

控制与决策

Control and Decision

层次混合模型快速遥感影像分割算法

石雪, 李玉, 赵泉华

引用本文:

石雪, 李玉, 赵泉华. 层次混合模型快速遥感影像分割算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(6): 1316–1322.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1104>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

结合多特征和模糊偏好关系的高分辨率遥感影像分割

Combining multi-feature and fuzzy preference relation for high resolution remote sensing image segmentation

控制与决策. 2020, 35(4): 781–790 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0676>

用于图像分割的局部区域一致性流形约束MRF模型

Local region consistency manifold constrained MRF model for image segmentation

控制与决策. 2019, 34(5): 997–1003 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1453>

基于区域的多尺度全色遥感图像分割

Region-based multiscale segmentation of panchromatic remote sensing image

控制与决策. 2018, 33(3): 535–541 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0017>

区域化模糊C均值高分辨率彩色遥感影像分割方法

Regionalized fuzzy C-means algorithm for segmentation of color remote sensing image

控制与决策. 2015(9): 1706–1710 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0848>

结合区域颜色一致性和图割的复杂场景文本分割方法

Complex scene text segmentation method using region color consistence and graph cut

控制与决策. 2015, 30(11): 1987–1992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1381>

层次混合模型快速遥感影像分割算法

石 雪, 李 玉[†], 赵泉华

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000)

摘 要: 针对高分辨率遥感影像中同物异谱和同谱异物导致的分割困难问题, 提出一种层次高斯混合模型 (HGMM) 快速遥感影像分割算法. 首先采用 HGMM 构建影像的统计模型, 其具有准确建模像素强度统计分布呈现的非对称、重尾和多峰等复杂特性的能力; 然后根据贝叶斯理论构建基于 HGMM 的分割模型, 为了简化参数求解并提高算法效率, 定义均值和方差为关于权重的函数; 最后采用共轭梯度 (CGM) 求解模型参数. 实验中采用所提出算法和传统统计模型分割算法分别对合成、全色和彩色高分辨率遥感影像进行分割实验. 实验结果表明, 所提出的 HGMM 具有准确建模复杂统计分布的能力, 且能够准确和有效地分割全色和彩色遥感影像.

关键词: 高分辨率遥感影像分割; 贝叶斯理论; 层次化高斯混合模型

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Hierarchical Gaussian mixture model for fast remote sensing image segmentation

SHI Xue, LI Yu[†], ZHAO Quan-hua

(School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: As the same object with different spectrum and the different objects with same spectra of high resolution remote sensing image segmentation lead to segmentation difficulty, a fast remote sensing image segmentation algorithm is proposed by hierarchical Gaussian mixture model (HGMM). Firstly, the HGMM is used to build statistical model of image, which has the ability to model the asymmetrical, heavy-tailed and multimodal distribution of pixel intensities. Then, the HGMM-based segmentation model can be built by following Bayesian theorem. To simplify the complexity of estimating parameters and improve the efficiency, the mean and variance are defined as weights function. Finally, its model parameters can be solved by conjugate gradient method (CGM). The tests can be done with synthetic, panchromatic and color images by using the proposed algorithm and the methods based on traditional statistic model. The results show that the proposed algorithm can obtain accurate segmentation results and high efficiency, which has the ability to model the complicated distribution of pixel intensities.

Keywords: high resolution remote sensing image segmentation; Bayesian theorem; hierarchical Gaussian mixture model

0 引 言

高分辨率遥感影像具有较高的空间分辨率, 但同时高分辨率导致影像中产生同物异谱和同谱异物的现象, 这一现象使得影像各同质区域像素强度统计分布呈现非对称、重尾和多峰等复杂特性, 为高分辨率遥感影像分割算法的设计带来了难题^[1-2]. 有限混合模型 (FMM) 是一种用于建模统计分布规律的模型, 在影像分割领域具有广泛应用^[3-5]. FMM 由多个组份的线性加权和构成, 组份个数表征类别数, 并由同一概率密度函数定义, 其中高斯混合模型 (GMM) 是应用于影像分割领域最广泛的 FMM 之一. 基于 GMM

的影像分割方法^[6-8] 利用高斯分布建模影像各同质区域像素强度统计分布特性, 通过求得模型参数最优解, 使具有相同或相近强度的像素聚集一起, 以实现影像分割的目的. 因此, 该方法将影像分割问题转化为影像建模和模型参数求解两个问题. 准确地建模影像模型是实现高精度影像分割的前提, 高效且准确地求解模型参数是实现高精度影像分割的必要条件.

针对上述两个问题, 学者们提出了许多基于 FMM 的影像分割算法. 赵泉华等^[8] 提出一种空间约束 GMM 影像分割算法, 该算法采用 GMM 建模影像模型, 同时引入像素邻域作用, 并采用期望最大化

收稿日期: 2018-08-31; 修回日期: 2018-11-20.

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: 阳春华.

[†]通讯作者. E-mail: lntuliyu@163.com.

(EM)算法求解模型参数. 高斯分布为典型的钟形分布, 难以建模非对称、重尾和多峰等复杂统计特性, 导致该算法容易产生误分割现象. EM算法可求得模型参数解析式, 运行速度快, 但不适用于复杂的分割模型求解, 且容易受参数初始值的影响陷入局部最优^[9-10]. 进而, 赵泉华等^[11]提出了一种基于学生 t 混合模型 (SMM) 的模糊聚类分割算法, 该算法采用 SMM 建立模糊目标函数, 利用马尔科夫随机场 (MRF) 引入像素空间位置关系, 并采用梯度下降法 (GD) 求解参数. Nguyen 等^[12]提出了带有空间约束的 SMM 影像分割算法, 采用 SMM 建模影像模型将像素邻域关系引入权重先验分布, 同样采用 GD 求解参数. 学生 t 分布较高斯分布多了自由度参数, 随着该参数的改变, 学生 t 分布曲线的两侧尾部随之改变, 更具有灵活性. 但该分布仍为对称单峰分布, 导致算法难以建模非对称和多峰等复杂统计特性. GD 法克服了 EM 算法不适用复杂分割模型参数求解的局限性, 计算简便, 但在极值点附近收敛速度慢, 且容易陷入局部最优^[13-14]. 为了建模具有非对称特性的统计分布, 王玉等^[15]假设像素强度统计分布服从同一 Gamma 分布, 采用马尔科夫链蒙特卡洛 (MCMC) 方法^[16]求解模型参数; Zhao 等^[17]提出一种 Gamma 混合模型 (GaMM) 模糊聚类分割算法. 上述两种算法中, 通过改变 Gamma 分布的形状和尺度参数建模像素强度统计分布的非对称和重尾特性, 但对于多峰等复杂统计特性的影像仍难以建模. 王玉等^[15]提出的 MCMC 算法可用于复杂的分割模型求解, 但由于该算法需要采样计算接受率, 导致运行时间长, 效率低. Ji 等^[10]提出了融入空间约束的非对称 GMM 影像分割算法, 采用多个 GMM 构建影像统计模型, 并利用 EM 算法进行模型参数求解. 由于该算法引入了空间约束使得分割模型复杂, 且参数较多, 使得求解困难.

为了解决上述问题, 定义层次高斯混合模型 (HGMM) 建模影像的统计模型. HGMM 具有建模非对称、重尾和多峰等复杂统计分布的能力, 考虑到像素邻域之间的关系, 利用 MRF 建模混合权重先验分布, 并建立分割模型, 采用共轭梯度 (CGM) 对模型参数求解. 所提出算法在准确建模像素强度的复杂统计分布规律的前提下, 可获得高精度分割结果, 且具有高效率, 同时可应用于全色和彩色遥感影像分割.

1 算法描述

1.1 基于 HGMM 影像分割模型

HGMM 分为 3 个层次: 第 1 层为高斯分布; 第 2 层为 GMM, 由多个高斯分布加权和构成, 建模同质区域

内像素强度统计分布; 第 3 层为 HGMM, 由多个 GMM 加权和构成, 建模影像内像素强度统计分布.

给定一幅高分辨率遥感影像 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, n\}$. 其中: i 为像素索引, n 为总像素数, $\mathbf{x}_i = \{x_{id}, d = 1, 2, \dots, D\}$ 为像素 i 光谱测度矢量, d 为波段索引, D 为总波段数. 对于彩色遥感影像, 像素光谱测度矢量为 $\mathbf{x}_i = (x_{iR}, x_{iG}, x_{iB})^T$, x_{iR} 、 x_{iG} 、 x_{iB} 分别为红、绿、蓝波段的光谱测度值, T 为转置符号. 从空间统计学观点看, \mathbf{x} 可视为影像域上随机场 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 的实现, 其中 \mathbf{X}_i 为像素 i 光谱测度的随机变量. 定义 HGMM 结构表征 \mathbf{x}_i 的概率密度, 有

$$p(\mathbf{x}_i|\Psi) = \sum_{l=1}^k \alpha_{il} p_l(\mathbf{x}_i|\Omega_l). \quad (1)$$

其中: Ψ 为 HGMM 未知参数集; l 为类别索引, k 为类别数, 表征影像中待分割同质区域数; α_{il} 为混合权重, 表征像素 i 属于类别 l 的概率, 满足条件 $\alpha_{il} > 0$, $\sum_{l=1}^k \alpha_{il} = 1$. 在传统 GMM 分割算法中, 定义 $p_l(\mathbf{x}_i|\Omega_l)$ 为多元高斯分布. 为了准确建模同质区域内像素光谱统计分布, 定义 $p_l(\mathbf{x}_i|\Omega_l)$ 为 GMM, 有

$$p_l(\mathbf{x}_i|\Omega_l) = \sum_{j=1}^m w_{lij} p_j(\mathbf{x}_i|\theta_{lj}). \quad (2)$$

其中: $\Omega_l = (\mathbf{w}_l, \theta_l)$ 为 GMM 参数, $\mathbf{w}_l = \{w_{lij}, j = 1, 2, \dots, m, i = 1, 2, \dots, n\}$ 为类别 l 中组份权重, j 为组份索引, $m > 1$ 为组份数, w_{lij} 满足条件 $w_{lij} > 0$, $\sum_{j=1}^m w_{lij} = 1$. $\theta_l = \{\theta_{lj}, j = 1, 2, \dots, m\}$ 为类别 l 中分布参数, $p_j(\mathbf{x}_i|\theta_{lj})$ 为组份分布. 为建模彩色影像, 定义其为多元高斯分布, 有

$$p_j(\mathbf{x}_i|\theta_{lj}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{1}{2}} |\Sigma_{lj}|^{\frac{D}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_{lj}) \times \Sigma_{lj}^{-1} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_{lj})^T \right], \quad (3)$$

其中 $\theta_{lj} = (\boldsymbol{\mu}_{lj}, \Sigma_{lj})$, $\boldsymbol{\mu}_{lj}$ 和 Σ_{lj} 分别为均值矢量和协方差矩阵, 为了方便参数求解, 定义协方差矩阵为对角阵, 即 $\Sigma_{lj} = \text{diag}(\sigma_{lj,1}^2, \sigma_{lj,2}^2, \dots, \sigma_{lj,D}^2)$.

对于给定遥感图像 \mathbf{x} , 假设其各像素强度的统计分布相互独立, 则其或然率 (即影像模型) 为

$$p(\mathbf{x}|\Psi) = \prod_{i=1}^n p(\mathbf{x}_i|\Psi) = \prod_{i=1}^n \sum_{l=1}^k \alpha_{il} \left(\sum_{j=1}^m w_{lij} p_j(\mathbf{x}_i|\theta_{lj}) \right). \quad (4)$$

为了提高算法对噪声或异常值的鲁棒性, 采用 MRF^[18-20] 建模混合权重 α 的先验分布, 将像素的邻域关系引入分割模型. 假设像素 i 的混合权重与其邻

域像素混合权重之间的误差和 $\epsilon_{il} = \sum_{q \in \mathbf{N}_i} (\alpha_{il} - \alpha_{ql})$ 服从均值为0、标准差为 β 的高斯分布, 即 $\epsilon_{il} \sim N(0, \beta)$. 其中: q 为邻域像素索引, 邻域范围取 3×3 像素, 最大为8; \mathbf{N}_i 为邻域像素集合; α_{ql} 为邻域像素的混合权重. 当 ϵ_{il} 趋近于0时, 表示像素 i 与邻域像素属于同一类别的可能性大, 对应的先验概率大; 反之, 先验概率小. 因此, 混合权重先验分布近似为

$$p(\boldsymbol{\alpha}) \propto \beta^{-nk} \times \exp \left[-\frac{1}{2\beta^2} \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^k \left(\sum_{q \in \mathbf{N}_i} (\alpha_{il} - \alpha_{ql}) \right)^2 \right], \quad (5)$$

其中 $\beta > 0$ 表征控制邻域平滑作用强度的参数, 随着参数 β 变大该先验分布对噪声的平滑作用变强, 当参数 β 过大时就会出现过分割现象, 反之对噪声的作用较小.

根据贝叶斯理论, 结合式(4)和(5)得到后验分布, 并将其定义为影像分割模型, 有

$$p(\boldsymbol{\alpha} | \mathbf{x}) \propto p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\Psi}) p(\boldsymbol{\alpha}), \quad (6)$$

其中模型参数集 $\boldsymbol{\Psi} = (\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$.

1.2 模型参数求解

为了实现影像分割, 将该问题转化为模型参数求解问题, 即通过最大化分割模型(6)求得模型参数的最优解. 为了方便参数求解, 对式(6)取对数, 有

$$L(\boldsymbol{\alpha} | \mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \log \left[\sum_{l=1}^k \alpha_{il} \left(\sum_{j=1}^m w_{lij} p_j(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\theta}_{lj}) \right) \right] \times \log(\beta^{-nk}) - \frac{1}{2\beta^2} \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^k \left(\sum_{q \in \mathbf{N}_i} (\alpha_{il} - \alpha_{ql}) \right)^2. \quad (7)$$

通过最大化式(7)可得到参数的估计值为

$$(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\mathbf{w}}, \hat{\boldsymbol{\theta}}) = \operatorname{argmax} L(\boldsymbol{\alpha} | \mathbf{x}). \quad (8)$$

为了简化模型参数求解, 将均值矢量和协方差定义为关于混合权重和组份权重的函数. 均值矢量定义为属于类别 l 中组份 j 的像素光谱测度均值, 协方差定义为属于类别 l 中组份 j 的像素光谱测度的协方差分别为

$$\boldsymbol{\mu}_{lj} = \sum_{i=1}^n \alpha_{il} w_{lij} \mathbf{x}_i / \sum_{i=1}^n \alpha_{il} w_{lij}, \quad (9)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{lj} = \sum_{i=1}^n \alpha_{il} w_{lij} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_{lj})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_{lj})^T / \sum_{i=1}^n \alpha_{il} w_{lij}. \quad (10)$$

在进行模型参数求解时, 只需要求解出混合权重和组份权重, 再根据式(9)和(10)即可求解出均值

和协方差. 这里重新定义未知模型参数集为 $\boldsymbol{\Psi} = (\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{w})$, 并采用非线性CGM求解模型参数^[21-22], 通过构建共轭方向更新模型参数集进而得到最优解, 有

$$\boldsymbol{\Psi}^{(t+1)} = \boldsymbol{\Psi}^{(t)} + \lambda \mathbf{d}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(t)}. \quad (11)$$

其中: λ 为步长, $\mathbf{d}_{\boldsymbol{\Psi}} = \{\mathbf{d}_{\boldsymbol{\alpha}}, \mathbf{d}_{\mathbf{w}}\}$ 为参数集的搜索方向. 令初始参数集为 $\boldsymbol{\Psi}^{(0)}$, 初始搜索方向定义为梯度方向(即最快上升方向), 即 $\mathbf{d}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(0)} = \mathbf{g}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(0)}$, 参数 α_{il} 和 w_{lij} 的梯度分别为

$$\mathbf{g}_{\boldsymbol{\alpha}}^{(t)} = \frac{\partial L^{(t)}}{\partial \boldsymbol{\alpha}_{il}^{(t)}} = -\frac{\sum_{q \in \mathbf{N}_i} (\alpha_{il}^{(t)} - \alpha_{ql}^{(t)})}{\beta^2} + \frac{\sum_{j=1}^m w_{lij}^{(t)} p_j(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\theta}_{lj}^{(t-1)})}{\sum_{l=1}^k \alpha_{il}^{(t)} \sum_{j=1}^m w_{lij}^{(t)} p_j(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\theta}_{lj}^{(t-1)})}, \quad (12)$$

$$\mathbf{g}_{\mathbf{w}}^{(t)} = \frac{\partial L^{(t)}}{\partial w_{lij}^{(t)}} = \frac{\alpha_{il}^{(t)} p_j(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\theta}_{lj}^{(t-1)})}{\sum_{l=1}^k \alpha_{il}^{(t)} \sum_{j=1}^m w_{lij}^{(t)} p_j(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\theta}_{lj}^{(t-1)})}. \quad (13)$$

为了避免收敛慢及局部最优问题, 构建搜索方向之间的共轭关系. 根据第 $t-1$ 次搜索方向和第 t 次梯度构建第 t 次共轭方向, 有

$$\mathbf{d}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(t)} = \mathbf{g}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(t)} + \boldsymbol{\eta}^{(t)} \mathbf{d}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(t-1)}. \quad (14)$$

其中 $\boldsymbol{\eta}$ 为共轭方向的参数, PRP方法^[21]将其定义为

$$\boldsymbol{\eta}^{(t)} = \frac{\mathbf{g}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(t)T} (\mathbf{g}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(t)} - \mathbf{g}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(t-1)})}{\mathbf{g}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(t-1)T} \mathbf{g}_{\boldsymbol{\Psi}}^{(t-1)}}. \quad (15)$$

为了保证第 t 次搜索方向为上升方向, 即指向模型参数最优解, 令参数 $\boldsymbol{\eta}$ 为非负值. 经过上述求解过程可以得到更新后的参数集, 像素 i 隶属于类别 l 的概率为 $p(y_i = l) = \alpha_{il}$, y_i 为像素 i 的类属标号. α_{il} 越大则像素 i 属于该类的可能性越大, 因此, 通过最大化混合权重 α_{il} 得到分割结果

$$y_i = \operatorname{argmax}_p(y_i = l). \quad (16)$$

2 实验结果与讨论

为了验证所提出算法的可行性和有效性, 分别采用基于Gamma分布的M-H分割算法(简称GaMH)^[15]、基于SMM的梯度模糊聚类分割算法(简称SMM-GD)^[11]、基于GMM的EM影像分割算法(简称GMM-EM)^[8]和所提出算法对合成影像和高分辨率遥感影像进行分割实验, 并对实验结果进行定性和定量分析. 所提出算法在环境为Intel(R) Core(TM) i5-3470 CPU @ 3.20 GHz 计算机上采用Matlab 2016a 软件编程实现.

2.1 合成影像分割

为了定量评价所提出算法,以图1(a)256×256像素影像为模板,分别截取高分辨率遥感影像的不同同质区域构成合成影像,如图1(b)所示.图1(a)中标号I~IV表示不同的同质区域.由图1(b)合成影像可以看出,区域I和II内的像素强度值差异较大,区域III和IV内存在明显的纹理特征,像素强度差异也较大.

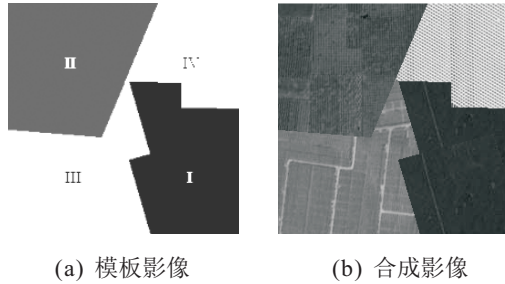


图1 模板和合成影像

图2为采用Ga-MH、SMM-GD、GMM-EM算法和所提出算法对合成影像直方图的拟合结果,图3为对应算法的分割结果.图2中蓝色柱状图为灰度直方图,各峰值从左到右近似对应合成影像中区域I~IV内像素强度统计分布,标号1~4表示不同分布.图

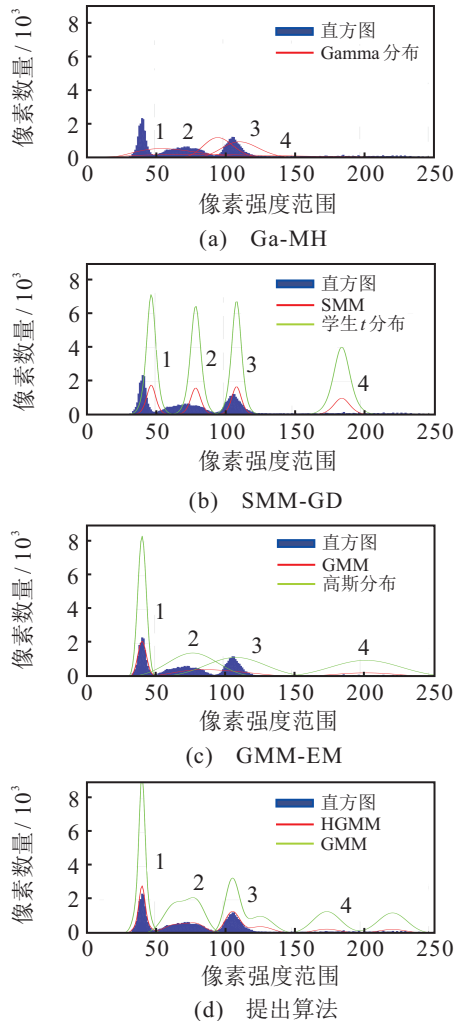


图2 合成影像灰度直方图拟合结果

2(a)中,采用4个Gamma分布建模直方图,如图中红色曲线,分割结果如图3(a)所示.由拟合曲线可以看出,分布1形态平坦,覆盖了峰值1和峰值2,这导致其对应的区域I和II难以被分割开,而分布2和分布3大部分重叠且位于峰值3上,导致区域III被误分割为2类,因此分割结果中存在大量灰色斑点.图2(b)中绿色曲线为4个学生t分布,红色曲线为SMM,分割结果如图3(b)所示.由绿色曲线可以看出,分布1的尾部覆盖到了峰值2,导致对应的区域II中的部分像素(黑色部分)被误分割给区域I,在峰值2和峰值3交界处分布2覆盖了峰值3的左侧尾部,导致区域III中部分像素被误分割给区域II,因此分割结果中存在较多误分割.图2(c)中绿色曲线为高斯分布,红色曲线为GMM,分割结果如图3(c)所示.由高斯分布曲线可以看出,分布2和分布3形态平坦且尾部较长,对直方图建模不够准确,导致分割结果的区域II和III中存在较多误分割像素,同时区域IV中存在较多噪声点.由上述分析可知,传统基于统计模型的分割算法采用单一分布难以建模同质区域像素强度统计分布,而不准确建模图像模型将导致误分割现象.所提出算法采用GMM建模同质区域内像素强度统计分布,拟合结果如图2(d)所示.图中绿色曲线为GMM,红色曲线为HGMM,由其拟合结果可以看出,GMM可以准确建模各峰值,因此所提出算法可以将各同质区域分割开,且分割结果中误分割像素少,明显优于对比算法的分割结果,如图3(d)所示.

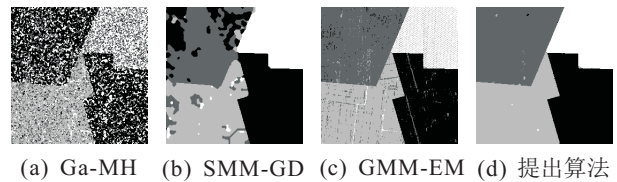


图3 合成影像分割结果

表1列出了各算法的分割时间.由表1可见:Ga-MH算法采用MCMC算法进行参数求解,需要大量采样,导致运行速度较慢;SMM-GD算法通过求解参数梯度实现分割,在一定程度上提高了运行速度,但容易陷入局部极值;GMM-EM算法采用EM算法可以直接求解出参数解析式,提高了算法的运行速度,但该算法容易陷入局部最优;所提出算法采用共轭梯度算法求解模型参数,参数少,收敛快,且可避免EM算法容易陷入局部最优的缺陷.

表1 各算法分割时间

算法	Ga-MH	SMM-GD	GMM-EM	所提出算法
时间/min	51	39	19	2

为了定量评价上述分割算法,以图1(a)所示的同质区域为标准,对图3(a)~图3(d)的各同质区域分别生成混淆矩阵,并据此分别计算用户、产品、总精度和kappa值,如表2所示.其中产品精度为正确分割到某类的像素数与该类真实存在的总像素数的比值.用户精度为正确分割到某类的像素数与将整个影像像素分到该类像素数的比值.总精度为正确分割的像素数与影像总像素数的比值.kappa值为分割结果与完全随机分割所产生错误减少的比例.由表2可知,Ga-MH算法、SMM-GD算法和GMM-EM算法的用户和产品精度的最小值分别为14.47%、69.19%、74.56%,总精度分别为49.38%、86.74%、91.75%,而所提出算法的各精度均在99%以上.上述精度指标表明,所提出算法可以得到高精度的分割结果.

表2 分割结果精度评价

算法	精度/%	区域I	区域II	区域III	区域IV	总精度	kappa值
Ga-MH	用户	69.57	14.47	64.77	56.25	49.38	0.42
	产品	45.10	29.49	89.10	37.01		
SMM-GD	用户	99.99	69.19	85.91	99.18	86.74	0.82
	产品	74.53	87.51	96.83	95.48		
GMM-EM	用户	95.90	96.47	93.91	74.56	91.75	0.89
	产品	97.68	91.77	84.26	97.64		
所提出算法	用户	99.02	99.98	99.60	99.71	99.58	0.99
	产品	99.96	99.70	99.46	98.87		

图4为分布参数(均值和标准差)及混合权重先验分布随迭代次数变化曲线结果.图中:红线为区域

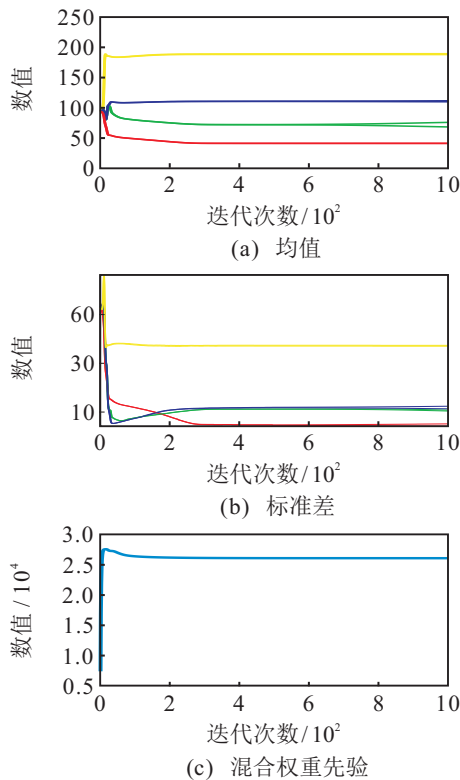


图4 分布参数及混合权重先验变化情况

I,绿线为区域II,蓝线为区域III,黄线为区域IV.由图4(a)和图4(b)可见,在300次迭代之前,随着迭代次数的增加参数有明显变化,300次迭代之后参数保持不变或变化较小.图4(c)在前200次迭代中,先验分布的对数值随迭代变化剧烈,在200次迭代后,先验分布对数值保持不变或变化极小.上述结果表明所提出算法具有收敛性.

表3为2个组份初始和收敛后的均值和标准差.其中: μ^0 和 σ^0 为初始均值和标准差, μ^* 和 σ^* 为收敛后均值和标准差.由表3可见,初始参数非常相近,这是由于随机初始化混合权重和组份权重使得初始分割均匀且随机,经过多次迭代后可得到最优参数结果.图5为算法收敛后各区域混合权重直方图.由图5

表3 最优参数估计结果

参数	区域I	区域II	区域III	区域IV
μ^0/μ^*	94.61/41.12	94.74/64.22	94.73/117.79	95.38/187.92
	94.22/41.29	94.77/80.13	95.33/108.08	94.85/189.58
σ^0/σ^*	7.25/6.24	7.29/8.04	7.26/14.91	7.27/37.34
	7.23/3.40	7.27/7.88	7.29/9.16	7.24/37.00

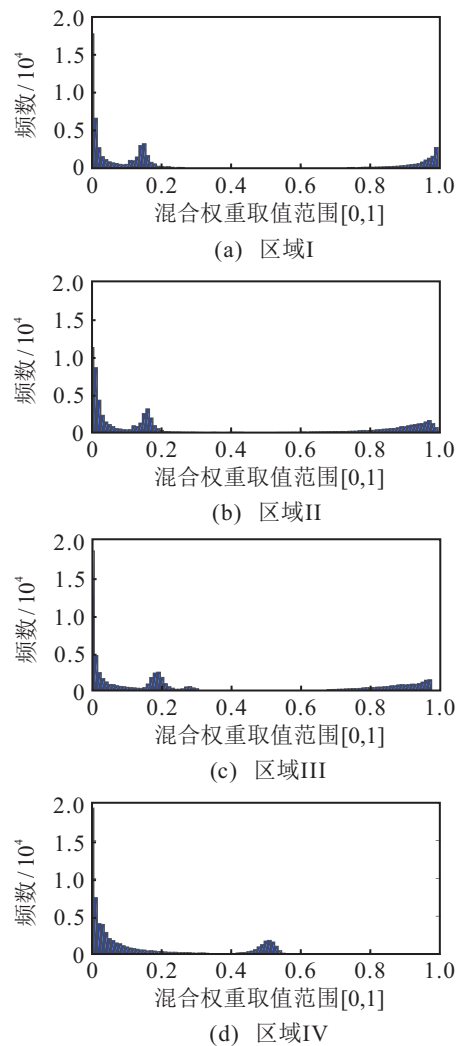


图5 收敛后混合权重直方图

可见,各区域(类别)混合权重直方图呈现出两端高中间低的趋势,表明所提出算法可以得到最优参数。

2.2 高分辨率遥感影像分割

图6为256×256像素全色高分辨率遥感影像及其分割结果,图6(a)和图6(c)为worldview-1卫星0.5 m分辨率影像,图6(b)为cartosat-1卫星0.7 m分辨率影像. 利用Ga-MH、SMM-GD、GMM-EM算法和所提出算法对3幅影像进行分割实验,类别数分别设置为3、4和4. 通过比较分割结果可以发现,对比算法的分割结果中均存在不同程度的误分割现象: Ga-MH算法分割结果中存在较多误分割像素,且难以分割光谱强度差异较小的区域; SMM-GD算法分割结果中存在少量误分像素点,但有大量被错误分割的小区域; GMM-EM算法的分割结果优于Ga-MH和SMM-GD算法,仍存在误分割像素. 可知,上述分割方法可以分割出强度值集中的区域,但对于强度值差异较小的区域会产生误分割现象. 所提出算法采用HGMM建模影像模型,可以很好地分割各同质区域,得到最优的分割结果。

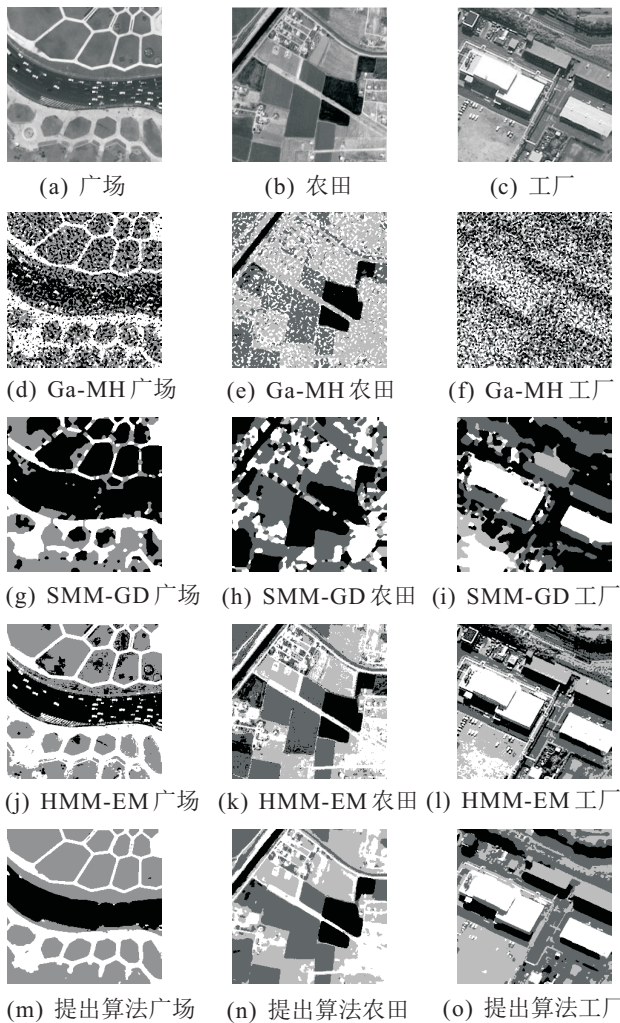


图6 全色高分辨率遥感影像分割结果

采用所提出算法对彩色高分辨率遥感影像进行分割实验,结果如图7所示. 图7(a)~图7(c)为256×256像素的worldview-2卫星0.5 m分辨率遥感影像,类别数分别设为3、5和5. 从待分割影像可以看出,图7(a)中绿地和灌木丛颜色相近,即光谱测度较为接近,图7(b)中运动场顶棚具有较明显的纹理,图7(c)中地物较复杂. 由分割结果可见,所提出算法可以准确地分辨出不同的同质区域,得到最优的分割结果。

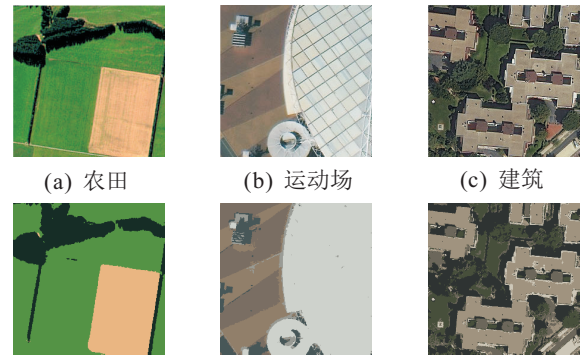


图7 彩色高分辨率遥感影像分割结果

上述6幅高分辨率遥感影像分割时间分别为148 s、254 s、105 s、51 s、82 s和330 s,平均分割时间为160 s。

3 结论

本文提出一种基于HGMM快速高分辨率遥感影像分割算法,该算法具有以下优点: 1)所提出算法中,HGMM可准确建模复杂的像素强度统计分布规律,克服了传统混合模型建模不准确导致误分割的问题,HGMM可应用于不同类型的复杂统计分布规律的影像建模,如合成孔径雷达(SAR)影像. 2)所提出算法将均值和协方差定义为关于混合权重和组份权重的函数,有效降低了模型参数求解的复杂度,同时可以保证参数求解的准确性. 该定义式同样适用其他参数求解方法,如在采用MCMC算法求解模型参数过程中,只需对混合权重和组份权重进行采样,根据定义式可计算出均值和协方差,降低了MCMC算法的采样次数,提高了算法的效率. 3)所提出算法采用CGM对混合权重和组份权重进行求解,在得到最优解的同时提高了算法的效率. 4)所提出算法既可用于全色遥感影像分割,也可应用于彩色遥感影像分割. 综上所述可得出结论:准确地刻画影像像素强度统计分布是分割高分辨率遥感影像的有效途径之一。

参考文献(References)

[1] 魏飞鸣, 李小文, 顾行发, 等. 基于形状参数的遥感影像“同谱异物”目标区分[C]. 第14届全国图像图形

- 学学术会议. 北京: 清华大学出版社, 2008: 466-470.
(Wei F M, Li X W, Gu X F, et al. Shape-based classification of spectral similar objects in remote sensing image processing[C]. The 14th National Conference on Image and Graphics. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 466-470.)
- [2] 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.)
- [3] Titterton D M, Smith A F M, Makov U E. Statistical analysis of finite mixture distributions[M]. Hoboken: Wiley, 1985: 1-13.
- [4] McLachlan G J, Peel D. Finite mixture models[M]. New York: John Wiley & Sons, 2000: 7-35.
- [5] Banerjee A, Maji P. Spatially constrained student's *t*-distribution based mixture model for robust image segmentation[J]. Journal of Mathematical Imaging & Vision, 2017, 60(3): 1-27.
- [6] Nguyen M, Jonathan Wu Q M. Fast and robust spatially constrained Gaussian mixture model for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23(4): 621-635.
- [7] 石雪, 李玉, 李晓丽, 等. 融入邻域作用的高斯混合分割模型及简化求解[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(12): 1758-1768.
(Shi X, Li Y, Li X L, et al. Gaussian mixture model with neighbor relationship for image segmentation and simplified solving method[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(12): 1758-1768.)
- [8] 赵泉华, 石雪, 王玉, 等. 可变类空间约束高斯混合模型遥感图像分割[J]. 通信学报, 2017, 38(2): 34-43.
(Zhao Q H, Shi X, Wang Y, et al. Remote sensing image segmentation based on spatially constrained Gaussian mixture model with unknown class number[J]. Journal on Communications, 2017, 38(2): 34-43.)
- [9] McLachlan G J, Krishnan T. The EM algorithm and extensions[M]. New York: John Wiley & Sons, 2017: 41-73.
- [10] Ji Z, Huang Y, Sun Q, et al. A spatially constrained generative asymmetric Gaussian mixture model for image segmentation[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2016, 40(PB): 611-626.
- [11] 赵泉华, 李晓丽, 赵雪梅, 等. 基于空间约束 Student's-T 混合模型的模糊聚类图像分割[J]. 控制与决策, 2016, 31(11): 2065-2070.
(Zhao Q H, Li X L, Zhao X M, et al. Fuzzy clustering algorithm based on spatially constrained Student's-T mixture model for image segmentation[J]. Control and Decision, 2016, 31(11): 2065-2070.)
- [12] Nguyen T M, Wu Q M. Robust Student's-t mixture model with spatial constraints and its application in medical image segmentation[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2011, 31(1): 103-116.
- [13] Kumar P, Pandit R, Richhariya V. Retinal image segmentation by using gradient descent method[J]. International Journal of Computer Applications, 2014, 86(10): 1-7.
- [14] Xiong T, Zhang L, Yi Z. Double Gaussian mixture model for image segmentation with spatial relationships[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2016, 34: 135-145.
- [15] 王玉, 李玉, 赵泉华. 利用 RJMCMC 算法的可变类 SAR 图像分割[J]. 信号处理, 2014, 30(10): 1193-1203.
(Wang Y, Li Y, Zhao Q H. SAR image segmentation with variable classes using RJMCMC algorithm[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(10): 1193-1203.)
- [16] 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, 2016, 41(11): 1491-1497.
(Wang Y, Li Y, Zhao Q H. SAR image segmentation combined regular tessellation and M-H algorithm[J]. Journal of Wuhan University, 2016, 41(11): 1491-1497.)
- [17] Zhao Q H, Li X L, Li Y. Multilook SAR image segmentation with an unknown number of clusters using a Gamma mixture model and hierarchical clustering[J]. Sensors, 2017, 17(5): 1114.
- [18] Li S Z. Markov random field modeling in image analysis[M]. London: Springer Science & Business Media, 2009: 21-29.
- [19] Song W Y, Li M, Zhang P, et al. Unsupervised PolSAR image classification and segmentation using dirichlet process mixture model and markov random fields with similarity measure[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2017, 10(8): 3556-3568.
- [20] 张喆, 韩德强, 杨艺. 基于证据马尔可夫随机场模型的图像分割[J]. 控制与决策, 2017, 32(9): 1607-1613.
(Zhang Z, Han D Q, Yang Y. Image segmentation based on evidential Markov random field model[J]. Control and Decision, 2017, 32(9): 1607-1613.)
- [21] Nocedal J, Wright S J. Numerical optimization[M]. New York: Springer Science and Business Media, 2006: 101-133.
- [22] Guerrou E H, Ait-Aoudia S, Michelucci D, et al. Conjugate gradient method for brain magnetic resonance images segmentation[C]. Computational Intelligence and Its Applications. Algeria: IEEE, 2018: 561-572.

作者简介

石雪(1992-), 女, 博士生, 从事遥感影像处理的研究, E-mail: 374636252@qq.com;

李玉(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 从事遥感影像信息识别与提取等研究, E-mail: Intuliyu@163.com;

赵泉华(1978-), 女, 教授, 博士生导师, 从事遥感影像处理等研究, E-mail: zqhlby@163.com.