

自适应类别的层次高斯混合模型遥感影像分割

石 雪, 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所, 辽宁阜新 123000)

摘 要: 为了实现自动确定类别数的高精度遥感影像分割, 提出一种自适应类别的层次高斯混合模型(Hierarchical Gaussian Mixture Model, HGMM)遥感影像分割算法. 提出算法采用多个高斯混合模型加权并定义 HGMM, 用于建模具有非对称、重尾和多峰等复杂特性的影像统计模型. 采用期望最大化算法(Expectation Maximization, EM)求解模型参数. 为了实现自动确定类别数, 采用贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion, BIC)求解最优类别数, 其中惩罚项采用加权像素数定义. 为了验证提出算法可行性和有效性, 对模拟和全色遥感影像进行分割实验, 并对分割结果进行定性和定量分析. 结果表明 HGMM 具有准确建模复杂统计分布的能力, 提出算法具有高精度和高效率, 同时可自动确定最优类别数.

关键词: 高分辨率遥感图像分割; 层次高斯混合模型; 贝叶斯信息准则; 自适应类别; 期望最大化

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)01-0131-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.01.016

Remote Sensing Image Segmentation Based on Hierarchy Gaussian Mixture Model with Self-adaptive Number of Classes

SHI Xue, LI Yu, ZHAO Quan-hua

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

Abstract: To accurately segment remote sensing image and automatically determine the number of classes, a Hierarchical Gaussian Mixture Model (HGMM) based remote sensing image segmentation algorithm with self-adaptive number of classes is proposed. In the proposed algorithm, HGMM is defined by the weighted sum of several Gaussian Mixture Models (GMM), which is used to model the asymmetric, heavy-tailed and multimodal distributions of image. Expectation Maximization (EM) is used to estimate the model parameters. Bayesian Information Criterion (BIC) is used to solve the optimal number of classes, where penalty term is defined by the weighted number of pixels. To test the feasibility and availability of the proposed algorithm, segmentation experiments are carried out on simulated and panchromatic remote sensing images. Segmentation results are analyzed qualitatively and quantitatively, which show that HGMM can accurately model the complicated statistical distributions. The proposed algorithm can obtain high accuracy and has good efficiency, as well as determine the optimal number of classes.

Key words: high resolution remote sensing image segmentation; hierarchical Gaussian mixture model; Bayesian information criterion; self-adaptive number of classes; expectation maximization

1 引言

高分辨率遥感影像分割是影像处理过程中一个关键步骤, 准确的分割结果对后续的分析 and 识别起到重要作用. 高分辨率遥感影像中像素强度统计分布呈现出非对称、重尾或多峰等复杂特性, 这给基于统计模型分割算法的设计带来了挑战^[1,2].

有限混合模型^[3]是一种广泛应用于影像分割的统计模型, 其采用多个概率分布加权和建模像素强度统计分布. 由于大多数现象的统计分布规律近似于高斯分布, 且其结构简单易于实现, 因此高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)在影像分割中得到广泛应用^[4,5]. 但由于高斯分布为对称分布导致 GMM 分割算法难以准确建模复杂的非对称、重尾或多峰等分布.

同时 GMM 分割算法类别数的确定也是一个热点问题^[6]. 为了对重尾分布建模, 有学者提出采用学生 t 混合模型 (Student's-t Mixture Model, SMM) 建立影像统计模型^[7,8], 学生 t 分布为重尾分布, 通过改变其自由度参数可控制其尾部的长度和厚度, 与高斯分布相比对建模重尾分布更具鲁棒性. 但学生 t 分布仍为对称分布, 难以建模非对称和多峰等分布. 为了建模非对称统计分布, 有学者采用 Gamma 混合模型建模影像统计模型^[9,10], Gamma 分布为非对称分布, 通过改变形状和尺度参数以控制其非对称的程度, 该混合模型常用于 SAR 影像分割. 为了建模多峰统计分布, 有学者提出了非对称混合模型医学影像分割算法^[11,12]. 虽然该算法可建模复杂的影像统计模型, 但对于遥感图像中地物目标的几何结构和光谱的复杂性存在局限性, 同时未实现影像类别数的自动确定.

可逆跳马尔科夫蒙特卡罗法 (Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo, RJMCMC) 和贝叶斯信息准则 (Bayesian Information Criterion, BIC) 常用于确定影像类别数. RJMCMC^[13,14] 通过参数的不同维度空间采样实现影像类别数确定, 但该方法需要大量采样使算法收敛, 导致其效率较差. BIC 准则^[15,16] 由似然函数项和惩罚项构成, 在混合模型类别数确定上有广泛的应用. BIC 准则原理简单容易实现, 且效率较高, 常与期望最大化算法 (Expectation Maximum, EM) 结合使用.

为了实现自动确定类别数的高精度遥感影像分割, 提出一种自适应类别数的层次高斯混合模型 (HGMM) 遥感影像分割算法, 对模拟和全色遥感影像的实验结果表明提出算法具有较好的分割性能.

2 算法描述

HGMM 由 3 层构成, 第 1 层 (内层) 为高斯分布, 用于建模类别内子类或子区域的统计分布, 第二层由多个高斯分布加权和构成, 用于建模某一类别统计分布, 第三层为 HGMM 由第二层的 GMM 加权和构成, 用于建模一幅影像的统计模型.

设 $\mathbf{x} = \{x_i; i = 1, \dots, n\}$ 为遥感影像, x_i 为像素 i 的强度, i 为像素索引, n 为总像素数. 假设像素之间相互独立, 采用 HGMM 建模影像的概率分布,

$$p(\mathbf{x}; \boldsymbol{\alpha}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}) = \prod_{i=1}^n \left\{ \sum_{l=1}^k \alpha_l \left[\sum_{j=1}^m w_{lj} N(x_i | \boldsymbol{\theta}_{lj}) \right] \right\} \quad (1)$$

式中, l 为类别索引, k 为影像类别数, 对应式中 GMM 数, 即 $\sum_{j=1}^m w_{lj} N(x_i | \boldsymbol{\theta}_{lj})$; α_l 为混合权重, 满足条件 $\sum_{l=1}^k \alpha_l = 1$ 和 $\alpha_l > 0$; j 为分量索引, m 为总分量数; w_{lj} 为分量权重, 满足条件 $\sum_{j=1}^m w_{lj} = 1$ 和 $w_{lj} > 0$; $N(x_i | \boldsymbol{\theta}_{lj})$ 为高斯分

布, 其参数集为 $\boldsymbol{\theta}_{lj} = \{\mu_{lj}, \sigma_{lj}^2\}$, μ_{lj} 为均值, σ_{lj}^2 为方差.

设模型参数集为 $\boldsymbol{\Theta} = \{\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}\}$, 对式 (1) 取对数可得到似然函数为,

$$L(\boldsymbol{\Theta}) = \sum_{i=1}^n \log \left\{ \sum_{l=1}^k \alpha_l \left[\sum_{j=1}^m w_{lj} N(x_i | \boldsymbol{\theta}_{lj}) \right] \right\} \quad (2)$$

为了实现影像分割, 提出算法采用 EM 求解模型参数^[4,17]. 在 E 步, 将最大化似然函数转化为最大化似然函数期望, 似然函数期望为,

$$Q(\boldsymbol{\Theta}) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^k z_{il} \left(\log \alpha_l + \sum_{j=1}^m y_{ij} \log(w_{lj} N(x_i | \boldsymbol{\theta}_{lj})) \right) \quad (3)$$

式中, z_{il} 为像素类别标号的后验概率, y_{ij} 为像素在类别 l 中组份标号的后验概率, 其公式为,

$$z_{il}^{(t)} = \frac{\alpha_l \sum_{j=1}^m w_{lj} N(x_i | \boldsymbol{\theta}_{lj})}{\sum_{l=1}^k \alpha_l \sum_{j=1}^m w_{lj} N(x_i | \boldsymbol{\theta}_{lj})} \quad (4)$$

$$y_{ij}^{(t)} = \frac{w_{lj} N(x_i | \boldsymbol{\theta}_{lj})}{\sum_{j=1}^m w_{lj} N(x_i | \boldsymbol{\theta}_{lj})} \quad (5)$$

式中, t 为迭代索引. 在 M 步中, 利用 Q 函数分别对均值和方差求偏导, 并令其为零, 可得到,

$$\mu_{lj}^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^n z_{il}^{(t)} y_{ij}^{(t)} x_i}{\sum_{i=1}^n z_{il}^{(t)} y_{ij}^{(t)}} \quad (6)$$

$$\sigma_{lj}^{(t+1)2} = \frac{\sum_{i=1}^n z_{il}^{(t)} y_{ij}^{(t)} (x_i - \mu_{lj}^{(t+1)})^2}{\sum_{i=1}^n z_{il}^{(t)} y_{ij}^{(t)}} \quad (7)$$

由于混合权重需满足其约束条件, 为此采用拉格朗日乘数法对其求解, 构建新的目标函数为,

$$LA_\alpha = Q - \lambda \left(\sum_{l=1}^k \alpha_l - 1 \right) \quad (8)$$

式中, λ 为拉格朗日乘子. 利用 LA_α 对混合权重求偏导, 并令其为零, 可得,

$$\alpha_l^{(t+1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_{il}^{(t)} \quad (9)$$

同理, 分量权重为,

$$w_{lj}^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^n z_{il}^{(t)} y_{ij}^{(t)}}{\sum_{i=1}^n z_{il}^{(t)} \left(\sum_{j=1}^m y_{ij}^{(t)} \right)} \quad (10)$$

总结提出算法流程图, 如图 1 所示.

为了精确的分割遥感影像, 采用 BIC 准则确定影像类别数, 其由似然函数项和惩罚项构成, 为了提高惩罚项的精确性, 将混合权重引入惩罚项. 给定类别数范围

$[k_{\min}, k_{\max}]$, 通过计算各类别数所对应的 BIC 值, 选取最大 BIC 值所对应的类别数为最优类别数, 可表示为,

$$k^* = \operatorname{argmax}_{k \in [k_{\min}, k_{\max}]} p_k(\hat{\theta})$$

$$= \operatorname{argmax}_{k \in [k_{\min}, k_{\max}]} \left[L_k(\hat{\theta}) - \frac{1}{2} N_k \sum_{l=1}^k \log(\hat{\alpha}_l n) \right] \quad (11)$$

式中, $L_k(\hat{\theta})$ 为类别数 k 的参数估计值 $\hat{\theta}$ 的似然函数, N_k 为类别数 k 的参数的个数, 根据模型参数集可知 $N_k = 3mk + k$, $\hat{\alpha}_l$ 为混合权重的估计值.

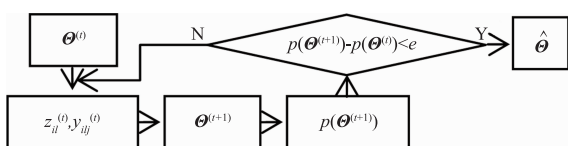


图1 提出算法流程图

3 分割实验与结果

为了验证提出算法的可行性和有效性, 采用 GRM 算法^[2], SMM 算法^[7], GMM 算法和提出算法分别对模拟和全色遥感影像进行分割实验, 分量数 m 分别设为 2 和 3.

3.1 模拟影像分割

图 2(a) 为 135×135 模板影像, 其黑、灰和白表示不同的区域, 根据模板影像利用表 1 参数可生成模拟影像, 如图 2(b). 图 2(b) 中各区域内像素强度由 2 组不同参数的高斯分布生成. 图 2(c) 为模拟影像的直方图, 横轴为像素强度, 纵轴为对应强度的像素数, 红、绿和蓝分别对应各区域直方图, 其具有非对称、重尾和多峰性.

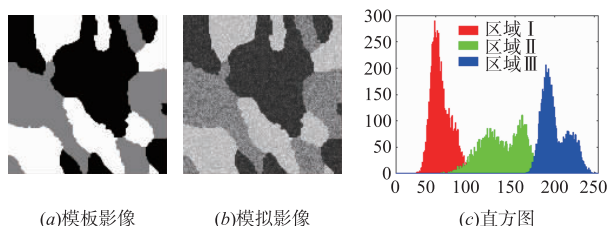


图2 模板/模拟影像及其直方图

表 1 模拟影像参数设置

	组份权重	均值/标准差		
		黑区域	灰区域	白区域
组份 1	0.4	50/7	120/20	190/8
组份 2	0.6	70/10	160/9	220/10

图 3 为采用提出算法分割模拟影像得到的 BIC 值变化曲线, 横轴为类别数, 纵轴为 BIC 值, 可看出最优类别数为 3, 与模板影像类别数一致.

图 4 为 SMM 算法、GMM 算法、GRM 算法和提出算法对模拟影像的分割结果. SMM 和 GMM 算法在黑色和

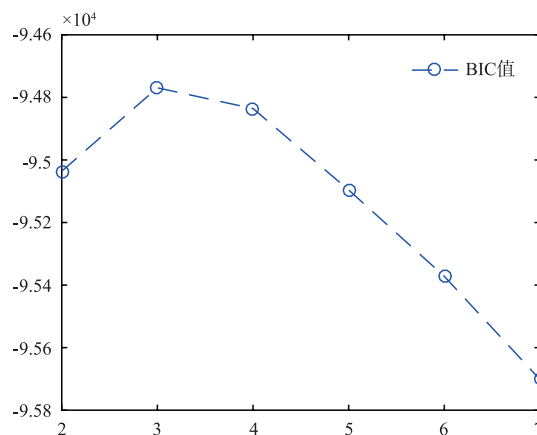


图3 不同类别数BIC值变化曲线

灰色区域内均有大量误分像素. GRM 算法中引入了像素邻域关系, 因此分割结果中噪声点较少, 但仍存在误分像素; 而提出算法结果中黑和白色区域的误分像素明显减少. 因此提出算法可得到较好的分割结果.

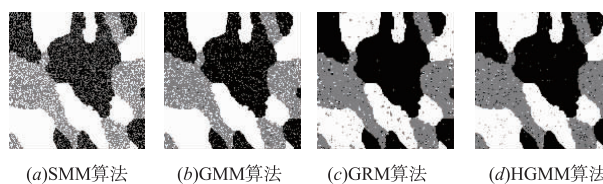


图4 模拟影像分割结果

为了定量评价上述分割结果, 利用模板影像和各分割结果计算混淆矩阵, 并计算总精度和 kappa 值, 见表 2. SMM 和 GMM 算法的总精度均较低, GRM 算法考虑了像素邻域关系, 因此算法精度有一定提高, 而提出算法可准确建模复杂统计分布, 因此分割精度达到 96.57%. 同时, 提出算法的 kappa 值也优于对比算法.

表 2 模拟影像分割精度

精度%	SMM 算法	GMM 算法	GRM 算法	HGMM 算法
总精度	76.41	89.49	95.97	97.39
Kappa 值	0.68	0.84	0.94	0.96

图 5 为 SMM 算法、GMM 算法和提出算法的直方图拟合结果 (GRM 算法为模糊聚类算法因此没有加入其拟合结果). 图 5(a) 中 SMM 难以拟合该直方图; 图 5(b) 中 GMM 的拟合结果优于 SMM, 但仍难以建模非对称和多峰分布; 图 5(c) 中 HGMM 可准确建模各区域的复杂统计分布. 综合分割结果, 提出算法在准确建模像素强度统计分布基础上可得到较好的分割结果.

为了验证提出算法参数估计的准确性, 表 3 列出了各参数估计值及误差. 从表中可以看出最大的均值、标准差和权重估计误差分别为 2.79, 2.41, 0.07, 该结果表明提出算法可准确估计各参数.

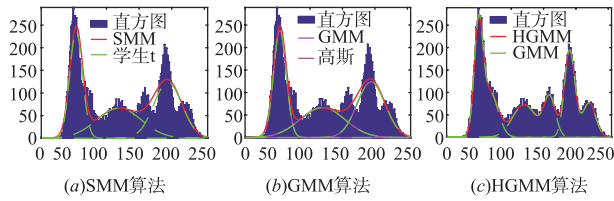


图5 直方图拟合结果

表 3 参数估计值及误差

参数	估计值/误差		
	区域 I	区域 II	区域 III
均值	49.31/0.68	120.01/0.09	190.32/0.32
	67.20/2.79	159.38/0.61	220.35/0.35
标准差	6.67/0.33	18.15/1.85	8.09/0.09
	12.41/2.41	9.05/0.05	10.07/0.07
权重	0.43/0.03	0.37/0.03	0.33/0.07
	0.56/0.04	0.62/0.02	0.67/0.07

为了验证提出算法的效率,统计各算法的分割时间.将提出算法的组分数设为 1,2,3,4,在 100 次迭代中其运行时间分别为 0.43,0.62,0.93,1.13 秒.随着组份数的增加,提出算法的参数量随之增加,导致运行时间增加.GMM 算法($m=1$)的运行时间为 0.43 秒,提出算法($m=2$)为 0.62 秒,SMM 算法为 4.20 秒,GRM 算法为 4.07 秒.虽然提出算法比 GMM 算法效率低,但仍然具有较高的效率.

3.2 全色遥感影像分割

图 6 为 260×540 全色遥感影像及其分割结果.图 6 (a1)和(a2)分别为 2.5m 分辨率的 Cartosat1 卫星影像和 0.5m 分辨率的 Worldview1 卫星影像.从分割结果中可以看出,SMM 算法、GMM 算法和 GRM 算法中均存在

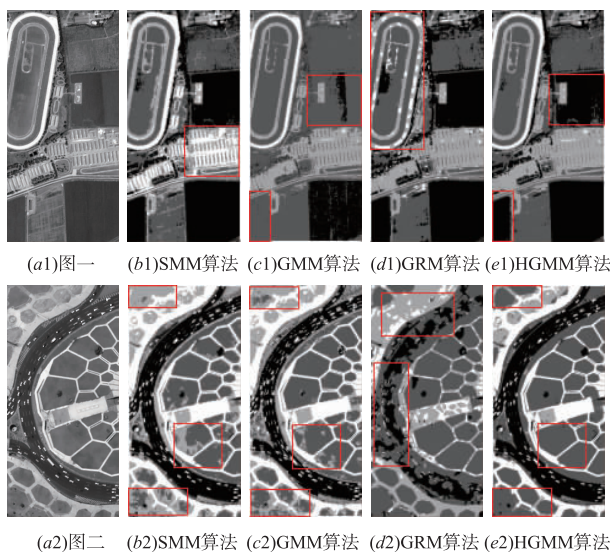


图6 全色遥感影像直方图拟合结果

不同程度的误分像素,如图中红色框所示,而提出算法的分割结果明显优于对比算法.

图 7 为全色遥感影像直方图拟合结果.SMM 和 GMM 难以准确拟合复杂的统计分布,而提出算法可准确拟合真实遥感影像的复杂统计分布.

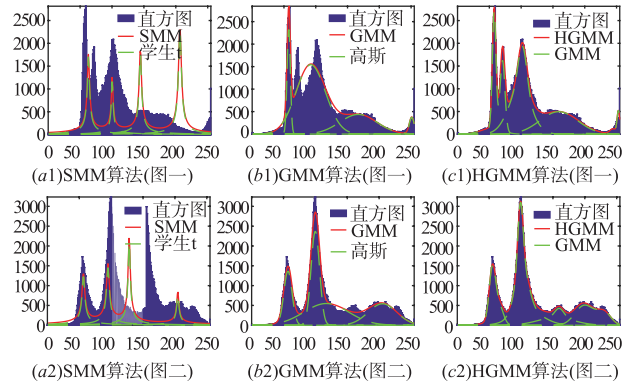


图7 全色遥感影像直方图拟合结果

图 8 为 2 幅遥感影像的 BIC 变化曲线,从图中可以看出,最大的 BIC 值所对应的最优类别数均为 4,因此在分割实验时,类别数设为 4.

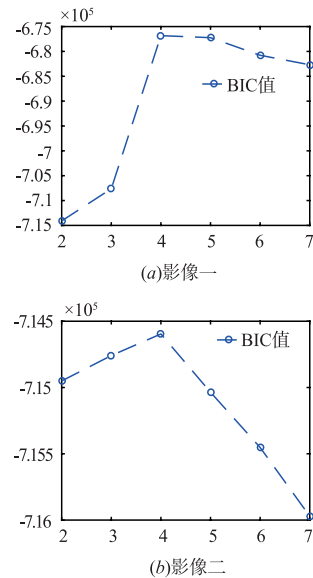


图8 BIC值变化曲线

以影像二的分割结果为例说明各组份的作用.对于同质性较强区域,如深灰色区域(草地),其对应图 9 直方图中 3 个蓝色曲线(组份)加权和.由于该区域同质性较强,因此各组份分布建模该区域的局部区域.对于异质性较强的区域,如白色区域(道路),其对应图 9 直方图中 3 个黄色曲线加权和.其中,第一个黄色曲线(由左向右)近似建模广场外侧白色道路,如图 9(a).第二和三黄色曲线共同建模广场内侧白色道路,如图 9(b).因此,层次混合模型中各组份分布近似建模一类

地物中的子地物或局部区域。

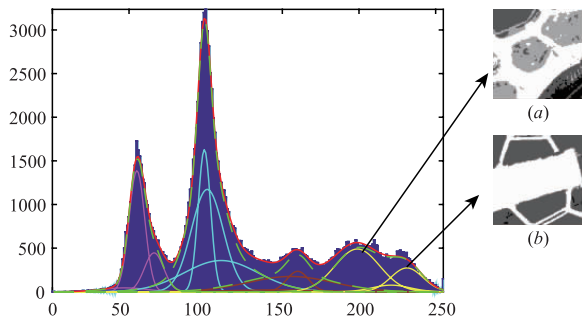


图9 各组分拟合直方图曲线(影像二)

4 结论

为了实现自动确定类别数的高精度遥感影像分割,提出一种自适应类别数的 HGMM 遥感影像分割算法. 根据模拟和全色遥感影像的实验结果可得出以下结论:(1) 提出算法中 HGMM 具有准确建模遥感影像内像素强度非对称、重尾和多峰等复杂统计分布;(2) 准确建模影像统计模型可提高影像分割精度,因此提出算法具有较高的分割精度;(3) 提出算法利用 BIC 准则可自动确定影像类别数;(4) 提出算法可得到准确的模型参数估计值;(5) 提出算法的效率虽低于 GMM 算法,但高于其他对比算法,具有较高的分割效率。

参考文献

- [1] 林雨准,张保明,王丹韵,等. 多特征融合的高分辨率遥感影像建筑物分级提取[J]. 中国图象图形学报,2017,22(12):1798-1808.
LIN Yu-zhun, ZHANG Bao-ming, WANG Dan-di, et al. Hierarchical building extraction from high resolution remote sensing imagery based on multi-feature fusion[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(12): 1798-1808. (in Chinese)
- [2] 赵雪梅,李玉,赵泉华. 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[J]. 电子与信息学报,2014,36(11):2730-2736.
ZHAO Xue-mei, LI Yu, ZHAO Quan-hua. Image segmentation by fuzzy clustering algorithm combining hidden Markov random field and Gaussian regression model[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2014, 36(11): 2730-2736. (in Chinese)
- [3] MCLACHLAN G J, PEEL D. Finite Mixture Model[M]. New York: John Wiley & Sons, 2000. 1-37.
- [4] NGUYEN T M, WU M J. 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.
- [5] 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 Xue, LI Yu, LI Xiao-li, 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. (in Chinese)
- [6] 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 Quan-hua, SHI Xue, WANG Yu, 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. (in Chinese)
- [7] 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, 2012, 31(1): 103-116.
- [8] 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 Quan-hua, LI Xiao-li, ZHAO Xue-mei, 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. (in Chinese)
- [9] ZHAO Q H, LI X L, and 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.
- [10] LI X L, ZHAO Q, and LI Y. Multilook SAR intensity image segmentation based on Voronoi tessellation and a Gamma mixture model [J]. Remote Sensing Letters, 2018, 10(3): 254-263.
- [11] JI Z, HUANG Y, SUN Q, et al. A rough set bounded spatially constrained asymmetric Gaussian mixture model for image segmentation[J]. Plos One, 2017, 12(1): 697-708.
- [12] NGUYEN T M, WU Q M, ZHANG H. Asymmetric mixture model with simultaneous feature selection and model detection[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(2): 400-408.
- [13] WANG Y, LI Y, ZHAO Q H. Segmentation of high resolution SAR image with unknown number of classes based on regular tessellation and RJMCMC algorithm[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(5): 17.
- [14] 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 Yu, Li Yu, Zhao Quan-hua. SAR image segmentation with variable classes using RJMCMC algorithm[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(10): 1193-1203.

(in Chinese)

- [15] SCHWARZ G. Estimating the dimension of a model[J]. Annals of Statistics, 1978, 6:461 - 464.
- [16] MEHRJOU A, HOSSEINI R, ARAABI B N. Improved Bayesian information criterion for mixture model selection

[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 69:22 - 27.

- [17] BISHOP C M. Pattern Recognition and Machine Learning [M]. New York: Springer Science and Business Media, 2006.

作者简介



石 雪 女. 1992 年 1 月出生, 辽宁人. 2014 年毕业于辽宁工程技术大学测绘工程系, 现为硕博连读研究生, 从事遥感影像处理有关的研究.
E-mail: 374636252@qq.com



李 玉 男. 1963 年 3 月出生, 吉林人. 教授、博士生导师. 1984 年在西北电讯工程学院获得学士学位, 1991 年在东南大学获得硕士学位, 2006 年在瑞尔森获得硕士学位, 2010 年在滑铁卢大学获得博士学位. 现为辽宁工程技术大学教授, 主要从事遥感数据处理理论与应用研究.
E-mail: liyu@lntu.edu.cn