accuracy and kappa coefficient

算法	同质区域	I	II	III	IV	V
本文算法	产品精度/%	99.62	98.67	97.54	98.17	98.52
	用户精度/%	100.00	98.87	97.98	98.08	97.68
	Kappa			0.981 4		
	总精度/%			98.52		
ECM 算法 (固定类)	产品精度/%	99.82	98.51	97.3	97.3	99.07
	用户精度/%	99.82	99.00	98.89	98.57	97.02
	Kappa			0.980 4		
	总精度/%			98.43		
RJMCMC 算法	产品精度/%	97.04	63.2	64.86	54.18	67.63
	用户精度/%	82.50	77.51	80.35	48.93	61.64
	Kappa			0.621 5		
	总精度/%			69.74		



由表 2 可知,本文算法的各同质区域用户精度都大于 97%,各同质区域产品精度都大于 97%,Kappa 系数为 0.981 4,总精度为 98.52%;而采用 ECM 算法的固定类分割,其用户精度也在 97%以上,产品精度也在 97%以上,其 Kappa 系数为 0.980 4,总精度为 98.43%;而采用 RJMCMC 算法时,其分割各精度均较低. 参照固定类分割,对本文算法进行定量评价,可以看出,本文提出自动确定类别数的分割算法,分割精度较高. 由图 4 可知,在类别数为 5 时  $BIC$  值最小,进而说明结合 BIC 准则自动确定模拟 SAR 影像最佳类别数为 5,验证了上述对自动选取类别数的分析. 从分割结果及结果定量评价足以说明基于 BIC 准则的 ECM 算法完全可应用于 SAR 影像的可变类分割,并自动确定了 SAR 影像的最佳类别数且分割精度较高,验证了本文算法的准确性.

图 5 不同  $k$  值的分割结果对比Fig. 5 Segmentation results with different  $k$  values图 6 图 4 的类别数及其对应的  $BIC$  值Fig. 6 Number of Fig. 4 categories corresponding to the values of  $BIC$ 

以真实待分割 SAR 影像(图 4)为例,采用本文算法对其进行可变类分割实验,其最终分割结果如图 5 所示,图 5a~5f 分别为类别数为 2~7 时的分割结果. 然而根据 BIC 准则的原理特性,图 6 所呈现出的最小  $BIC$  值对应的类别数值为 5,即模拟 SAR 影像最佳类别数为 5,则可判别出其影像最优分割结果为图 5d. 从人工判读看,图 6d 符合真实影像的类别数,且优于其它类别数下的分割结果. 图 5a~5c 所示对应类别数为 2~4 的欠分割结果,图 5e~5f 所示对应类别数为 6~7 的过分割结果. 由图 6 可看出,欠分割和过分割,其模型  $BIC$  值都大于正确分割(5 类)时的  $BIC$  值. 随着类别数增

## 2.2 真实 SAR 影像分割

图 4 为 Radarsat-I 卫星的海冰区域 SAR 影像,尺寸为 128 像素 $\times$ 128 像素,HH 极化,分辨率为 30 m,目视判别其类别数为 5,由亮到暗分别为坚冰、稍融的冰、融化较多的冰、薄冰、海水. 为验证本文算法性能,以图 4 为例,采用本文算法对其作可变类分割,图 5 为采用本文算法对其在不同  $k$  值下的分割结果,图 6 为图 4 的类别数和  $BIC$  值的变化曲线.

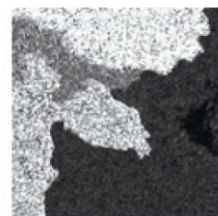


图 4 海冰影像

Fig. 4 Sea ice image

加, $BIC$  值逐渐减小至最小值,随后缓慢增加,主要因为在影像欠分割时,同一分割区域混合不同目标像素,似然项偏大;随着类别的增加,欠分割的现象减弱,区域分割逐渐明显,似然项逐渐减小. 然而随着类别增加,导致影像产生过分割现象,同一分割区域基本为同一目标像素,似然项变化平稳,而补偿项变大, $BIC$  值逐渐增加. 似然项减少并趋于稳定而补偿逐渐增加,从而导致  $BIC$  值出现先减后增的现象,同时,产生的极小值作为判断模型优劣的依据. 由图 6 可知, $BIC$  值最小时其影像类别数最佳且分割结果最优,验证了本文算法的可行性.

图 7 为真实待分割 SAR 影像. 其中,前 4 幅影像尺寸均为 128 像素 $\times$ 128 像素,后 2 幅影像尺寸均为 256 像素 $\times$ 256 像素. 其中,图 7a 为 Radarsat-I 卫星的河口区域影像,VV 极化,分辨率为 30 m,目视判别其类别数为 2,中间部分为河水,两边为陆地;图 7b 为 Radarsat-I 卫星的海冰区域影像,VV 极化,分辨率为 30 m,目视判别其类别数为 3,由暗到亮分别为海冰、融冰、坚冰;图 7c 为 Radarsat-I 卫星的海冰区域影像,VV 极化,分辨率为 25 m,目视判别其类别数为 3,由暗到亮分别为海冰、

融冰、坚冰;图 7d 为 Radarsat-I 卫星的海冰区域影像, VV 极化, 分辨率为 25 m, 目视判别其类别数为 4, 由暗到亮分别为海冰、薄冰、融冰、坚冰;图 7e 为 Sentinel-I 卫星的湿地区域影像, VV 极化, 分辨率为 30 m, 目视判别其类别数为 2, 其中, 暗的部分为河水, 稍暗部分为湿地;图 7f 为 Sentinel-I 卫星的海冰区域影像, VV 极化, 分辨率为 30 m, 目视

判别其类别数为 3, 由暗到亮分别为海冰、融冰、坚冰. 采用本文算法对其进行可变类分割并自动确定最佳类别数及最优分割结果. 图 8 为 SAR 影像类别数和  $BIC$  值的变化曲线;图 9 为采用本文算法分割实验得到最佳类别数下的最优分割结果;图 10 为 RJMCMC 算法对真实 SAR 影像进行变类分割结果.

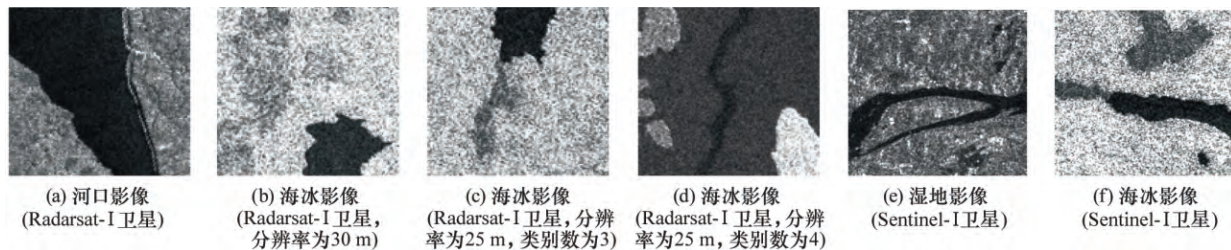


图 7 真实 SAR 影像

Fig. 7 Real SAR images

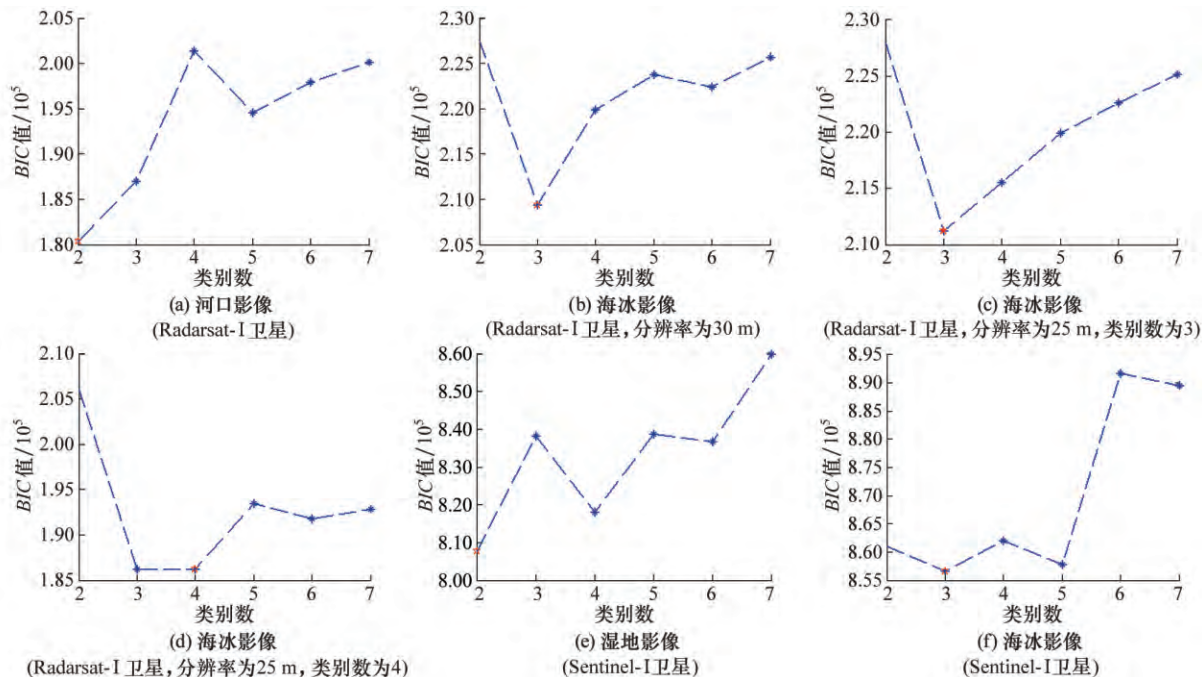


图 8 各真实影像类别数对应的  $BIC$  值

Fig. 8 Number of real images categories corresponding to the values of  $BIC$

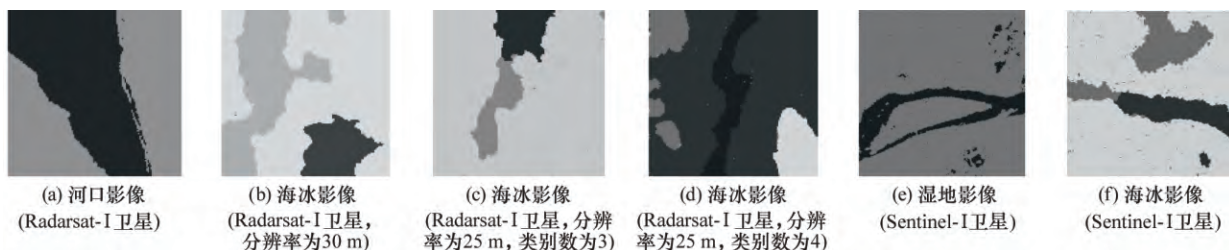


图 9 本文算法结果

Fig. 9 Proposed algorithm segmentation results

采用本文算法对真实 SAR 影像进行可变类分割实验, 从图 8 中可以看出,  $BIC$  值最小时对应的类别数与真实 SAR 影像目视观察的类别数一致; 由图 9 可知, 在基于  $BIC$  准则下最佳类别数所对

应的分割结果较好, 分割区域明显, 且分割结果的区域个数与真实影像的类别数一致.  $BIC$  值最小时所对应的类别数最佳且对应的分割结果最优, 进而证明了本文结合  $BIC$  准则的 ECM 算法完全可



实现 SAR 影像类别数的自动确定,且得到的分割结果较优,也证明了结合 BIC 准则的 ECM 算法保

留了 ECM 算法的分割精度.

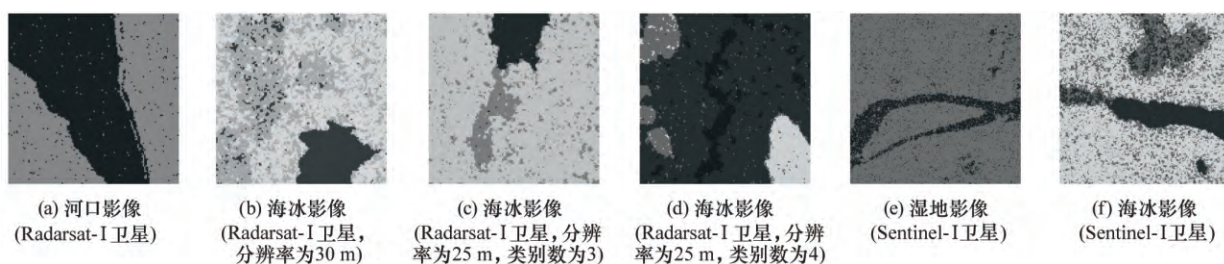


图 10 RJMCMC 算法分割结果

Fig. 10 RJMCMC algorithm segmentation results

图 10 为 RJMCMC 算法的分割结果,与本文算法分割结果(图 9)相比,目视观测本文算法分割结果较好,而 RJMCMC 算法分割结果中有大量噪声.本文算法和 RJMCMC 算法都可实现可变类 SAR 影像分割,从模拟影像的精度评价以及真实影像分割结果可得出本文算法精度高且分割结果良好;而 RJMCMC 算法,随着影像大小或场景的增加,其分割结果较差. RJMCMC 算法在影像分割过程中增加的分裂或合并实类、改变参数矢量、改变标号及生成或删除空类等操作,产生较多的错分和误分现象,导致影像分割结果较差.本文基于 ECM 算法,只进行改变标号场操作,保留了 ECM 算法的分割精度,同时又避免对过多参数的估计以及减少了在实现该算法过程中的多种移动操作.

### 3 结 论

本文提出结合 BIC 准则和 ECM 算法的 SAR 影像分割方法,不仅实现了 SAR 影像类别数的自动确定,而且保留了 ECM 算法的分割精度.对模拟和真实 SAR 影像进行可变类实验研究,取得了 SAR 影像最佳类别数及其最优分割结果.采用 ECM 算法对不同模型下的参数进行估计,结合估计出的参数值利用 BIC 准则评价模型优劣并选取 BIC 值最小时所对应的类别数作为 SAR 影像最佳类别数,两者结合减少了人为干预且较为准确自动确定了 SAR 影像类别以及获得影像最优分割结果.本文算法也存在一些问题,由于要遍历所有类别数的可能取值,采用 ECM 算法对所有类别数下的模型参数进行估计,致使本文算法运算量大、耗时长.因此,在未来的工作中,拟采用区域划分实现 SAR 影像的可变类分割,快速地实现 SAR 影像类别数的自动确定以及影像最优分割,减少运行时间.

### 参考文献:

- [1] KATO Z. Segmentation of color images via reversible jump MCMC sampling[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(3): 361-371.
- [2] 陈亚军,刘 丁,梁军利,等. 一种无须预指定分割区域数的自适应多阈值图像分割方法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(11): 993-1004.  
CHEN Yajun, LIU Ding, LIANG Junli, et al. An adaptive multi-threshold image segmentation method without preassigning the number of segmented regions [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2014, 27(11): 993-1004.
- [3] 郭 平,卢汉清. 贝叶斯概论图像自动分割研究[J]. 光学学报, 2002, 22(12): 1479-1483.  
GUO Ping, LU Hanqing. A study on Bayesian probabilistic image automatic segmentation[J]. Acta Optica Sinica, 2002, 22(12): 1479-1483.
- [4] GOODMAN J W. Statistical properties of laser speckle patterns[M]. New York: Laser Speckle & Related Phenomena, 1975: 9-75.
- [5] 王 玉,李 玉,赵泉华. 利用 RJMCMC 算法的可变类 SAR 影像分割[J]. 信号处理, 2014, 30(10): 1193-1203.  
WANG Yu, LI Yu, ZHAO Quanhua. SAR image segmentation with variable classes using RJMCMC algorithm[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(10): 1193-1203.
- [6] JIANG Longyu, JEROME M. Automatic detection of the number of raypaths in a Shallow-Water waveguide [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2014, 39(4): 713-723.
- [7] CHEN Xiaoming. Using akaike information criterion for selecting the field distribution in a reverberation chamber[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2013, 55(4): 664-670.
- [8] HOSSAIN M Z. Modified akaike information criterion (MAIC) for statistical model selection[J]. Pakistan



- Journal of Statistics, 2002, 18(3): 383-393.
- [9] ZHAO L C, DOREA C C Y, GONCALVES C R. On determination of the order of a Markov Chain[J]. Statistical Inference for Stochastic Processes, 2001, 4(3): 273-282.
- [10] ZHOU Bowen, JOHN H L H. Efficient audio stream segmentation via the combined  $T^2$  statistic and Bayesian information criterion[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 2005, 13(4): 467-474.
- [11] 徐 颖, 宋 彦, 戴礼蓉. 结合模型混淆度和 BIC 准则的语种识别精细建模方法[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(5): 573-578.
- XU Ying, SONG Yan, DAI Lirong. Language identification based on combination of model confusion and BIC criteria[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2011, 26(5): 573-578.
- [12] 俞倩文, 李克强. 基于 AIC 信息量准则的车辆油耗建模与评估[J]. 汽车工程学报, 2014, 4(3): 165-171.
- YU Qianwen, LI Keqiang. Fuel consumption modeling and evaluation based on AIC[J]. Journal of Automotive Engineering, 2014, 4(3): 165-171.
- [13] KARAGRIGORIOU A, MATTHEOU K, VONTA I. On asymptotic properties of AIC variants with applications[J]. Open Journal of Statistics, 2011, 1(2): 105-109.
- [14] CHEN T W, SUN C H, SUN H H, et al. Power-efficient hardware architecture of K-means clustering with Bayesian information criterion processor for multimedia processing applications[J]. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 2011, 1(3): 357-368.
- [15] 李 锐, 卓 著, 李 辉. 基于 BIC 和 G\_PLDA 的说话人分离技术研究[J]. 中国科学技术大学学报, 2015, 45(4): 286-293.
- LI Rui, ZHUO Zhu, LI Hui. The research of speaker diarization based on BIC and G\_PLDA[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(4): 286-293.
- [16] MARROQUIN J, MITTER S, POGGIO T. Probabilistic solution of illposed problems in computational vision[J]. Journal of the American Statistical Association, 1987, 82(397): 76-89.
- [17] LIU Chuanhai, RUBIN D B. The ECME algorithm: a simple extension of EM and ECM with faster monotone convergence[J]. Biometrika, 1994, 81(4): 633-648.
- [18] WANG Wanlun, LIN T I. An efficient ECM algorithm for maximum likelihood estimation in mixtures of  $t$ -factor analyzers[J]. Computational Statistics, 2013, 28(2): 751-769.
- [19] 罗 季. Monte Carlo EM 加速算法[J]. 应用概率统计, 2008, 24(3): 312-318.
- LUO Ji. Acceleration of Monte Carlo EM algorithm[J]. Journal of Applied Probability and Statistics, 2008, 24(3): 312-318.
- [20] 卢 洁, 杨学志, 朗文辉, 等. 区域 GMM 聚类的 SAR 图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(11): 2088-2094.
- LU Jie, YANG Xuezhi, LANG Wenhui, et al. SAR image segmentation with region-based GMM[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(11): 2088-2094.
- [21] MENG Xiaoli, RUBIN D B. Maximum likelihood estimation via the ECM algorithm: a general framework[J]. Biometrika, 1993, 80(2): 267-278.
- [22] 温艳清, 赵志刚, 刘宝亮. 利用 ECM 算法进行参数估计[J]. 山东理工大学学报(自然科学版), 2009, 23(2): 48-50.
- WEN Yanqing, ZHAO Zhigang, LIU Baoliang. Parameters estimation using ECM algorithm[J]. Journal of Shandong University of Technology (Natural Science Edition), 2009, 23(2): 48-50.

(责任编辑 邓 群)