

基于 Voronoi 几何划分和层次化建模的纹理影像分割

赵泉华, 李玉, 何晓军, 宋伟东

(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: 将基于像素 MRF 分割方法拓展到基于地物目标几何约束的区域 MRF 分割, 提出了一种基于区域和统计的纹理影像分割方法, 其基本思想是利用 Voronoi 划分技术将影像域划分为若干子区域。在此基础上, 采用二值高斯马尔科夫随机场 (BGMRF, bivariate Gaussian Markov random field) 模型, 静态随机场模型和 Potts 模型从邻域、区域及全局层次描述影像的纹理结构, 并将该纹理结构模型纳入贝叶斯框架; 依据贝叶斯定理构建纹理影像分割模型; 利用 metropolis-hastings (M-H) 算法进行模型参数估计, 并依据最大后验概率 (MAP, maximum a posterior) 准则进行优化, 从而完成纹理影像分割。为了验证所提出方法的正确性, 分别对合成纹理影像, 真实纹理影像及遥感影像进行了分割实验, 定性和定量的测试结果验证了提出方法的有效性、可靠性和准确性。

关键词: 纹理分割; Voronoi 划分; 二值高斯马尔科夫随机场; 贝叶斯定理; 最大后验概率

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)06-0082-10

Voronoi tessellation and hierarchical model based texture image segmentation

ZHAO Quan-hua, LI Yu, HE Xiao-jun, SONG Wei-dong

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

Abstract: A regional and statistical based algorithm for texture image segmentation was proposed. The Voronoi tessellation was used for partitioning the domain of an image into sub-regions corresponding to the components of homogenous regions, to which the texture image needs to be segmented. Bivariate Gaussian Markov random field (BGMRF) model, static random field, and potts model were employed to characterize the interactions between two neighbor pixel pairs in a sub-region, and among sub-regions, respectively. Following Bayesian paradigm, a posterior distribution, which models the texture segmentation for a given texture image, was obtained. A metropolis-hastings algorithm was designed for simulating the posterior distribution. Then, texture segmentation was obtained by maximum a posterior (MAP) scheme. The proposed algorithm was tested with both of synthesized and real texture images. The results are qualitatively and quantitatively evaluated and show that the proposed algorithm works well on both of texture images.

Key words: texture segmentation; Voronoi tessellation; bivariate Gaussian Markov random field (BGMRF); Bayesian inference; maximum a posterior (MAP)

1 引言

纹理是物质在外观上所呈现出的某种有规律的图案, 反映在影像上是灰度的规律性分布和变

化。大多数自然纹理影像并非只包含单一的纹理结构。纹理分割作为纹理影像分析的第一步, 目的是要将复杂的纹理影像按其纹理结构的类别分割成有意义的区域。纹理分割方法从分割策略上可分为

收稿日期: 2013-02-02; 修回日期: 2013-10-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (41301479, 41271435); 对地观测技术国家测绘地理信息局重点实验室开放基金资助项目 (K201204); 国家海洋局海洋溢油鉴别与损害评估技术重点实验室开放研究基金资助项目 (201211)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (41301479, 41271435); The Open Fund Program of National Engineering Research Center of Surveying and Mapping in China (K201204); The Open Research Fund of Key Laboratory of Marine Spill Oil Identification and Damage Assessment Technology, State Oceanic Administration People's Republic of China (201211)

基于区域和基于边界的分割^[1]。前者利用纹理结构中像素灰度分布及其变化的一致性,将不同的纹理结构按区域分割开来;后者则强调不同纹理结构像素灰度分布及变化的差异性,确定具有不同纹理结构的区域边界,从而实现纹理影像的分割。比起纹理结构的差异性,纹理结构固有的像素强度分布一致性更易建模,而且包含更多的纹理结构信息,因此,基于区域的纹理分割方法对于纹理特征的利用更为有效^[2]。利用计算机自动识别影像纹理,需要为纹理结构建立合适的数学模型。目前用于影像分割的纹理结构建模方法主要有:1)统计法,如利用灰度共生矩阵^[3]、马尔科夫随机场(MRF, Markov random field)^[4,5]、局部线性变换^[6]、自回归模型^[7]等;2)结构法^[8];3)信号处理方法,如利用多分辨率傅立叶变换(MFT, multiresolution Fourier transform)^[9]、多通道滤波^[10]、Gabor 滤波^[11]、小波变换^[12];4)神经网络方法^[13];5)聚类方法^[14];6)水平集方法^[15];7)图论方法^[16]。其中, MRF 模型是一种较好的描述纹理结构的方法^[17,18]。

目前, MRF 模型在影像分割中仍存在以下问题:1) MRF 模型的定义是基于邻域像素间的相关性,但难以定义全局约束,而且基于像素的处理方法很难解决影像中的几何噪声带来的分割困难;2)影像分割中误分割像素在统计同质区域内呈现微小的误分割区域,从而降低了影像分割精度。针对上述问题,一些学者提出了基于区域邻接图(RAG, region adjacency graph)的 MRF 技术^[19]。但已有的基于区域 MRF 模型中的区域本质上仍是基于“单一像素或邻域像素”构建的。为了在建模的过程中真正引入基于区域及全局的思想,需要对影像、目标之间的几何约束进行建模。本文将现有的基于像素 MRF 分割方法拓展到基于影像目标间几何约束的区域 MRF 分割,提出了基于几何划分和层次化建模的纹理影像分割方法。利用 Voronoi 几何划分技术将影像域划分为子区域并用这些子区域拟合统计上的同质纹理区域。在几何划分基础上,划分的子区域,可以看作是对传统邻域概念的扩展,分别采用 GMRF(Gaussian Markov random field)模型(建立在邻域像素间的 MRF)和广义 MRF 模型(建立在邻近子区域间的 MRF)来建模不同层次的纹理模型,然后将纹理模型纳入贝叶斯框架,依据贝叶斯定理构建纹理影像分割模型,最后通过 Metropolis-Hastings (M-H)算法进行模型参数估计,并采用最大

后验概率(MAP, maximum a posterior)方法进行优化,从而完成纹理影像分割。

2 纹理影像分割模型

在纹理影像分割过程中,利用 Voronoi 划分技术将影像域划分为子区域,并用这些子区域拟合统计上同质的纹理区域。层次化的纹理模型则建立在 Voronoi 划分的基础上,其建模步骤如下:1)对影像进行 Voronoi 划分;2)在 Voronoi 划分的基础上建立层次化纹理影像模型,其中,利用 BGMRF (bivariate GMRF)建模子区域内有向像素对的相互作用;利用静态随机场模型刻画同一子区域内所有有向像素对的关系;利用 Potts 模型描述子区域间的相互关系;3)依据贝叶斯定理,建立纹理影像分割模型;4)M-H 算法模拟后验概率;5)MAP 算法进行优化,从而获得影像最优分割。纹理影像分割流程如图 1 所示。

2.1 Voronoi 几何划分

在基于统计学的影像处理框架下,任意给定的影像 $z = \{z_i; i = 1, \dots, n\}$ 可以看作定义在二维栅格 $D = \{(x_i, y_i); i = 1, \dots, n\}$ 上的离散随机场 $Z = \{Z_i = Z(x_i, y_i); i = 1, \dots, n\}$ 的实现,其中, i 为像素索引; n 为总像素数; (x_i, y_i) 为 D 中格点(像素)位置(取整数坐标); $Z(x, y)$ 为连续的二维随机函数,刻画影像的光谱特性; Z_i 为定义在格点 (x_i, y_i) 上的随机变量,即 $Z(x, y)$ 在 (x_i, y_i) 点的随机变量; z_i 为像素 i 的强度并可看作随机变量 Z_i 的实现。

假定影像 z 中包括 k 种纹理结构,对应影像中的 k 个同质纹理区域。几何划分是将影像域 D 划分成 m 个子区域并以此拟合各同质纹理区域。最简单、最基本的几何划分技术是 Voronoi 划分,它是以平面上的点为生成点的一种划分方法^[20]。对给定生成点集合 $G = \{(u_j, v_j) \in D; j = 1, \dots, m\}$, Voronoi 划分将影像域 D 划分为 m 个子区域(Voronoi 多边形), $P = \{P_j; j = 1, \dots, m\}$, 其中,每个 Voronoi 多边形 P_j 由相应的生成点 (u_j, v_j) 构造而成, P_j 中的任意一点 (x, y) 与生成点 (u_j, v_j) 之间的距离小于距生成点集中其他生成点的距离,即

$$P_j = \{(x, y); d((x, y), (u_j, v_j)) < d((x, y), (u_{j'}, v_{j'}))\},$$

$$(u_j, v_j), (u_{j'}, v_{j'}) \in G, j \neq j' \quad (1)$$

其中, d 为平面上 2 点间的欧几里德距离。每一个子区域 P_j 被随机分配一个标号,用以标识该子区域所隶属的同质纹理区域。因此,所有子区域的标号

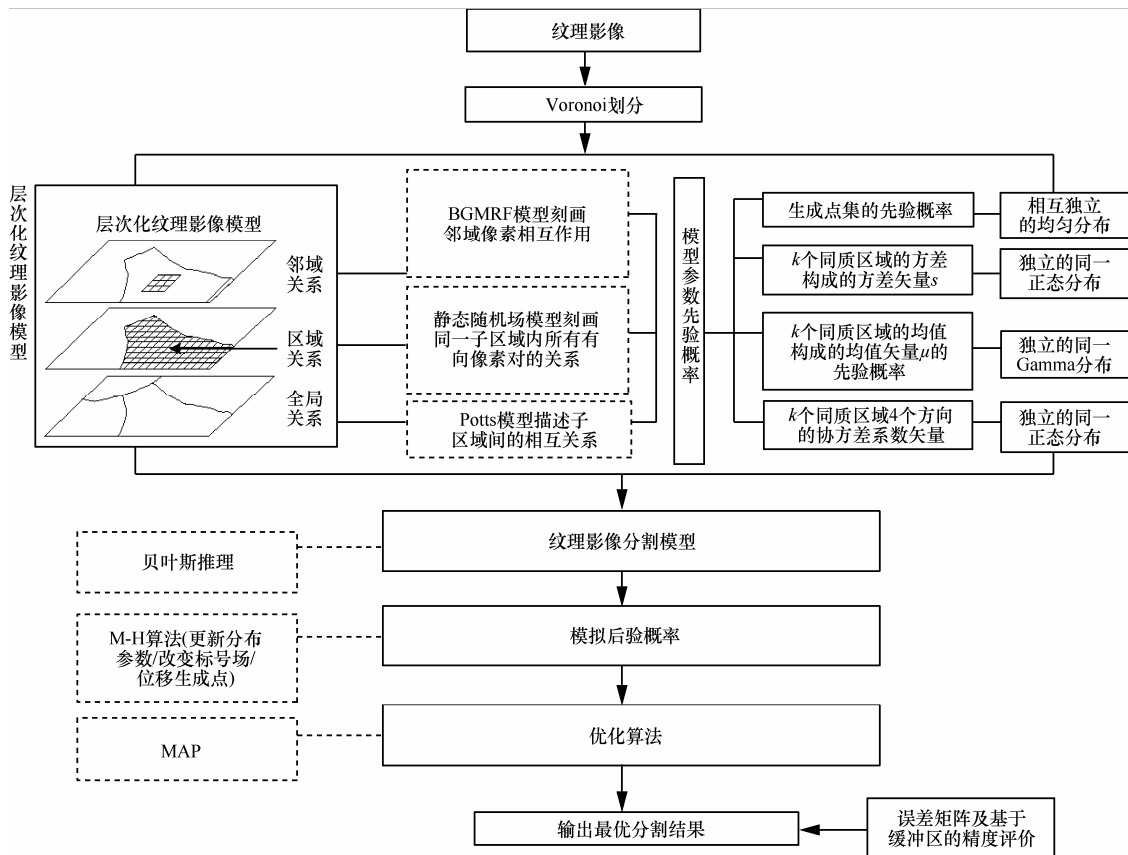


图 1 基于 Voronoi 划分及层次化建模的纹理影像分割流程

构造了一个随机标号场, $L = \{L_j; j = 1, \dots, m, L_j \in \{1, \dots, k\}\}$ 。由此可见, 几何划分 P 和随机标号场 L 完备地表达了对纹理影像 Z 的分割。

2.2 层次化纹理模型

本文提出的层次化纹理模型是建立在几何划分基础上的, 从邻域、区域和全局 3 个层次刻画影像的纹理结构。邻域模型描述邻域像素灰度变化的统计规律, 区域模型描述特定纹理结构的区域一致性, 全局模型反映某种特定纹理结构的持续性、周期性和不同纹理结构的非相关性。

2.2.1 邻域纹理模型

在 Voronoi 划分基础上, 邻域纹理模型是通过在同一子区域内邻域像素间的相关性进行建模实现的。该相关性可以由子区域 P_j 内像素 (x_i, y_i) 强度 Z_i 的条件概率密度函数 $p(Z_i | Z_{N_i}, \Theta_{L_j})$ 表达, 其中, $Z_{N_i} = \{Z_r; (x_r, y_r) \in N_i \cap P_j\}$, N_i 为像素 (x_i, y_i) 的邻域像素集合, Θ_{L_j} 为和标号 L_j 相关联的一组参数。为简单起见, 使用有向邻域像素对的二值高斯分布建模邻域像素之间的相关性, 并假定:

1) 子区域 P_j 的标号 $L_j = l$, 其中, 所有像素强度具有相同的均值和方差, 分别记为 μ_l 和 σ_l ; 2) 邻域像素对协方差矩阵中的协方差项与邻域像素对的方向 δ 有关。图 2(a)所示为二阶邻域系统, 图 2(b)~图 2(e)所示为定义在该邻域系统中的 4 个方向。

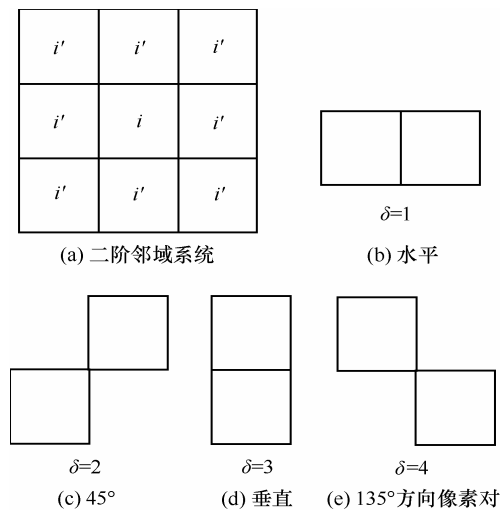


图 2 二阶邻域系统及邻域关系

因此, 像素强度 Z_i 和 Z_r 的二值高斯分布为

$$p(\mathbf{Z}_{i i'} | L_j = l, \delta, \boldsymbol{\theta}_l) = \frac{1}{(2\pi) |\mathbf{P}_{i i'}|^{1/2} \sigma_l} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [\mathbf{Z}_{i i'} - (\boldsymbol{\mu}_l, \boldsymbol{\mu}_l)^T]^T (\mathbf{P}_{i i'} \sigma_l^2)^{-1} [\mathbf{Z}_{i i'} - (\boldsymbol{\mu}_l, \boldsymbol{\mu}_l)^T] \right\} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{Z}_{i i'} = (Z_i, Z_{i'})$, $\boldsymbol{\theta}_l = (\boldsymbol{\mu}_l, \sigma_l, P_{i i'})$, $\mathbf{P}_{i i'} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{i i'} \\ \rho_{i' i} & 1 \end{bmatrix}$

为 2 个像素的相关系数矩阵, $\rho_{i i'}$ 为像素对强度 Z_i 和 $Z_{i'}$ 的相关系数, 并满足对称性, 即, $\rho_{i i'} = \rho_{i' i}$, 由于相关系数仅与该像素对的相对方位有关, 因此记为 $\rho_{l \delta}$.

2.2.2 区域纹理模型

区域纹理模型通过经 Voronoi 划分后的每一个子区域内所有像素对强度的联合概率分布进行建模。假定同一子区域中像素对强度的条件概率相互独立, 则 P_j 中所有像素的联合概率分布定义为已知 $L_j = l$ 和 $\boldsymbol{\theta}_l = (\boldsymbol{\mu}_l, \sigma_l, \rho_{l1}, \rho_{l2}, \rho_{l3}, \rho_{l4})$ 的条件概率

$$p(\mathbf{Z}_j | L_j = l, \boldsymbol{\theta}_l) = \prod_{\substack{\delta_{ij} \in \{1,2,3,4\} \\ (x_i, y_i), (x_{i'}, y_{i'}) \in P_j}} p(\mathbf{Z}_{i i'}) \\ = \prod_{\substack{\delta_{ij} \in \{1,2,3,4\} \\ (x_i, y_i), (x_{i'}, y_{i'}) \in P_j}} \frac{1}{(2\pi) |\mathbf{P}_{i i'}|^{1/2} \sigma_l} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [\mathbf{Z}_{i i'} - (\boldsymbol{\mu}_l, \boldsymbol{\mu}_l)^T]^T (\mathbf{P}_{i i'} \sigma_l^2)^{-1} [\mathbf{Z}_{i i'} - (\boldsymbol{\mu}_l, \boldsymbol{\mu}_l)^T] \right\} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{Z}_j = \{Z_i; (x_i, y_i) \in P_j\}$.

2.2.3 全局纹理模型

全局纹理模型是通过邻域子区域标号的相关性建模来实现的, 2 个子区域互为邻域, 当且仅当它们具有共同的边界。实践证明, 描述邻域像素相关性的有效途径之一是利用 MRF 建模标号场 $\mathbf{L}^{[21]}$ 。本文将邻域区域之间的相关性建模看作是对邻域像素相关性建模的扩展, 因此引入 MRF 模型建模邻域子区域之间的相关性。根据 Hammersley-Clifford 定理^[22], $p(L)$ 服从 Gibbs 分布。

$$p(L) = \frac{1}{A} \exp(-U(L)) = \frac{1}{A} \exp \left(-\sum_{c \in C} V_c(L) \right) \quad (4)$$

其中, $U(L)$ 为标号场的能量函数; $A = \sum_L \exp(-U(L))$ 表示对标号场所有可能实现的能量函数负指数求和, 称为归一化常数或划分函数; C 为定义某一邻域系统中的团集; V_c 为团 c 的势能函数。如果仅考

虑二元团, 式(4)可简化为

$$p(L) = \prod_{j=1}^m p(L_j | L_{j'}, P_{j'} \in PN_j) = \prod_{j=1}^m \frac{\exp \left[\eta \sum_{P_j \in PN_j} t(L_j, L_{j'}) \right]}{\sum_{l=1}^k \exp \left[\eta \sum_{P_j \in PN_j} t(l, L_{j'}) \right]} \quad (5)$$

其中, η 为刻画邻域子区域相互作用强度的参数; $PN_j = \{P_j; P_j \sim P_j\}$ 为多边形 P_j 的邻域多边形集合, \sim 代表邻域关系; 如果 $x = y$ 则有 $t(x, y) = 1$ 。

2.3 纹理分割模型

为了分割给定的纹理图像, 需要构造已知纹理图像 Z 条件下标号场 L 和分布参数集 $\boldsymbol{\theta} = \{\boldsymbol{\mu}, \delta, \boldsymbol{\theta}\}$ 和生成点集 G 的联合条件概率分布函数。根据 Bayes 定理, 已知影像 Z 条件下的后验概率为

$$p(L, \boldsymbol{\mu}, \sigma, \boldsymbol{\theta}, G | Z) \propto p(Z | L, \boldsymbol{\mu}, \sigma, \boldsymbol{\theta}, G) p(\boldsymbol{\mu}) p(\sigma) p(\boldsymbol{\theta}) p(L) p(G) \quad (6)$$

现对其中的先验概率讨论如下: 假设生成点均匀分布于影像域 D 中, 并且各生成点的分布相互独立。因此, 生成点集的先验概率密度函数为

$$p(G) = \prod_{j=1}^m p(u_j, v_j) = \prod_{j=1}^m \frac{1}{|D|} = |D|^{-m} \quad (7)$$

其中, $|D|$ 为影像域 D 的面积。

对由 k 个同质区域的均值构成的均值矢量 $\boldsymbol{\mu} = (\boldsymbol{\mu}_1, \dots, \boldsymbol{\mu}_l, \dots, \boldsymbol{\mu}_k)$, 协方差系数矢量 $\boldsymbol{\theta} = (\rho_{11}, \rho_{12}, \rho_{13}, \rho_{14}, \dots, \rho_{k1}, \rho_{k2}, \rho_{k3}, \rho_{k4})$, 假设其分布分别满足独立的同一正态分布, 其中, $\boldsymbol{\mu}_l \sim N(\boldsymbol{\mu}_\mu, \boldsymbol{\sigma}_\mu)$, $\rho_{l\delta} \sim N(\boldsymbol{\mu}_\rho, \boldsymbol{\sigma}_\rho)$; 假设方差矢量 $\boldsymbol{\sigma} = (\sigma_1, \dots, \sigma_l, \dots, \sigma_k)$ 的分布满足独立的同一 Gamma 分布, 即 $\sigma_l \sim G(\alpha_\sigma, \beta_\sigma)$, 则其联合概率分布分别为

$$p(\boldsymbol{\mu}) = \prod_{l=1}^k \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_u} \exp \left(-\frac{(\boldsymbol{\mu}_l - \boldsymbol{\mu}_\mu)^2}{2\sigma_u^2} \right) \quad (8)$$

$$p(\boldsymbol{\sigma}) = \prod_{l=1}^k \frac{1}{\Gamma(\sigma_l)} \sigma_l^{\alpha_\sigma - 1} \frac{1}{\beta_\sigma^{\alpha_\sigma}} \exp \left(-\frac{\sigma_l}{\beta_\sigma} \right) \quad (9)$$

$$p(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{l=1}^k \prod_{\delta=1}^4 \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_\rho} \exp \left(-\frac{(\rho_{l\delta} - \boldsymbol{\mu}_\rho)^2}{2\sigma_\rho^2} \right) \quad (10)$$

综上所述, 在已知纹理影像 Z 条件下的后验概率为

$$\begin{aligned}
 p(L, \mu, \sigma, \theta, G | Z) &\propto p(Z | L, \mu, \sigma, \theta, G) p(\mu) p(\sigma) p(\theta) p(L) p(G) \\
 &= \prod_{j=1}^m \prod_{\substack{\delta_l' \in \{1,2,3,4\} \\ (x_l, y_l), (x_l', y_l') \in P_j}} \frac{1}{(2\pi)^{|P_{ii'}|^{1/2}} \sigma_{L_j}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\mathbf{Z}_{ii'} - (\mu_{L_j}, \mu_{L_j}) \right]^T (\mathbf{P}_{ii'} \sigma_{L_j}^2)^{-1} \left[\mathbf{Z}_{ii'} - (\mu_{L_j}, \mu_{L_j}) \right] \right\} \cdot \\
 &\prod_{l=1}^k \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_u} \exp \left(-\frac{(\mu_l - \mu_u)^2}{2\sigma_u^2} \right) \cdot \prod_{l=1}^k \frac{1}{\Gamma(\sigma_l)} \sigma_l^{\alpha_\sigma - 1} \frac{1}{\beta_\sigma^{\alpha_\sigma}} \exp \left(-\frac{\sigma_l}{\beta_\sigma} \right) \cdot \\
 &\prod_{l=1}^k \prod_{\delta=1}^4 \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_\rho} \exp \left(-\frac{(\rho_{l\delta} - \mu_\rho)^2}{2\sigma_\rho^2} \right) \cdot \prod_{j=1}^m \frac{\exp \left[\eta \sum_{P_j \in PN_j} t(L_j, L_j) \right]}{\sum_{l=1}^k \exp \left[\eta \sum_{P_j \in PN_j} t(l, L_j) \right]} |D|^{-m} \quad (11)
 \end{aligned}$$

2.4 后验概率的模拟与优化

为了模拟式(11)中的后验概率，设计了具有 3 种移动操作的 M-H^[23]算法对每次迭代采样要求遍历所有的移动操作。

1) 更新分布参数。重写分布参数集 $\Theta = \{u, \sigma, \theta\} = \{(\mu_l, \sigma_l, \rho_{l1}, \rho_{l2}, \rho_{l3}, \rho_{l4}), l = 1, \dots, k\} = \{\Theta_l; l' = 1, \dots, 6k\}$ 。以等概率 (1/6k) 在 {1, ..., 6k} 抽取任意值(如 l')，然后提出新的参数 $\Theta_{l'}$ ， $\Theta_{l'}^* \sim N(\Theta_{l'}, \varepsilon)$ ，根据 $\Theta_{l'}$ 的类型不同， ε 分别定义为 ε_μ 、 ε_σ 、 ε_ρ 。改变参数 Θ 的接受率为

$$a_\theta(\Theta_{l'}, \Theta_{l'}^*) = \min \left\{ 1, \frac{p(Z | \Theta_{l'}^*) p(\Theta_{l'}^*)}{p(Z | \Theta_{l'}) p(\Theta_{l'})} \right\} \quad (12)$$

2) 改变标号场。设当前标号场为 $L = \{L_j; j = 1, \dots, m\}$ ，以等概率 (1/m) 在 {1, ..., m} 抽取任意值 (如 j)，本次迭代改变 L_j 而标号场中其他的标号保持不变。候选标号 L_j^* 以等概率 (1/k) 在 {1, ..., k} 抽取并满足条件 $L_j^* \neq L_j$ 。改变 L_j 的接受概率可计算为

$$a_L(L_j, L_j^*) = \min \left\{ 1, \frac{p(Z | L_j^*) p(\Theta | L_j^*) p(L_j^*)}{p(Z | L_j) p(\Theta | L_j) p(L_j)} \right\} \quad (13)$$

3) 位移生成点。设当前生成点集为 $G = \{(u_j, v_j) \in D; j = 1, \dots, m\}$ ，以等概率 (1/m) 在 {1, ..., m} 抽取任意值(如 j)，改变第 j 个生成点的位置 $G_j = (u_j, v_j)$ ，生成点的候选位置 $G_j^* = (u_j^*, v_j^*)$ 在当前 P_j 中随机抽取。位移某一生成点仅改变与该生成点相应的多边形及其邻域多边形，因此，改变 (u_j, v_j) 的接受概率为

$$a_G(G_j, G_j^*) = \min \left\{ 1, \frac{p(Z | G_j^*) p(G_j^*)}{p(Z | G_j) p(G_j)} \right\} \quad (14)$$

为了得到最优的影像分割解，本文采用 MAP

技术估计求取 L, G 的最优解。

$$(\hat{L}, \hat{G}) = \arg \{ \max [p(L, \mu, \sigma, \theta, G | Z)] \} \quad (15)$$

其中， (\hat{L}, \hat{G}) 表征最优的纹理影像分割。

3 实验结果与讨论

3.1 合成纹理影像分割

图 3 所示为尺寸为 128×128 的合成纹理影像，同质纹理区域个数 k 分别为 4、5、5。

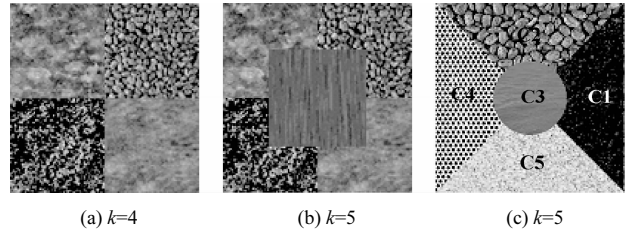


图 3 合成纹理影像

实验中采用的常数如表 1 所示。

表 1 算法中常量设置

常量名	值
m	128
η	1.0
μ_μ	128
σ_μ	64
α_σ	0.5
β_σ	0.25
μ_ρ	2.0
σ_ρ	1.0
ε_μ	1.0
ε_θ	1/64
ε_σ	1/256
T	4 000

表 1 中 T 为最大迭代次数； μ_μ 、 σ_μ 、 μ_ρ 、 σ_ρ 分别为各同质区域的均值、协方差系数所服从的正态分布的均值和方差； α_σ 、 β_σ 为各同质区域的方差所服从的 Gamma 分布的形状参数和尺度参数； ε_μ ($\varepsilon_\sigma, \varepsilon_\theta$) 为采样过程中 $\mu(\sigma, \theta)$ 变化的步长。

图 4(a) 为由 128 个生成点划分得到的初始 Voronoi 图，在 Voronoi 图显示过程中，每一个 Voronoi 多边形被随机分配一种灰度进行显示。图 4(b) 为每一个 Voronoi 多边形随机分配一个标号的初始分割结果，在分割结果显示的过程中，每一种灰度代表一种类型的同质区域。由图 4(b) 可见，该初始分割是随机构造的。

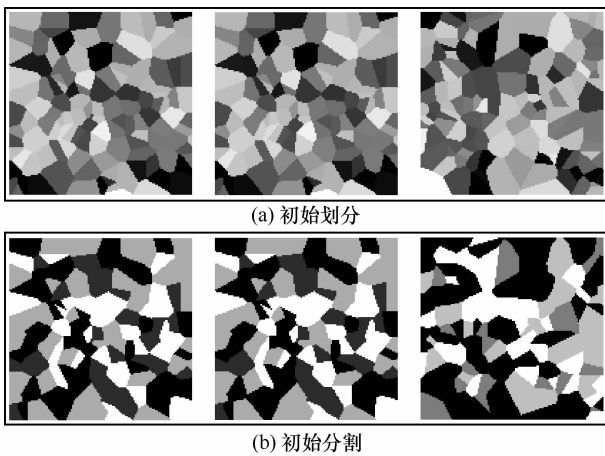


图 4 Voronoi 图初始划分和初始分割

图 5(a) 为算法迭代 4 000 次得到的最终 Voronoi 划分，图 5(b) 为采用 MAP 估计得到的最优分割结果。在图 5(b) 中，每一种纹理区域采用算法估计得到的该区域像素均值表示。此外，本文选择统计类方法中经典的基于像素 MRF 分割和非统计方法中经典的 ISODATA 聚类分割及支持向量机分割方法进行了对比分析实验。实验结果表明，无论是从视觉上评价还是定量进行精度评价，本文方法分割精度都明显高于以上 3 种经典方法。图 6 所示为图 3(c) 测试图的分割结果。通过对比图 5 和图 6 的分割结果可以发现，由于支持向量机和 ISODATA 聚类是基于像素进行分割，而基于像素的 MRF 模型在建模过程中也只考虑了邻域像素之间的相关性，因而 3 种分类方法均存在着严重的误分类现象；而本文提出的分割方法不仅考虑了邻域像素之间的相关性，还将邻域像素的相关性扩展到各个 Voronoi 多边形之间的相关性，从邻域、区域及全局角度刻画了影像

的纹理结构，因而具有更强的同质纹理区域判别能力。

为了对分割结果进行视觉评价，提取了本文算法分割结果中纹理区域的边界，如图 7(a)。图 7(b) 为提取的纹理区域边界线与合成纹理影像的叠加结果，其中，较亮边界线表示两者重叠部分，较暗边界线为不重叠部分。从视觉角度，无论是对于直线、矩形还是较难拟合的圆形，本文算法提取的分割区域轮廓线与纹理区域的实际边界均可以较好地匹配。

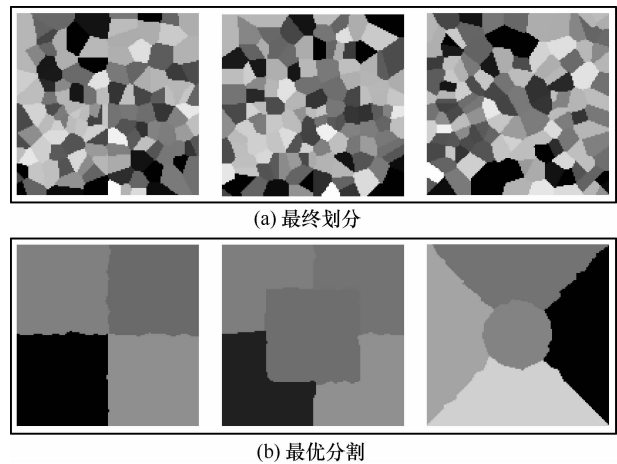


图 5 4 000 次迭代 Voronoi 最终划分和最优分割

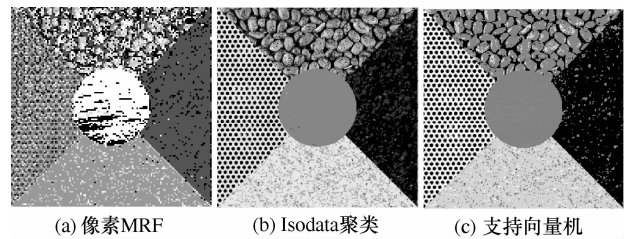
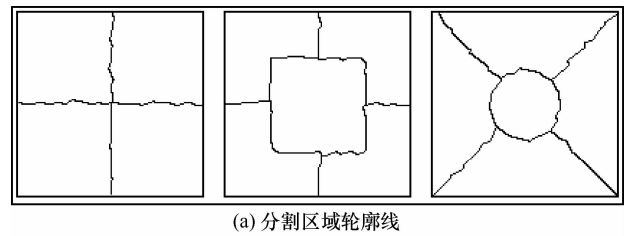
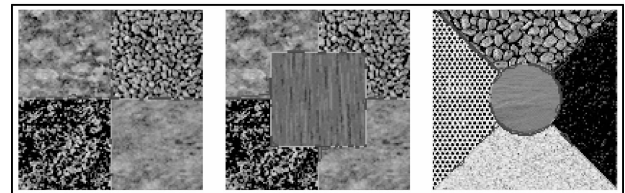


图 6 不同分割方法比较



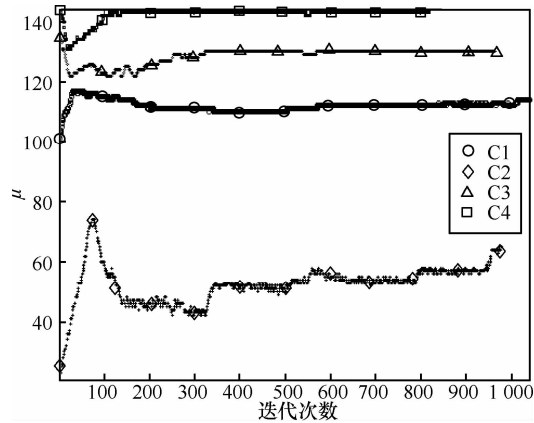
(a) 分割区域轮廓线



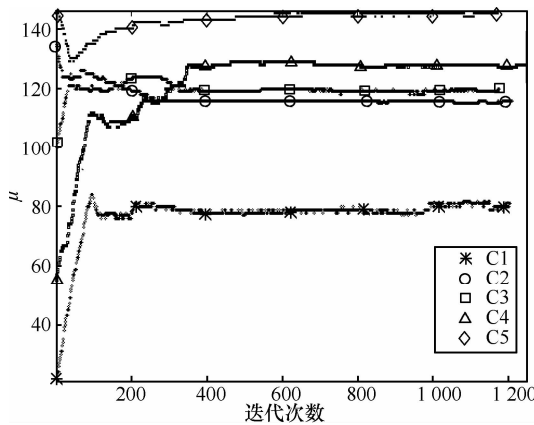
(b) 轮廓线与测试影像叠加

图 7 纹理区域边界分割

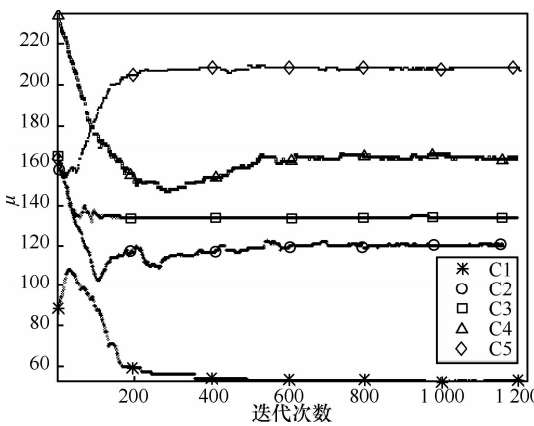
经过 4 000 次迭代, 参数 μ 、 θ 和 σ 均收敛到稳定值。图 8 显示了算法迭代过程中其中一个参数 μ



(a) 图 3(a)对应 μ 值



(b) 图 3(b)对应 μ 值



(c) 图 3(c)对应 μ 值

图 8 图 3 中各测试影像算法迭代循环 4 000 次被接受的 μ 值

的变化曲线, 图例中 C1~C5 为图 3(c)中同质纹理区域编号。表 2 列出了对测试图 3(c)参数最优化估计值, 其中, $\mu_r(\sigma_r) / \mu_s(\sigma_s) / \mu_m(\sigma_m)$ 分别为实际均值 (标准差)、本文算法估计实际均值 (标准差) 和基于 MRF 分割算法估计均值 (标准差)。从表 2 可以

看出, 本文估计得到的各同质区域的均值及标准差均接近于各区域实际均值及标准差, 而基于像素的 MRF 分割方法得到的各区域的均值及标准差则具有较大的误差, 这是因为基于像素的 MRF 方法是基于像素及其邻域的强度特征进行分割, 只能聚类强度差异不大的像素, 而对于像素强度差异程度较大的同质区域, 基于像素的 MRF 方法就会出现较大的分割误差; 而本文提出的方法为基于区域的分割方法, 认为划分子区域内像素强调满足同一分布并归为同一目标类, 因而分割过程中具有更强的同质区域判别能力。

表 2 估计的参数值

区域编号	$\mu_r / \mu_s / \mu_m$	$\sigma_r / \sigma_s / \sigma_m$	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4
C1	54 / 53 / 43	9.11 / 9.15 / 9.94	0.15	0.05	0.33	0.23
C2	121 / 120 / 112	10.97 / 11.0 / 7.85	0.28	0.25	0.50	0.37
C3	134 / 134 / 138	5.07 / 4.91 / 4.34	0.36	0.21	0.25	0.76
C4	160 / 160 / 167	11.73 / 11.71 / 7.48	0.00	0.00	0.11	0.04
C5	209 / 207 / 225	9.74 / 10.15 / 9.17	0.03	0.09	0.07	0.15

为了进行量化的精度评价, 首先计算混淆矩阵。将生成合成纹理影像的模板作为参考影像, 与本文算法得到的分割结果 (如图 5(a)所示) 逐一像素进行正确性分类对比, 计算得到混淆矩阵, 并在此基础上计算了用户精度、产品精度、总体精度以及 Kappa 系数, 其中, 用户精度表示对分类结果中所有像素, 其所具有的类型与参考图像类型相同的概率; 产品精度表示相对于参考影像中的任意一个像素, 分类图上同一像素的分类结果与其相一致的条件概率; 总精度表述的是所分类的结果与参考影像的实际类型相一致的概率; Kappa 系数则是从整体上反映分割结果精度的指标。各项指标值越大, 分割结果的精度越高。通过计算得到的各定量指标可以发现, 本文提出的分割方法的各个精度指标均远远高于基于像素 MRF 的分割结果, 其中表 3 列出本文算法和基于 MRF 分割算法对测试图 3(c)的定量分析结果 (下标 s 和 m 分别表示本文方法和基于像素 MRF 方法混淆矩阵中像素的个数), 可以看出, 对应的总体分割精度和 Kappa 系数都非常高。

在平均运行时间上, 本文方法略长于像素 MRF 方法。由于本文算法建模在子区域内有向像素对以及不同子区域之间的相互作用时, 考虑了更丰富的

表 3 统计测度 ($Kappa_s = 0.975; Kappa_m = 0.434$)

	$C1_s / C1_m$	$C2_s / C2_m$	$C3_s / C3_m$	$C4_s / C4_m$	$C5_s / C5_m$	产品精度/%
$C1_s / C1_m$	3 556 / 3 241	7 / 823	34 / 2	0 / 972	2 / 2	98.81 / 63.31
$C2_s / C2_m$	64 / 366	3 479 / 941	35 / 414	39 / 302	0 / 18	96.19 / 46.11
$C3_s / C3_m$	0 / 16	1 / 696	1 846 / 1 523	0 / 184	0 / 65	99.95 / 61.31
$C4_s / C4_m$	0 / 9	27 / 780	19 / 43	3 542 / 347	7 / 507	98.53 / 20.58
$C5_s / C5_m$	13 / 1	0 / 274	51 / 3	26 / 1 802	3 636 / 3 053	97.58 / 59.48
用户精度/%	99.88 / 89.21	99.00 / 26.78	93.00 / 76.73	98.20 / 9.62	99.75 / 83.76	98.02 / 55.57

纹理信息，因而在采用 M-H 算法进行后验概率模拟过程中，要花费较多的时间用于对刻画不同纹理信息的参数进行采样。在程序实现过程中，每次迭代采样遍历所设计的 3 种移动操作，在单次迭代过程中，改变标号场移动操作占用时间最多（大约占总算法时间的 45%），位移生成点次之（大约占 40%），更新分布参数占用时间最少（大约占 15%）。为了计算改变标号场操作的接受概率，需要搜索所改变标号的多边形的邻域多边形，并计算每个邻域多边形标号的条件概率；当位移某一多边形的生成点时，需要重新计算该多边形及其邻域多边形，实验表明该项计算所需时间略低于搜索领域多边形所需时间；更新分布参数操作只需考虑更新前后参数的概率密度，不需要考虑标号场，因而占用更少的运行时间。

3.2 真实纹理影像分割

采用本文提出的算法，对图 9 中 3 幅真实的纹理影像进行了纹理分割。

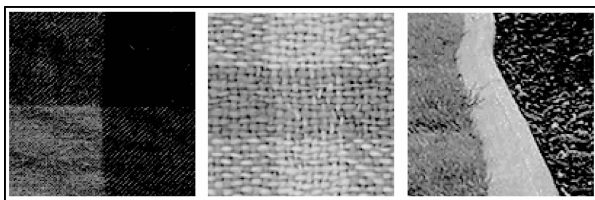
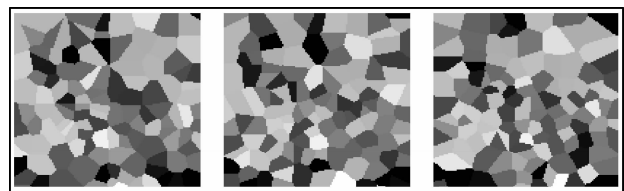


图 9 真实纹理影像

图 10 为最终的 Voronoi 划分及对应的最优分割结果。图 11 为算法得到的同质纹理区域边界线及边界线和纹理影像叠加的结果。从分割结果可以看出，分类结果无噪声，提取的分割结果的边界线很好地和各个纹理区域的边界吻合，尤其是对于色调及纹理差异不是十分明显的纹理影像，图 9 中的第 2 幅图也能较准确地分割开来。

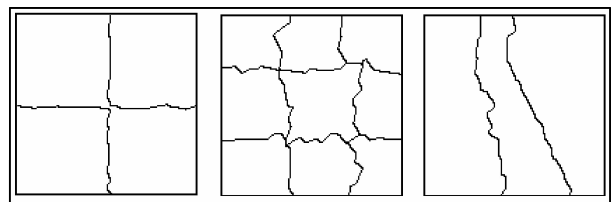


(a) 最终划分

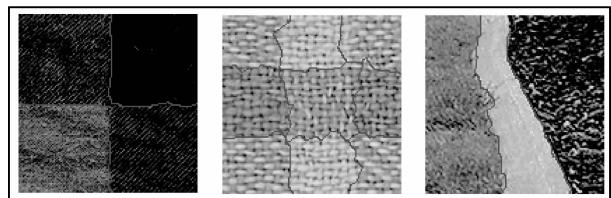


(b) 最优分割

图 10 图 9 对应纹理影像的最终划分和最优分割结果



(a) 分割纹理区域边界



(b) 边界与原始影像叠加效果

图 11 图 9 对应纹理影像区域边界分割

3.3 遥感纹理影像分割

图 12 所示为尺寸 128×128 像素，分辨率 1 m 的 IKONOS 影像。图 12(a)为金字塔顶端影像，根据灰度特征，该影像应该被分割为 4 个同质纹理区域。图 12(b)为 4 种土地利用类型的农业覆盖区，对应 4 种同质纹理区域。图 12(c)为城市覆盖区，包括林地、草地和建筑 3 个类别。

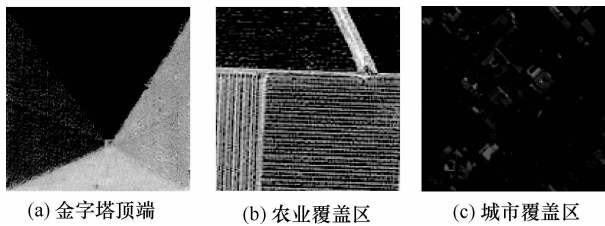
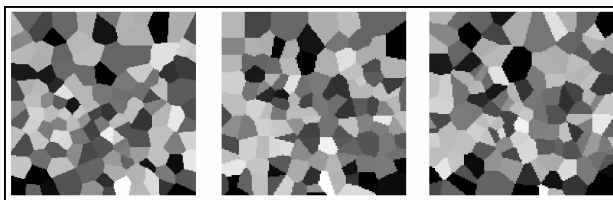


图 12 IKONOS 影像

图 13 所示为 4 000 次迭代后的最终划分和最优划分结果。图 14 为算法分割的同质纹理区域边界及边界和遥感影像叠加的结果。从分割结果可以看出，采用本文分割方法对遥感影像同样取得了较好的分割效果，分割结果无噪声，尤其是对于各同质区域边界比较复杂的图 12(c)，本文方法同样能将不规则的区域边界较好地提取出来。

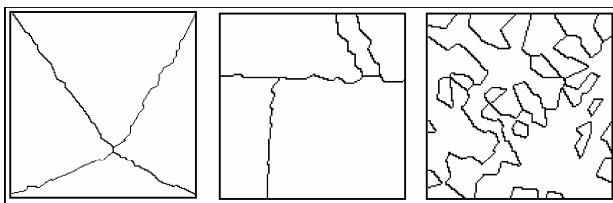


(a) 最终划分结果

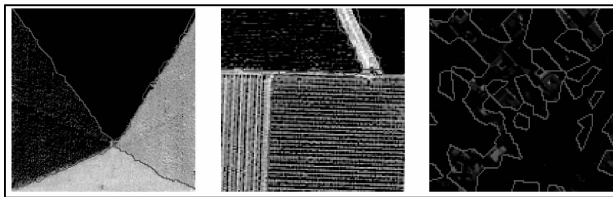


(b) 最优划分结果

图 13 图 12 各影像对应最终划分和最优划分



(a) 分割纹理区域边界

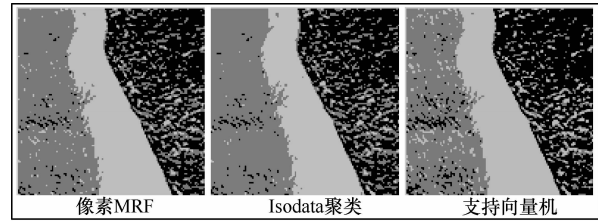


(b) 边界与原始影像叠加效果

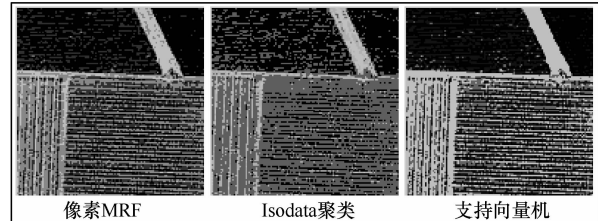
图 14 图 12 各影像对应分割的纹理区域的边界及边界与原始影像叠加效果

图 15 所示分别为其中一幅真实纹理影像和一幅遥感影像分别基于像素 MRF、ISODATA 聚类及

支持向量机分割结果，分割结果表明本文分割方法对遥感影像同样具有更好的分割效果。



(a) 真实纹理影像



(b) 遥感影像

图 15 不同分割方法结果比较

4 结束语

为了在建模的过程中真正引入基于区域及全局的思想，需要对影像目标之间的几何约束进行建模。本文将现有的基于像素 MRF 分割方法拓展到基于影像目标间几何约束的区域 MRF 分割，提出了基于几何划分和层次化建模的纹理影像分割方法。其基本思想是利用 Voronoi 划分技术将影像域划分为子区域；分别采用 BGMRF 模型、静态随机场模型和 Potts 模型从邻域、区域及全局 3 个层次建立影像的纹理结构模型；将该模型纳入贝叶斯框架，依据贝叶斯定理构建纹理影像分割模型；通过 M-H 算法进行模型参数估计，并采用 MAP 方法进行优化，从而完成纹理影像分割。利用本文提出的方法分别对 3 幅合成纹理影像、3 幅真实纹理影像、3 幅遥感影像进行了分割实验，通过测试结果定性和定量地验证了提出方法的有效性、可靠性和准确性。尽管如此，在以后的工作中仍需在某些方面对提出的算法进行更为细致的研究：1) 在 Voronoi 划分中将子区域 m 的数目设为变量；2) 在本文提出的方法中，假设待分割影像中包含的同质纹理区域数 k 是已知的并由用户预先设定，由于实际影像纹理结构的复杂性，很难由人工判断待分割影像的同质纹理区域数，因此，在今后的工作中需要进一步改进算法，以使算法能够自动辨识同质纹理区域数；3) 本文中采用 BGMRF 模型表达了邻域像素之间的相关性，今后应

进一步研究更一般的多值 GMRF 模型来建模同一子区域内像素之间的相关性。

参考文献:

- [1] 宋晓峰, 王爽, 刘芳. 基于区域 MRF 和贝叶斯置信传播的 SAR 图像分割[J]. 电子学报, 2010, 38(12):2810-2816.
SONG X F, WANG S, LIU F. SAR image segmentation using Markov random field based on regions and Bayes belief propagation[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12): 2810-2816.
- [2] KIM T H, EOM I K, KIM Y S. Multiscale Bayesian texture segmentation using neural networks and Markov random fields[J]. Neural Computing and Applications, 2009, 18(2): 141-155.
- [3] JOBANPUTRA R, CLAUSI D A. Preserving boundaries for image texture segmentation using grey level co-occurring probabilities[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(2): 234-245.
- [4] DENG H W, CLAUSI D A. Unsupervised image segmentation using a simple MRF model with a new implementation scheme[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(12): 2323-2335.
- [5] 王文辉, 冯前进, 刘磊陈等. 基于类自适应高斯-马尔可夫随机场模型和 EM 算法的 MR 图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(3): 487-492.
WANG W H, FENG Q J, LIU L, *et al.* Segmentation of Bra in MR images through class-adaptive Gauss-Markov random field model and the EM algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(3): 487-492.
- [6] UNSER M. Local linear transforms for texture measurements[J]. Signal Processing, 1986, 11(1): 61-79.
- [7] CARIU C, CHEHDI K. Unsupervised texture segmentation / classification using 2-D autoregressive modeling and the stochastic expectation-maximization algorithm[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(8): 905-917.
- [8] KOKKINOS I, EVANGELOPOULOS G, MARAGOS P. Texture analysis and segmentation using modulation features, generative models and weighted curve evolution[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(1): 142-157.
- [9] HSU T I, KUO J L, WILSON R. A multiresolution texture gradient method for unsupervised segmentation[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(11):1819-1833.
- [10] BOVIK A C. Analysis of multichannel narrow-band filters for image texture segmentation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(9): 2025-2043.
- [11] LI M, STAUNTON R C. Optimum Gabor filter design and local binary patterns for texture segmentation[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(5): 664-672.
- [12] KIM S C, KANG T J. Texture classification and segmentation using wavelet packet frame and Gaussian mixture model[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(4): 1207-1221.
- [13] GUPTA L, MANGAI U G, DAS S. Integrating region and edge information for texture segmentation using a modified constraint satisfaction neural network[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 26(8): 1106-1117.
- [14] HAMMOUCHE K, DIAF M, POSTAIRE J G. A clustering method based on multidimensional texture analysis[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(7):1265-1277.
- [15] PARAGIOS N. A level set approach for shape-driven segmentation and tracking of the left ventricle[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(6): 773-776.
- [16] 刘松涛, 殷福亮. 基于图割的图像分割方法及其新进展[J]. 自动化学报, 2012, 38(6): 911-922.
LIU S T, YIN F L. The basic principle and its new advances of image segmentation methods based on graph cuts[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(6):911-922.
- [17] 刘茜, 许刚. 小波域隐马尔科夫树模型图像分割方法[J]. 通信学报, 2007, 28(8A): 87-91.
LIU Q, XU G. Image segmentation using wavelet domain hidden Markov tree models[J]. Journal on Communications, 2007, 28(8A): 87-91.
- [18] 齐美彬, 杨立宾, 蒋建国. 自适应权值的 MRF 分割与跟踪方法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 572-579.
QI M B, YANG L B, JIANG J G. MRF segmentation and tracking algorithm based on adaptive weight[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(4): 572-579.
- [19] XIA G S, HE C, SUN H. Integration of synthetic aperture radar image segmentation method using Markov random field on region adjacency graph[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2007, 1(5): 348-353.
- [20] OKABE A, BOOTS B, SUGIHARA K, *et al.* Spatial Tessellations: Concepts and Applications of Voronoi Diagrams (Second Edition)[M]. Chichester: John Wiley & Sons, 1999, 40-105.
- [21] LI S Z. Markov Random Field Modeling in Image Analysis (Third Edition)[M]. London: Springer-Verlag, 2009.
- [22] GEMAN S, GEMAN D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6): 721-741.
- [23] HASTINGS W K. Monte carlo sampling methods using Markov chains and their application[J]. Biometrika, 1970, 57(1): 97-109.

作者简介:



赵泉华 (1978-), 女, 河北承德人, 博士, 辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为遥感图像建模与分析、随机几何在遥感图像处理中的应用。

李玉 (1963-), 男, 吉林长春人, 博士, 辽宁工程技术大学教授, 主要研究方向为遥感数据处理理论与应用基础。

何晓军 (1975-), 男, 陕西岐山人, 辽宁工程技术大学讲师, 主要研究方向为图像处理。

宋伟东 (1965-), 男, 内蒙古赤峰人, 博士, 辽宁工程技术大学教授, 主要研究方向为遥感图像处理和城市地理信息系统。