

结合高斯回归模型和隐马尔可夫随机场的模糊聚类图像分割

赵雪梅 李 玉 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院 阜新 123000)

摘 要: 为了克服经典模糊聚类图像分割算法对图像噪声的敏感性, 该文提出结合高斯回归模型(GRM)和隐马尔可夫随机场(HMRF)的模糊聚类图像分割算法。该算法用信息熵正则化模糊 C 均值(FCM)的目标函数, 再用 KL(Kullback-Leibler)信息加以改进, 并将 HMRF 和 GRM 模型应用到该目标函数中, 其中 HMRF 模型通过先验概率建立标号场邻域关系, 而 GRM 模型则在中心像素标号与其邻域像素标号一致的基础上建立特征场邻域关系。利用提出的算法和其它经典算法分别对模拟图像、真实 SAR 图像以及纹理图像进行了分割实验, 并对分割结果进行精度评价。实验结果表明, 该文提出的算法具有更高的分割精度。

关键词: 图像处理; 图像分割; 模糊聚类; 隐马尔可夫随机场; 高斯回归模型; KL(Kullback-Leibler)信息

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)11-2730-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01751

Image Segmentation by Fuzzy Clustering Algorithm Combining Hidden Markov Random Field and Gaussian Regression Model

Zhao Xue-mei Li Yu Zhao Quan-hua

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

Abstract: This paper presents a new algorithm for image segmentation, which combines Hidden Markov Random Field (HMRF) and Gaussian Regression Model (GRM) to Fuzzy C-Means (FCM) clustering. The proposed algorithm uses the KL (Kullback-Leibler) information to regularize the objective function of FCM, and then utilizes HMRF and GRM to model the neighborhood relationship of the label field and feature field, respectively. The HMRF model characterizes the neighborhood relationship through its prior probability, while the GRM is established under the assumption that a pixel has the same label with its neighbors. This paper takes some experiments with the proposed algorithm and other FCM based algorithms on the simulation image, real SAR image and texture image, respectively, and the accuracy of segmentation is evaluated. By comparing the results of them, the proposed algorithm can provided more accuracy segmentation result.

Key words: Image processing; Image segmentation; Fuzzy clustering; Hidden Markov Random Field (HMRF); Gaussian Regression Model (GRM); KL (Kullback-Leibler) information

1 引言

图像分割在图像处理中占有十分重要的地位, 一直以来是图像处理的热点和难点问题。在早期工作中, 文献[1]提出利用模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)算法实现图像分割。该算法利用模糊隶属度表征对图像的模糊分割, 用欧氏距离定义非相似性测度, 并由此构建目标函数, 然后通过求解该目标函数得到最佳模糊分割, 再对该模糊分割反模糊化得到明晰的分割结果。由于 FCM 算法原理直观、稳

定性好、收敛速度快且拓展性好(易于改进目标函数从而形成新的算法), 因此, FCM 算法在图像分割中具有十分广泛的应用^[2-4]。但基于 FCM 的图像分割算法仍存在以下不足: (1)没有考虑邻域像素作用; (2)用欧氏距离定义的非相似性测度对噪声和异常值敏感; (3)目标函数中表示模糊程度的模糊因子缺乏明确物理解释。

为了在 FCM 图像分割算法中加入邻域像素作用, 文献[5]提出约束模糊 C 均值(Fuzzy Clustering with Constraints, FCM_S)算法。由于该算法引入了邻域像素作用, 从而在一定程度上提高了算法精度, 降低噪声敏感性, 但是每次迭代都要对邻域像素进行重复计算, 导致算法运行较慢。文献[6]针对 FCM_S 算法重复计算问题, 提出了改进的 FCM_

2013-11-07 收到, 2014-06-05 改回

国家自然科学基金(41301479), 对地观测技术国家测绘地理信息局重点实验室开放基金(K201204)和辽宁工程技术大学研究生科研立项(5B2014014-01)资助课题

*通信作者: 赵泉华 zqhlby@163.com

S1 和 FCM_S2 两种算法。这两种算法首先对图像进行均值或中值滤波, 再利用 FCM 算法对滤波图像进行模糊聚类分割。为了加速 FCM 算法的运行速度, 文献[7]提出增强模糊 C 均值 (Enhanced Fuzzy C-Means Clustering, EnFCM) 算法。该算法首先生成一个与邻域像素有关的线性加权图像, 并将目标函数直接定义在灰度级上。由于灰度级数远小于图像像素个数, 从而实现了算法加速。在空间上, 不同方向的邻域像素与中心像素有不同方位关系和空间距离, 但前述算法没有考虑由此引起的邻域像素对分割结果的影响, 且用欧氏距离定义非相似性测度对噪声和异常值敏感。因此, 文献[8]定义一个与空间位置信息、邻域信息和图像强度信息有关的非相似性测度, 并用该非相似性测度作为权值对原图像进行加权平均处理, 从而得到一个新的线性加权图像, 然后利用该图像进行迭代计算, 进而提出快速广义模糊 C 均值 (Fast Generalized Fuzzy C-Means Clustering, FGFCM) 算法。但该算法需要引入两个表示空间信息和邻域信息权重的参数, 而这些参数需人工选取。为了克服人工选取参数困难以及生成图像丢失原图像细节信息的问题, 文献[9]提出了模糊局部信息 C 均值 (Fuzzy Local Information C-Means Clustering, FLICM) 算法。该算法定义一个包含空间信息和邻域信息的变量以控制图像噪声和细节平衡, 无需人为选择参数, 且仍旧利用原图像进行迭代计算, 故而能得到较为满意的结果。针对 FCM 算法中模糊因子没有明确物理解释这一问题, 用信息熵正则化 FCM 算法的目标函数, 可以得到一种基于熵的模糊 C 均值 (Entropy Fuzzy C-Means, EFCM) 算法。文献[10]在 EFCM 算法基础上引入 KL (Kullback-Lerbler) 信息^[11], 并利用隐马尔科夫随机场^[12] (Hidden Markov Random Field, HMRF) 模型刻画标号场邻域关系, 提出了隐马尔科夫随机场模糊 C 均值 (Hidden Markov Random Field-Fuzzy C-Means, HMRF-FCM) 算法, 并取得了较好的分割结果。

但是 HMRF-FCM^[10]只考虑标号场邻域关系而没有考虑特征场邻域关系。该文在 HMRF-FCM 算法基础上, 提出同时考虑标号场和特征场邻域关系, 结合高斯回归模型 (Gaussian Regression Model, GRM) 和 HMRF 模型的模糊聚类图像分割算法。其中 HMRF 模型通过先验概率建立标号场邻域关系, 而 GRM 模型在中心像素标号与邻域像素标号一致的条件下建立特征场邻域关系。

2 算法描述

明晰分割方法中每个像素只能属于某一类别, 而模糊分割方法中每个像素可以属于所有类别, 并用模糊隶属度表示像素隶属于不同类别的程度。这种模糊分割方法需要定义像素点与聚类中心的非相似性测度, 并利用该模糊隶属度和非相似性测度建立目标函数, 而后通过最小化目标函数实现图像分割。在 FCM 算法^[1]中, 目标函数被定义为

$$J_{\text{fcm}}(\mathbf{U}, \mathbf{V}) \triangleq \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d_{ij} \quad (1)$$

其中, $d_{ij} = \|x_i - v_j\|^2$ 代表像素 x_i 和聚类中心 v_j 的欧氏距离, 其中, $x = \{x_i; i = 1, \dots, N\}$ 是待分割图像, i 是像素索引, N 是像素个数, x_i 是图像中第 i 个像素的强度。 $\mathbf{U} = [u_{ij}]_{N \times c}$, u_{ij} 代表第 i 个像素属于 j 类的隶属度, m 为模糊因子, 表示算法的模糊程度^[13], c 表示类别的个数, $\mathbf{V} = (v_1, \dots, v_j, \dots, v_c)$, 其中 v_j 是第 j 个类别的聚类中心。

文献[14]通过引入信息熵和一个正参数 λ 定义一个新的目标函数, 提出了 EFCM 算法, 其目标函数可表示为

$$J_{\text{efcm}}(\mathbf{U}, \mathbf{V}) \triangleq \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij} d_{ij} + \lambda \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij} \ln u_{ij} \quad (2)$$

式(2)中第 2 项是正则化项, 表示分割结果的混乱程度, 其系数 λ 为模糊因子, 表示算法的模糊程度。

在 EFCM 的基础上引入 KL 信息^[10]和 HMRF^[12]模型, 得到 HMRF-EFCM 算法, 目标函数可改写成

$$J_{\lambda}(\mathbf{U}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}, \boldsymbol{\pi}) \triangleq \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij} d_{ij} + \lambda \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij} \ln \left(\frac{u_{ij}}{\rho_{ij}} \right) \quad (3)$$

其中, ρ_{ij} 是表示权重的参数, 式(3)中第 2 项也可看作正则化项, 表示分割结果的混乱程度。一般 FCM 算法很容易将较大区域聚类边缘部分分割到较小区域聚类中, 而将式(3)作为目标函数, 能在很大程度上避免上述问题^[14]。但 HMRF-EFCM 算法只考虑标号场邻域关系, 没有考虑特征场邻域关系。

该文在 HMRF-EFCM 算法基础上, 提出同时考虑标号场邻域关系和特征场邻域关系, 结合 GRM 和 HMRF^[15-16]的模糊聚类图像分割算法。GRM 模型在高斯模型基础上引入与中心像素具有相同标号邻域像素的作用, 从而建立特征场邻域关系。而后, 利用该模型定义非相似性测度 d_{ij} 为给定标号 l_j 的状态下观测数据 x_i 的概率密度函数负自然对数值,

$$d_{ij}(\boldsymbol{\theta}_j) \triangleq -\ln p(x_i | l_j; \boldsymbol{\theta}_j) \quad (4)$$

其中, $(l_1, l_2, \dots, l_j, \dots, l_N)$ 是标号场 $\mathbf{L} = (L_1, L_2, \dots, L_j, \dots, L_N)$ 的一个实现, $l_j \in \{1, 2, \dots, c\}$, $\boldsymbol{\theta}_j = (\mu_j, \sigma_j)$ 为

第 j 个类别的均值和方差构成的参数矢量, 由于 GRM 模型建立在邻域像素与中心像素具有相同标号这一假设上, 在实际情况下该种假设未必成立。为了解决这一问题, 在构建 GRM 模型时, 只考虑与中心像素标号一致的邻域像素作用, 不考虑与中心像素标号不一致的邻域像素作用。即, 邻域像素与中心像素标号一致时, 设其作用系数为 1; 邻域像素与中心像素标号不一致时, 设其作用系数为 0。因此, 定义指示函数为

$$t(l_i, l_{i'}) = \begin{cases} 1, & l_{i'} = l_i \\ 0, & l_{i'} \neq l_i \end{cases} \quad (5)$$

其中, l_i 表示 i 的标号, i' 表示 i 的邻域像素, $l_{i'}$ 表示 i' 的标号。GRM 模型概率密度函数为

$$p(x_i | L_i = j, \theta_j, L_{i'}, i' \in N_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} \cdot \exp \left\{ -\frac{\left[(x_i - \mu_j) + \beta \sum_{i' \in N_i} t(L_i, L_{i'}) (x_{i'} - \mu_j) \right]^2}{2\sigma_j^2} \right\} \quad (6)$$

其中, $\theta_j = (\mu_j, \sigma_j)$, N_i 是像素 i 的邻域集, μ_j 和 σ_j 是第 j 类的均值和方差, β 是表示邻域作用强度的参数, β 越大, 邻域作用强度越大; β 越小, 邻域作用强度越小。与传统的高斯模型相比, GRM 模型在中心像素误差的基础上引入与中心像素标号一致邻域像素的误差作用, 即式(6)分子中第 2 项。当 $\beta = 0$ 时, GRM 模型的作用与高斯模型相同。当 $\beta \neq 0$ 时, 与中心像素标号一致的邻域像素会加强其与中心像素的作用, 进而标号一致的像素更容易隶属于同一类别。引入邻域关系增强了邻域像素与中心像素间的作用强度, 使相邻像素更容易隶属于同一类别。而在标号场邻域作用的基础上引入特征场邻域关系则进一步加强了邻域像素与中心像素的作用强度, 更有利于剔除噪声和异常值, 得到更加可靠的分割结果。

式(3)中 ρ_{ij} 是 HMRF 模型的先验概率。与非邻域像素相比, 一般情况下, 邻域像素更可能具有相同的标号。为了使势能函数小时其对应的先验概率大, 定义先验概率为势能函数之和的 e 负指数, 并对其归一化使其对不同类别的和为 1, 像素 i 属于 j 类的先验概率为

$$\rho_{ij} \triangleq p(l_i = j | \hat{l}_{i,j}; b) = \frac{\exp \left(-b \sum_{i' \in N_i} V_{i'}(j - l_{i'}) \right)}{\sum_{j'=1}^c \exp \left(-b \sum_{i' \in N_i} V_{i'}(j' - l_{i'}) \right)} \quad (7)$$

其中, b 是表征邻域标号作用强度的参数。 V_c 是势

能函数, 可定义为

$$V_{i'}(l_i - l_k) = \begin{cases} 0, & l_i = l_k \\ 1, & l_i \neq l_k \end{cases} \quad (8)$$

式(7)定义的先验概率在标号场中引入了邻域像素作用, 由于邻域像素作用增强了标号场邻域像素标号与中心像素标号之间的作用强度, 因而在一定程度上提高了算法的分割精度。

为了最小化式(3)目标函数, 将目标函数对 u_{ij} 求偏导, 并令其等于 0, 解得

$$u_{ij} = \frac{\rho_{ij} \exp(-1/\lambda) d_{ij}}{\sum_{j'=1}^c \rho_{ij'} \exp(-1/\lambda) d_{ij'}} \quad (9)$$

将式(6)代入式(4)中, 可得到 d_{ij} 的表达式为

$$d_{ij} = -\ln \left\{ \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} \right] \exp \left[-\left((x_i - \mu_j) + \beta \sum_{i' \in N_i} t(L_i, L_{i'}) (x_{i'} - \mu_j) \right)^2 / (2\sigma_j^2) \right] \right\} \quad (10)$$

将式(3)目标函数分别对 μ_j 和 σ_j 求偏导并令其等于零, 求得参数 μ_j 和 σ_j

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij} \left[x_i + \beta \sum_{i' \in N_i} t(L_i, L_{i'}) x_{i'} \right]}{\sum_{i=1}^N u_{ij} \left[1 + \beta \sum_{i' \in N_i} t(L_i, L_{i'}) \right]} \quad (11)$$

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij} \left[(x_i - \mu_j) + \beta \sum_{i' \in N_i} t(L_i, L_{i'}) (x_{i'} - \mu_j) \right]^2}{\sum_{i=1}^N u_{ij}} \quad (12)$$

由式(9)~式(12)可以看出, 特征场邻域关系不止体现在非相似性测度上, 还可以对期望、方差和隶属度产生影响; 而标号场邻域关系亦会影响先验概率和隶属度。可见结合特征场邻域关系和标号场邻域关系能极大程度地提高图像分割精度。综上所述, 提出的算法可总结如下:

步骤 1 设置循环指示器 $k = 0$ 、聚类数 c 、模糊因子 λ 和迭代停止条件参数 ε ;

步骤 2 随机初始化隶属度函数 $u_{ij}^{(0)}$;

步骤 3 根据式(7)和式(8)计算先验概率 $\rho_{ij}^{(k)}$;

步骤 4 利用式(11)和式(12)估计均值 $\mu_j^{(k)}$ 和方差 $\sigma_j^{(k)}$;

步骤 5 把 $\mu_j^{(k)}$ 和 $\sigma_j^{(k)}$ 代入式(10)计算 $d_{ij}^{(k)}$;

步骤 6 根据式(9)计算模糊隶属度 $u_{ij}^{(k+1)}$;

步骤 7 如果 $\max |U^{(b)} - U^{(b+1)}| < \varepsilon$, 退出循环,

否则令 $k = k + 1$ 并返回步骤 3 继续迭代。

模糊分割与明晰分割的区别在于，前者用模糊隶属度表征像素的类属性，而后者使像素明确属于某一目标类。为了得到明晰的分割结果，要将模糊隶属度矩阵 U 反模糊化。该文采用最大隶属度准则实现反模糊化：

$$C_i = \arg_j \{ \max \{ u_{ij} \} \}, \quad j = 1, \dots, c; \quad i = 1, \dots, N \quad (13)$$

其中， C_i 表示像素 i 所属类别，并用 $C = \{ C_1, C_2, \dots, C_N \}$ 表示明晰分割结果。

3 实验和结果

3.1 模拟图像分割

为了对提出的算法进行定量评价，生成具有 5 个正态分布的同质区域且其分布参数已知的模拟图像。表 1 列出各同质区域的分布参数。图 1(a)为生成模拟图像的同质区域模板，图 1(b)为生成的模拟图像。

图 2(a)~图 2(f)分别是 FCM^[1], FCM_S^[5], EnFCM^[7], FGFCM^[8], FLICM^[9]以及 HMRF-FCM^[10] 6 种算法的分割结果，图 2(g)是本文提出算法的分割结果。如图 2(a)所示，FCM 算法分割结果中有大量误分像素，这是因为 FCM 算法只考虑像素本身对分割的影响，因而对图像噪声和异常值敏感。FCM_S 算法中加入了邻域作用，在一定程度上改善了分割结果(如图 2(b))。由图 2(c)~图 2(d)可以看出，EnFCM 和 FGFCM 不能有效分割区域 II 和 IV，

表 1 高斯分布的均值和方差

同质区	I	II	III	IV	V
均值	160	40	200	80	120
方差	30	10	20	10	20

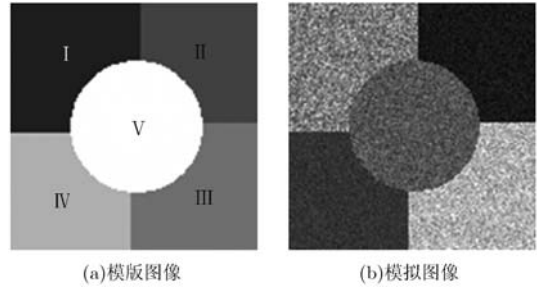


图 1 模版图像以及模拟图像

这是因为二者均是 FCM 算法的加速算法，用生成的线性加权图像代替原图像，丢失了原图像中的细节信息。FGFCM 分割结果略优于 EnFCM，因为 FGFCM 引入了空间关系，增强了算法抗噪性。FLICM 通过一个可自动获取的模糊系数控制噪声和图像细节间的平衡，提高了算法的自适应性。本例中得到的模糊系数更有利于控制噪声而忽略了对图像细节信息的保护，从而造成边缘模糊现象(如图 2(e))。HMRF-FCM 引入 HMRF 模型，建立标号场之间的邻域关系，对噪声有很好的适应性，但是没有考虑特征场邻域关系，造成区域 IV 和 V 难以辨识(如图 2(f))。FCM 算法及其改进算法没有考虑像素空间分布问题，在两个分布曲线重合的区域内，不能有效区分像素所属类别。从图 2(g)结果可以看出，由于提出的算法同时考虑了标号场邻域关系和特征场邻域关系，因此在分割过程中能较好地抑制噪声，提高抗燥性，并能将各个同质区域较好的分割开。实验结果表明，同质区域内的方差对分割结

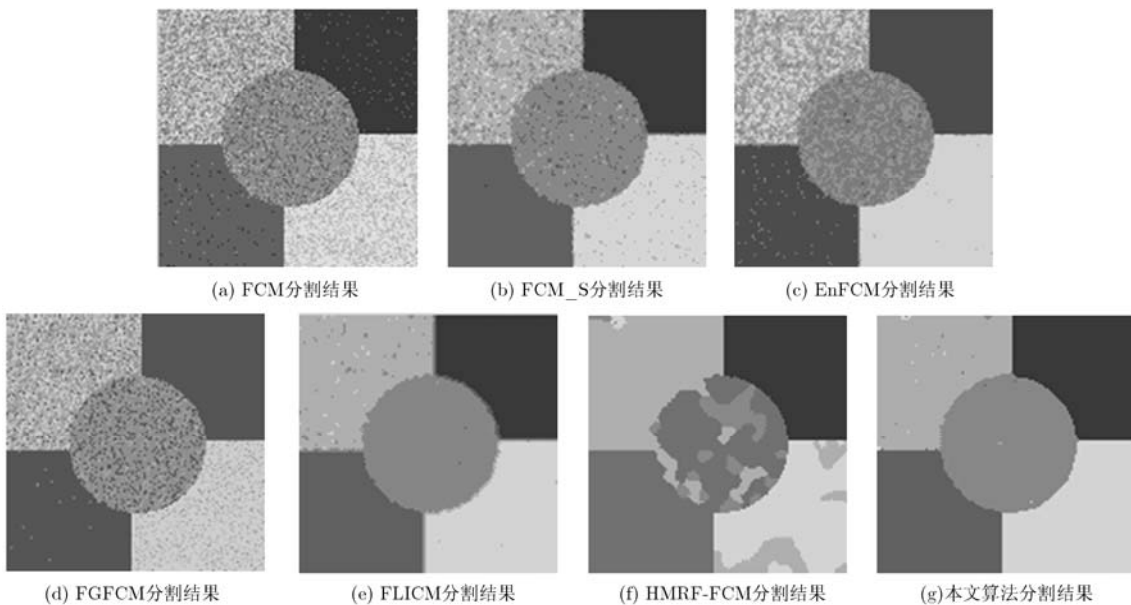


图 2 模拟图像的分割结果

果有较大的影响。由于区域 II 和区域 IV 有较小的方差, 因此所有算法均能较好地分割该区域, 而区域 I 具有最大的方差, 因此是 5 个区域中分割效果最差的。但是本文提出的算法能实现对方差较大区域的有效分割, 分割结果中误分像素较少; 而其它算法分割结果中有大量的误分像素(见图 2(a)~图 2(f)), 不能实现对灰度方差较大的区域进行分割。

为了对以上不同分割方法进行精度评价, 以图 1(a)所示的实际同质区域为标准, 对图 2(a)~图 2(g)所示的分割同质区域分别生成了混淆矩阵, 并据此分别计算出产品精度、用户精度、总体精度和 Kappa (K)系数(见表 2), 其中各项指标值越高, 分割精度越高。由表 2 可知, 除 FLICM 算法外, 其它算法的总体精度均不超过 80%, K 值最高为 0.71, FLICM 算法总体精度 96.9%、K 值为 0.96, 本文提出的算法总体精度 99.3%、K 值为 0.99。

初始均值和方差均由初始化的隶属度矩阵 U 计算而来, 因为初始 U 是随机生成的, 故而最初的均值和方差也具有随机性。实验证明, 均值和方差都能在 30 次到 40 次循环之间快速收敛到其稳态值, 因此非相似性测度以及隶属度矩阵 U 等均能在 30 到 40 次循环实现收敛。

3.2 真实 SAR 图像分割

利用本文提出的算法、FCM 算法及其改进算法对 RADARSAT-II SAR 图像(如图 3 所示)进行了分割, 原始图像中较暗部分是海水, 明亮部分是城镇,

灰色部分是森林。通过对分割结果比较, 发现 FCM 算法及其改进算法的分割结果均在不同程度上受到噪声影响, 不能很好地对图像进行分割。其中, FCM, FCM_S, EnFCM 和 FGFCM 算法只能把图像中的海水部分区分开来, 森林和城镇部分含有大量误分像素。而 FLICM 和 HMRF-FCM 算法能分割成成片的海水、森林和城镇, 但是 FLICM 算法将森林中分出了许多小湖面, 将城镇中的树木分割成森林。HMRF-FCM 算法分割效果稍好, 但是森林中划分出许多小区域的城镇。这两种算法中一种对较暗的湖水敏感, 另一种对明亮的城镇敏感, 分割结果均不够准确。而本文提出的算法, 可以较好地区分森林中小湖面和城镇边缘树木, 对噪声不敏感, 较好保留了图像的细节信息, 保证了分割结果的准确性。

3.3 纹理图像分割

利用本文提出的算法和其它算法对真实纹理图像进行了分割, 如图 4 所示。不难看出, 其它算法不能很好抑制分割噪声。FLICM 算法中提出的模糊系数能很好地平衡细节和噪声之间的关系, 分割结果较好。HMRF-FCM 算法虽然引入统计分布对分割结果的影响, 但只考虑标号场邻域关系, 没有考虑特征场邻域关系, 只能对部分区域分割结果较好。本文算法通过 GRM 模型引入标号场邻域关系, 使分割结果更加稳定、可靠。

4 结束语

本文在 FCM 算法及其改进算法的基础上, 提出了一种结合 HMRF 和 GRM 模型的模糊聚类图像分割算法。该算法同时考虑标号场和特征场邻域关系, 解决了经典方法分割不准确、误分像素多的问题。利用本文提出的算法、FCM 算法及其改进算法分别对模拟图像、SAR 图像、纹理图像进行分割实验。通过定性和定量的对比分析, 表明了本文提出的算法能够克服其它算法存在大量误分像素的问题, 分割结果精确, 并且对不同类型图像具有较好的普适性。另外, 本文提出的算法还具有收敛速度快, 稳定性好的特点。

本文提出的算法中包含 3 个参数: 表示模糊程度的参数 λ 、表示特征场邻域像素作用强度的参数 β , 表示标号场邻域像素作用强度的参数 b 。实验过程中, 参数 λ 一般取 2.3 时效果较好。参数 b 和 β 建立同一标号场上, 但是表示不同类型的邻域作用强度, 因此在程序实现过程中需人为选取参数。一般来说, 参数越大, 表示邻域作用强度越大, 参数越小, 表示邻域作用强度越小。当图像噪声较大时可适当选取较大参数, 反之选取较小参数。一般来

表 2 算法精度(%)及 Kappa(K)值比较

方法	精度指标	同质区域				
		I	II	III	IV	V
FCM	用户	48.6	96.5	60.9	96.5	73.5
	产品	53.3	97.0	82.7	75.9	67.1
总体精度=74.3; K=0.68						
FCM_S	用户	52.4	98.7	73.2	96.8	74.5
	产品	61.9	97.2	82.8	79.0	71.3
总体精度=78.3; K=0.73						
EnFCM	用户	39.8	100.0	88.1	43.1	85.9
	产品	70.6	62.4	77.1	48.5	66.4
总体精度=65.2; K=0.57						
FGFCM	用户	34.2	100.0	74.4	0.6	66.0
	产品	66.2	44.0	80.9	1.1	76.1
总体精度=55.0; K=0.44						
FLICM	用户	95.0	98.4	96.9	98.0	97.4
	产品	95.7	100.0	98.8	95.6	94.8
总体精度=96.9; K=0.96						
HMRF-FCM	用户	98.7	99.9	76.9	100.0	16.4
	产品	72.5	100.0	99.9	55.1	93.7
总体精度=76.6; K=0.71						
本文算法	用户	98.1	99.9	99.9	100.0	99.0
	产品	99.8	99.9	99.3	99.1	98.7
总体精度=99.3; K=0.99						

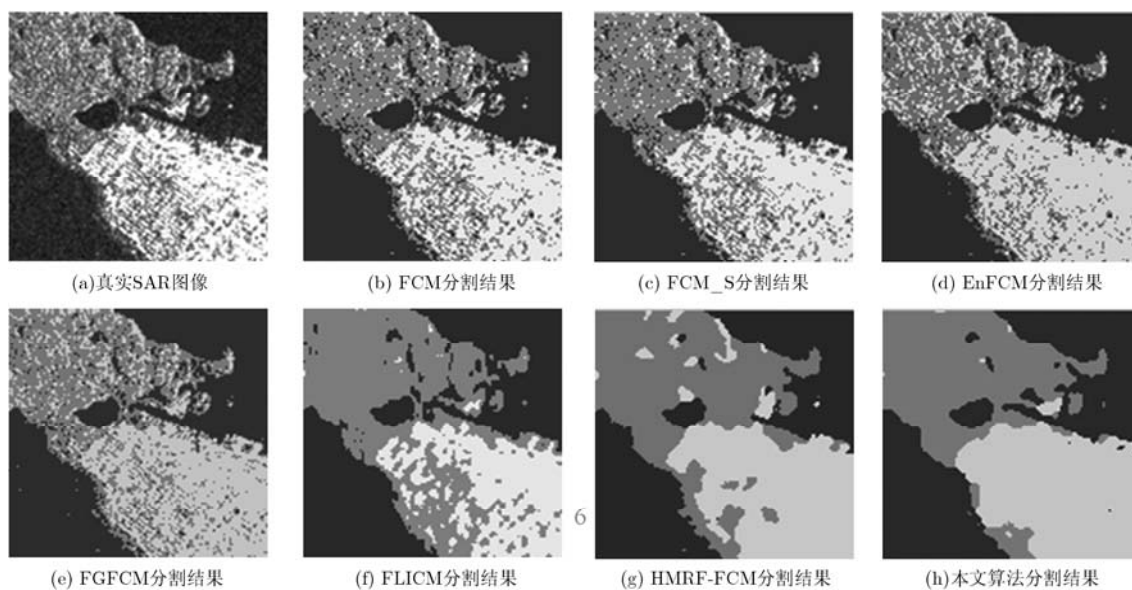


图 3 真实 SAR 图像的分割结果

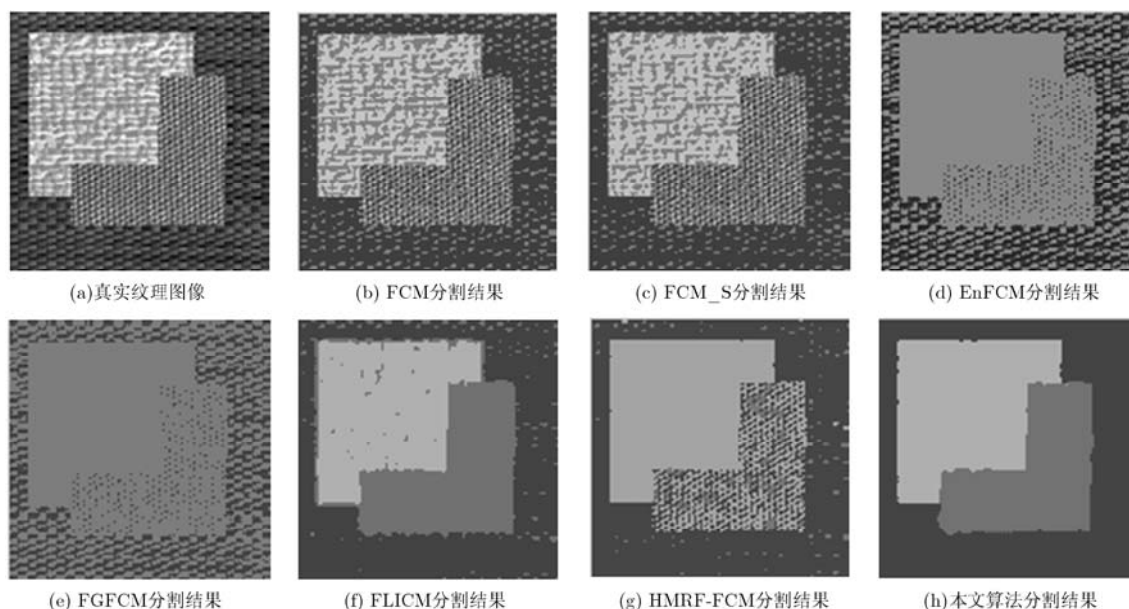


图 4 真实纹理图像的分割结果

说参数选取范围在 0 到 1 之间，即，邻域作用强度不大于中心像素作用强度。因此，对于不同的图像，需要选用不同的参数，在未来的研究中，将寻找自动获取参数的方法。

参 考 文 献

- [1] Bezdek J. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms[M]. New York: Plenum, 1981, 79-88.
- [2] 申铨京, 何月, 张博, 等. 基于空间信息及隶属度约束的 FCM 图像分割算法[J]. 北京工业大学学报, 2012, 38(7): 1073-1078. Shen Xuan-jing, He Yue, Zhang Bo, et al. FCM with spatial information and membership constrains for image segmentation[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2012, 38(7): 1073-1078.
- [3] 陈圣国, 孙正兴, 周杰. 基于 FCM 和随机游走的地层图像分割方法[J]. 电子学报, 2013, 41(3): 526-531. Chen Sheng-guo, Sun Zheng-xing, and Zhou Jie. A segmentation method for stratum image based on FCM and random walks[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(3): 526-531.
- [4] 李宣平, 王雪. 模糊聚类协作区域主动轮廓模型医学图像分割[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(4): 860-865. Li Xuan-ping and Wang Xue. Active contour model-based medical image segmentation method collaborative with fuzzy

- C-means[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(4): 860-865.
- [5] Ahmed M, Yamany S, Mohamed N, *et al.* A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, 21(3): 193-199.
- [6] Chen S and Zhang D. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics Systems, Man and Cybernetics*, 2004, 34(4): 1907-1916.
- [7] Szilagyi L, Benyo Z, Szilagyi S M, *et al.* MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy c-means algorithm[C]. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Cancun, Mexico, 2003, Vol.1: 724-726.
- [8] Cai W, Chen S, and Zhang D. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 825-838.
- [9] Krinidis S and Chatzis V. A robust fuzzy local information c-means clustering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [10] Chatzis S P. A fuzzy clustering approach toward hidden Markov random field models for enhanced spatially constrained image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2008, 16(5): 1351-1361.
- [11] Ichihashi H, Miyagishi S, and Honda K. Fuzzy c-means clustering with regularization by K-L information[C]. Proceedings of 10th IEEE International Conference on Fuzzy System, Melbourne, Australia, 2001, Vol.2: 924-927.
- [12] Comer M L and 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.
- [13] 于剑, 程乾生. 关于FCM算法中的权重指数m的一点注记[J]. 电子学报, 2003, 31(3): 478-480.
- Yu Jian and Cheng Qian-sheng. A note on the weighting exponent m in FCM algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(3): 478-480.
- [14] Miyamoto S, Honda K, and Ichihashi H. Algorithms for Fuzzy Clustering Methods in C-Means Clustering with Applications[M]. Berlin: Springer, 2008, 47-56.
- [15] Wang E. Multi-subject connectivity-based parcellation of the human IPL using Gaussian mixture models and hidden Markov random fields[C]. Proceedings of the IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging, San Francisco, USA, 2013: 520-523.
- [16] 朱虹, 刘薇, 姚杰, 等. 自适应阈值HMRF模型超分辨率重建[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(9): 1049-1054.
- Zhu Hong, Liu Wei, Yao Jie *et al.* Adaptive threshold HMRF model for super-resolution reconstruction [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(9): 1049-1054.
- 赵雪梅: 女, 1989年生, 博士生, 研究方向为空间统计学、模糊数学在遥感图像处理中的应用.
- 李玉: 男, 1963年生, 博士, 教授, 研究方向为遥感数据处理.
- 赵泉华: 女, 1978年生, 博士, 副教授, 研究方向为遥感图像建模与分析.