引文格式：袁鹏,刘芳,朱永泰,等. 一种改进的马尔可夫随机场遥感图像分割方法[J]. 地理空间信息, 2024, 22(6): 34-38. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.06.008

一种改进的马尔可夫随机场遥感图像分割方法

袁　鹏[1]，刘　芳[2]，朱永泰[3]，肖　坚[1]，王　珂[1]
（1. 河海大学 水文水资源学院，江苏 南京 210009；
2. 江苏天汇空间信息研究院，江苏 常州 213000；
3. 兰州大学 资源环境学院，宁夏 兰州 730000）

摘　要：对于传统马尔可夫随机场而言，先验能量的势能函数中的先验参数通常是根据经验手动选取大于零的值，没有考虑像元之间的距离，也没有充分考虑图像局部邻域先验特征，针对上述问题，提出一种结合标号场先验特征和像元距离动态估计先验参数的方法，并在先验能量中定义了观测场像元之间的影响系数，似然能量函数中引入Sobel算子描述观测场像元之间的关系，最后结合分水岭算法消除碎屑小区域进一步优化分割结果。通过Merced Land Use Dataset场景分类数据集进行了相关实验，结果表明该方法可以有效应用于遥感图像分割工作中。

关键词：马尔可夫随机场；分水岭算法；贝叶斯法则；混淆矩阵；遥感图像分割
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）06-0034-05

Remote Sensing Image Segmentation Method Based on Improved Markov Random Field

YUAN Peng[1], LIU Fang[2], ZHU Yongtai[3], XIAO Jian[1], WANG Ke[1]
(1.College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210009, China;
2. Jiangsu Tianhui Space Information Research Institute, Changzhou 213000, China;
3. College of Resources and Environment, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Abstract: For traditional Markov random field, the prior parameters in the potential energy function of prior energy are usually manually selected based on experience. The distance between pixels is not considered, and the local neighborhood prior features of image are not fully considered. In view of the above problems, we proposed a method of dynamically estimating the prior parameters by combining the prior features of label field and the distance of pixels, which defined the influence coefficient between the pixels of observation field in the prior energy, and introduced the Sobel operator into the likelihood energy function to describe the relationship between the pixels of observation field, and combined with the watershed algorithm to eliminate small areas of debris to further optimize the segmentation results. We carried out the relevant experiments on the scene classification dataset of Merced Land Use Dataset. The result shows that the method can be effectively applied to remote sensing image segmentation.

Key words: Markov random field, watershed algorithm, Bayesian rule, confusion matrix, remote sensing image segmentation

遥感影像分割是指把一幅影像划分为互不重叠的一组区域的过程[1]，是对遥感图像进行处理最为关键的一步，同时也是遥感信息提取的基础环节[2]。良好的分割结果有利于目标地物识别[3]、提取等后续处理[4]。因此，研究遥感图像分割，对人们在遥感数据应用方面，如土地利用变化检测[5]、灾害监测[6]、以及城市规划[7]等有着重要的意义。

在缺乏足够先验信息的条件下，对遥感图像进行分割处理是一项比较困难的任务[8]，为了解决这一难题，学者们为各种应用建立了大量的图像分割模型。当前，较为引人关注的是利用基于统计模式识别的图像分割模型，例如马尔可夫随机场（markov random field，MRF）模型，但是传统MRF模型无法满足各种遥感图像分割的要求，众多学者在MRF模型的基础上结合了其他的模型[9-14]，提出的方法在计算先验能量时通过改进先验参数提高了MRF模型的空间自适应性，但是这些方法只考虑了MRF的标号场像元之间的关系，没有考虑到对应的观测场像元对于标号场的先验

收稿日期：2022-11-15。
项目来源：国家自然科学基金资助项目（41771358）；中央高校业务费资助项目（B210202011）；广东省水利科技创新项目（2020-04）；中央高校业务费资助项目（B210202011）。
第一作者简介：袁鹏（1996—），硕士，研究方向为遥感图像智能解译，E-mail：599471929@qq.com。

能量的影响，这也导致了分割过程不能对噪声有效的抑制。因此，本文提出的改进方法在提高模型的空间自适应性基础上充分考虑了观测场像元对标号场先验能量的影响，在势能函数中引入了观测场对标号场的影响系数，并在似然能量函数中引入Sobel算子描述观测场像元之间的关系，最后结合分水岭算法进一步优化分割结果。

1　传统MRF分割模型

对于一幅 $N\times M$ 的图像，被分割成 L 个区域，$S=\{(i,j)|1\leqslant i\leqslant N,1\leqslant j\leqslant M\}$ 表示图像的像元集，传统MRF模型描述图像一般用2个随机场，一个是描述像元局部相关性的标号场 $X=\{x_s|s\in S\}$；另一个是描述观测数据分布的观测场 $Y=\{y_s|s\in S\}$[15]。

设 $\Omega=\{x=(x_1,x_2,\cdots,x_{MN})\}$ 是所有可能分割的集合，设 $\delta=\{\delta(s)|s\in S\}$ 是定义在 S 上的通用的邻域系统的集合，一个MRF满足正概率性和马尔可夫性，由马尔可夫性可得，像元标号之间的相关性取决于定义在 S 上的邻域系统 δ。为了从观测场 Y 中估计最佳标号，MRF方法通常采用最大后验概率（MAP）估计来完成对图像的分割[16]，将图像分割问题转化为求解最大后验概率问题，即

$$\hat{x}=\arg\max \mathrm{P}_{X|Y}(x|y) \tag{1}$$

式中，$\mathrm{P}_{X|Y}(x|y)=\mathrm{P}_X(x)\mathrm{P}_{Y|X}(y|x)/\mathrm{P}_Y(y)$，根据贝叶斯法则，$\mathrm{P}_Y(y)$ 为常数，所以 $\mathrm{P}_{X|Y}(x|y)$ 取决于 $\mathrm{P}_X(x)$ 和 $\mathrm{P}_{Y|X}(y|x)$。

根据Hammersly-Clifford理论，Gibbs随机场与MRF具有等价性[17]，因此一个MRF可由一个Gibbs分布表示为：

$$\mathrm{P}_X(x)=Z^{-1}\left[\exp\left(-U_1(x)/\mathrm{T}\right)\right] \tag{2}$$

式中，T为常数；$Z=\sum\left[\exp\left(-U_1(x)/\mathrm{T}\right)\right]$ 为归一化常数；$U_1(x)=\sum V_c(x)$ 为定义在 δ 中的基团上的先验能量函数；C 为基团的集合；$V_c(\cdot)$ 为定义在基团上的势能函数。基团上的势能函数计算采用常用的标号场模型Potts模型，定义为

$$V_{\{s,t\}}(x)=\begin{cases}0, x_s=x_t\\ \beta, x_s\neq x_t\end{cases} \tag{3}$$

式中，β（大于0），为定义在空间邻域基团上的参数，从式（3）中可以看出标号相同的基团越少，先验能量 $U_1(x)$ 越大。

观测场模型利用高斯函数描述图像的灰度属性，假设每一种标号 $x_s\left(x_s\in\{1,2,\cdots,L\}\right)$ 的像元灰度值服从均值为 μ_x，标准差为 σ_x 的高斯分布。

$$\mathrm{P}(y_s|x_s)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{x_s}}\exp\left\{-\frac{\left(y_s-\mu_{x_s}\right)^2}{2\sigma_{x_s}^2}\right\} \tag{4}$$

在给定标号场 x 下假设各像元的观测随机变量分布相互独立，似然能量函数可以表示如下：

$$U_2(x,y)=\sum_{s\in S}\left(\ln\left(\sqrt{2\pi}\sigma_{x_s}\right)+\frac{\left(y_s-\mu_{x_s}\right)^2}{2\sigma_{x_s}^2}\right) \tag{5}$$

对式（1）两边取对数可得

$$\ln\hat{x}=\arg\max\left[-U_1(x)/T-\ln Z-U_2(x,y)\right] \tag{6}$$

最终将估计最佳标号场的问题转变为求解最小全局能量对应的标号场问题，即

$$\hat{x}=\arg\min U(x,y)=\arg\min\left[U_1(x)+U_2(x,y)\right] \tag{7}$$

能量函数通常是非凸的，求解易出现局部极值问题，常用的算法有EM算法、条件迭代算法等。通过求解最小全局能量得到最优标号场，实现遥感图像的分割。

2　改进MRF分割模型

2.1　改进MRF的先验参数

传统MRF中对于先验能量的势能函数 $V_c(\cdot)$ 中的先验参数一般是由经验手动选取，没有充分考虑邻域中的每一个像元与中心像元之间的距离和图像局部邻域先验特征。邻域中的各个像元对中心像元的影响都是一样的，但是由地理学第一定律可知，空间距离相近的地物，是同一类地物的可能性更大，并且邻域像元离中心像元越近，对中心像元的影响越大[18]。针对上述问题，本文提出一种结合像元距离和标号场局部的先验特征动态估计先验参数 β 的新方法，提高MRF模型空间自适应性。

本文采用二阶邻域系统确定先验参数 β。设图像中存在某局部中心像元 s，用 $z[i]$ 表示中心像元的邻域像元，$d_{z[i]}$ 表示邻域像元 $z[i]$ 与 s 的距离权重系数，则当 s 的邻域像元 $z[i]$ 处于东、南、西、北4个方向时，$d_{z[i]}$ 取值为1。当 s 的邻域像元处于东北、东南、西北、西南4个方向时，$d_{z[i]}$ 取值为 $\sqrt{2}$。

计算中心像元周围8个邻域像元的标号中各个标号所占的比例，以 μ_{sx} 表示，μ_{sx} 定义如下：

$$\mu_{sx}=\frac{n_x}{\sum_{x\in L}n_x} \tag{8}$$

式中，n_x 为标号为 x 在邻域像元中的个数，依照此法，再分别以中心像元 s 的邻域像元 $z[i]$ 为中心，计算周围8个邻域像元的标号中各个标号所占的比例。以 $\mu_{z[i]x}$ 表示，设各个方向的 β 用 $\beta_{z[i]}$ 表示，则：

$$\beta_{z[i]x}=\mu_{sx}\times\mu_{z[i]x}\times\frac{d_{z[i]}}{\sum_{i=1}^{8}d_{z[i]}} \tag{9}$$

2.2 引入观测场像元的影响

在传统MRF中，标号场像元之间的关系是先验关系，由先验能量函数公式 $U_1(x)$ 表示，标号场和观测场相对应像元的关系是似然关系，由似然能量函数公式 $U_2(x,y)$ 表示，先验能量和似然能量都没有考虑到观测场像元之间的关系。

一般来说，在观测场2个相邻像元的灰值越接近，则它们属于同一类别的可能性越高，它们所对应的标号场之间的先验能量就越小，根据这一特性，设观测场邻域像元对标号场先验能量的影响用 α 表示，α 具体定义如下：

$$\alpha=\frac{|y_{z[i]}-y_s|}{\sum_{i=1}^{8}|y_{z[i]}-y_s|} \tag{10}$$

将 α 作为参数加入求解先验能量中，则改进后的先验能量中的势能函数定义如下：

$$V_{\{s,z[i]\}}(x)=\begin{cases}0, & x_s=x_{z[i]}\\ \alpha\cdot\beta_{z[i]x}, & x_s\neq x_{z[i]}\end{cases} \tag{11}$$

α 定义中的 $|y_{z[i]}-y_s|$ 为邻域像元值与中心像元值之差的绝对值。当某一个邻域像元距离中心像元越近且像元值越接近中心像元值，即 α 的值越小，则中心像元属于邻域像元这一类别的先验能量越小，表明中心像元与这个邻域像元的类别一致的可能性更大。

在传统MRF中，似然能量函数表示标号场和观测场相对应像元之间的关系，并没有考虑观测场像元之间的关系。一般来说，像元处于平缓区域其可靠性较高；像元与周围像元的像元值差异较大，说明其处于突变的位置，则其可靠性较低，根据这一特性，本文采用Sobel算子描述观测场像元之间的关系。Sobel算子用于获取图像的一阶梯度，对噪声较为敏感，能够最大限度考虑某一点与周围像元的异常关系。将Sobel算子值引入到似然能量公式中，以 λ 来表示，得到如下公式：

$$\mathrm{p}(y_s|x_s)=\lambda_s\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{x_s}}\exp\left\{-\frac{(y_s-\mu_{x_s})^2}{2\sigma_{x_s}^2}\right\} \tag{12}$$

$$U_2(x,y)=\sum_{s\in S}\left(\ln\left(\sqrt{2\pi}\sigma_{x_s}\right)-\ln\lambda_s+\frac{(y_s-\mu_s)^2}{2\sigma_{x_s}^2}\right) \tag{13}$$

式中，λ_s 与 s 点的Sobel算子值有关，一般令 $\lambda_s=1/k_s$，其中 k_s 为 s 点的Sobel算子值，Sobel算子值越大，s 点的观测值的可靠性越低，λ_s 的值相应越小。

2.3 改进MRF结合分水岭算法

分水岭是基于拓扑理论的数学形态学的分割算法[19]，分割过程中把相邻像素间的相似性作为重要的参考依据，从而连接灰度值相近且空间位置相近的像素点形成一个封闭的轮廓。改进MRF分割的结果，存在一些误分割的孤立的小区域。通过改进的MRF分割结果与分水岭算法分割的结果有机结合，可以消除这些孤立的小区域，改进MRF结合分水岭算法流程如图1所示。

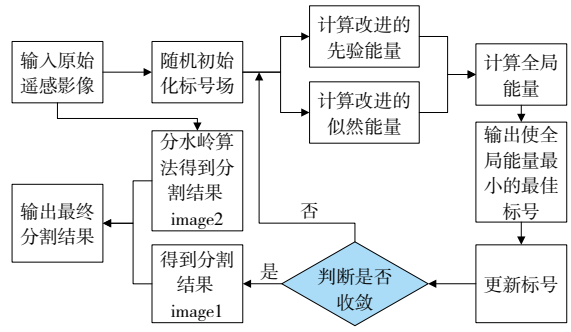


图1 本文算法分割流程

3 实验分析

3.1 数据与评价准则

实验数据选自Merced Land Use Dataset场景分类数据集。分割结果的具体评价，一是定性评价，从视觉直观感受分割结果是否有较好的区域完整性，保持边缘的特性；二是定量的评价指标，本文将采用混淆矩阵，即生产者精度（producer accuracy，PA）、用户精度（user accuracy，UA）、总体精度（overall accuracy，OA）和Kappa系数进行分割结果的比较。

3.2 简单场景分割实验结果与分析

简单场景选取了机场、住宅区和港口3个场景，分割的目标为飞机、建筑、舰船，本文使用模糊 C 均值聚类（fuzzy c-means，FCM）、(segment anything model，SAM）模型[20]、传统MRF与本文算法进行比较，从而检验新算法的分割性能。影像1为机场，分割的地物目标为飞机。对比实验1分割结果，本文算法对飞机的分割优于FCM算法、传统MRF算法。FCM算法对

于飞机的分割出现了大量的漏分割，主要是黄色的机头和蓝色的机尾被漏分割，这与FCM算法只考虑像元的光谱信息而未考虑像元空间位置信息有关，传统MRF算法出现大量的误分割，SAM算法有少量的漏分割，本文算法对于飞机的分割较完整，只存在少量的误分割现象。影像2为住宅区，分割的地物目标是建筑。对比分割结果，可以看出本文算法对于建筑的分割明显好于FCM算法、传统MRF算法和SAM算法。分割结果与真实参考结果几乎一致，而FCM算法在这里出现大量的误分割，传统MRF分割也有少量的误分割，SAM算法分割结果较为连续完整，但是出现少量的误分现象。影像3为港口，分割的地物目标为舰船。FCM算法舰船的分割一致性比传统MRF算法、SAM算法和本文算法好，只存在少量漏分的现象，传统MRF算法、SAM算法和本文算法都出现了大量的误分割，但传统MRF算法比本文算法误分割更严重。

为了更客观准确地评价3种算法分割结果，本文采用混淆矩阵来进行精度评价，实验1的分割结果如表1所示。根据表1的统计结果，对于飞机的分割，本文算法的总体精度为95.42%，Kappa系数为0.872 7，总体精度和Kappa系数均大于FCM算法和传统MRF算法，但是略低于SAM算法；针对建筑的分割，本文算法的总体精度98.72%，Kappa系数为0.974 4，均大于3种对比方法，说明本文算法分割建筑的结果更加准确，与真实结果更加一致；针对舰船的分割，本文算法总体精度和Kappa系数分别为93.10%、0.820 9，两项指标低于FCM算法和SAM算法。综合分析，相较于FCM和MRF算法，本文算法分割精度更高，相较于SAM算法，本文算法在飞机和舰船的分割精度低于SAM，但是SAM算法属于有监督的卷积神经网络算法，需要进行大量的样本训练，对于简单场景下地物的分割，本文算法分割速度更快，无需样本训练。

表1　实验1分割结果混淆矩阵/%

影像		FCM		MRF		SAM		本文方法	
		PA	*UA*	*PA*	*UA*	*PA*	*UA*	*PA*	*UA*
1	飞机	59.48	94.54	92.21	70.86	89.95	94.91	94.04	86.76
	OA	90.08		89.68		96.56		95.42	
	Kappa	0.673 3		0.733 3		0.883 7		0.872 7	
2	建筑	98.41	87.54	97.74	94.79	98.82	89.78	98.74	98.72
	OA	92.36		96.26		94.55		98.72	
	Kappa	0.847 6		0.925 3		0.886 3		0.974 4	
3	舰船	83.95	98.63	98.59	64.88	96.95	83.64	96.49	82.67
	OA	96.26		87.37		95.67		93.10	
	Kappa	0.887 2		0.701 7		0.868 4		0.820 9	

综上所述，本文算法对于简单场景影像的地物有更好的分割能力，这是由于改进传统MRF随机场的参数，充分考虑像元之间空间位置信息，同时结合分水岭算法进一步消除误分割的小区域，从而获得更好的分割结果。

3.3　复杂场景分割实验结果与分析

复杂的场景选取了3个密集住宅区，分别为影像4、5、6，其具有地物类型较多、分布不规则、地物背景较复杂等特点，分割目标是建筑和植被。对于建筑物，对比3幅影像的各个算法的分割结果，可以看出，影像4使用FCM算法没有较完整分割出建筑物，表2的统计结果显示 *PA* 只有40.62%，说明出现大量的漏分割现象，传统MRF算法和本文算法的 *PA* 和 *UA* 都在86%以上，没有出现大量误分割和漏分割现象，本文算法比传统MRF算法对噪声点有更好的抗干扰性；影像5和6算法的 *PA* 和 *UA* 都在80%以上，没有出现大量误分割和漏分割现象，本文算法只有影像4的 *UA* 略低于MRF算法，其他指标都优于另外2种算法；对于植被，影像4中3种算法的 *PA* 都大于90%，没有出现大量的漏分割现象，但是 *UA* 都较低；影像5中3种算法的 *UA* 都接近90%，但 *PA* 都较低，漏分割现象较严重；影像6的植被分布较集中，3种算法的 *PA* 和 *UA* 都比较接近，都能较完整的分割出植被。3幅影像只有本文算法的总体精度都超过了75%，Kappa系数超过了0.6，说明本文算法对于复杂场景下的影像分割的适应性还有待提高，但比FCM与传统MRF算法的分割能力更好。

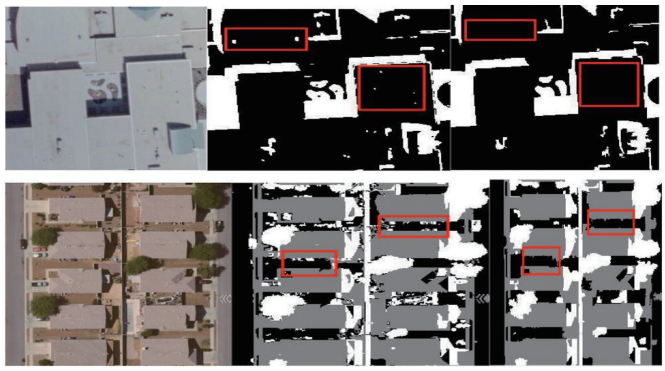
表2　实验2分割结果混淆矩阵/%

影像		FCM		MRF		本文方法	
		PA	*UA*	*PA*	*UA*	*PA*	*UA*
4	建筑	40.62	83.57	86.25	95.82	86.90	95.16
	植被	96.40	30.46	93.93	48.22	94.40	53.07
	OA	45.09		82.79		83.32	
	Kappa	0.284 5		0.622 3		0.628 8	
5	建筑	81.26	89.58	89.05	87.20	91.86	87.99
	植被	55.41	87.99	53.09	90.21	56.02	88.34
	OA	73.99		75.55		77.92	
	Kappa	0.611 4		0.632 9		0.668 0	
6	建筑	82.07	80.26	88.24	80.24	92.55	80.84
	植被	86.98	76.07	88.58	74.86	84.70	74.25
	OA	72.09		74.44		75.11	
	Kappa	0.558 4		0.589 7		0.605 7	

3.4　消融实验结果与分析

为了进一步证明将分水岭分割结果与改进的MRF分割结果融合的有效性，本研究选取2幅影像进行了消融实验，实验效果如图2所示。使用改进MRF进行图像分割，如图2b红色标记区域所示，分割结果中存在部分误分割的孤立的小区域，通过改进的MRF分割

结果与分水岭算法分割的结果融合，可以消除部分孤立的小区域。如图2c红色标记区域所示，MRF分割结果中误分割的小区域被有效消除，分割结果更加连续，没有较多的碎屑区域。



a 影像　　b 改进MRF　　c 改进MRF+分水岭

图2 消融实验结果

4 结 语

本文提出了一种基于改进的MRF结合分水岭算法的遥感图像分割方法，该方法改进了传统MRF的先验参数根据经验人工选取的缺点，提出一种结合标号场先验特征和像元距离动态估计先验参数的新方法。分割实验结果表明在简单场景下，对比FCM与传统MRF算法，本文算法对遥感影像整体的分割效果最优，具有较强的目标地物分割能力，证明了该方法对于简单场景下的地物分割有较强的适用性；在复杂场景下，该方法具有较强的建筑分割能力，对于植被的分割适用性还有待提高。下一步将对本文算法进行更深入的理论研究，进一步提升模型对复杂场景的适用性。

参考文献

[1] Garcia-garcia A, Orts-escolano S, Oprea S, et al. A Review on Deep Learning Techniques Applied to Semantic Segmentation[J]. arXiv Preprint arXiv:1 704,06857,2017

[2] 许妙忠,丛铭,万丽娟,等. 视觉感受与Markov随机场相结合的高分辨率遥感影像分割法[J]. 测绘学报,2015,44(2):198-205

[3] Fatima S A, Kumar A, Pratap A, et al. Object Recognition and Detection in Remote Sensing Images:A Comparative Study[C]//2020 International Conference on Artificial Intelligence and Signal Processing (AISP). IEEE,2020:1-5

[4] 邵龙,杨景辉,洪友堂,等. 结合异质性及分水岭变换的遥感影像分割方法[J]. 测绘科学,2014,39(3):19-22

[5] Wang S W, Gebru B M, Lamchin M, et al. Land Use and Land Cover Change Detection and Prediction in the Kathmandu District of Nepal Using Remote Sensing and GIS[J]. Sustainability,2020,12(9):3 925

[6] 王磊,连增增. 基于Sentinel-1A的2020年鄱阳湖流域洪水灾害遥感监测[J]. 地理空间信息,2022,20(6):43-46

[7] 何光宝. 遥感数字影像在城市规划中应用及误差分析[J]. 地理空间信息,2003,1(4):12-14

[8] 李旭超,朱善安. 图像分割中的马尔可夫随机场方法综述[J]. 中国图象图形学报,2007(5):789-798

[9] 郑玮,康戈文,陈武凡,等. 基于模糊马尔可夫随机场的无监督遥感图像分割算法[J]. 遥感学报,2008(2):246-252

[10] 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):1 607-1 613

[11] 彭玲,赵忠明,杨健,等. 基于小波域隐马尔可夫树模型的多光谱遥感影像纹理分割技术研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2006(4):561-564

[12] 闫利,章炼伟,赵展,等. 一种改进的马尔可夫随机场分割算法[J]. 遥感信息,2018,33(3):26-31

[13] 朱恰,王建,刘星雨,等. 基于改进MRF的遥感影像建筑物精提取[J]. 计算机与现代化,2020(7):104-110

[14] 金秋含,王阳萍,杨景玉. 自适应空间信息MRF的FCM遥感图像聚类[J]. 计算机工程与设计,2019,40(8):2 301-2 305

[15] 黄宁,朱敏慧,张守融. 一种采用高斯隐马尔可夫随机场模型的遥感图像分类算法[J]. 电子与信息学报,2003(1):50-53

[16] 田军,李应岐,曹汝杰. 一种基于Markov过程和证据理论的多源图像融合分割方法[J]. 微电子学与计算机,2006(2):27-28

[17] Besag J. Spatial Interaciton Hte Statistical Analysis of Lattice Systems[J]. J of Hte Royal Statistical Society, 1974, 36(2):192-236

[18] Zhang H. Spatial-attraction-based Markov Random Field Approach for Classification of High Spatial Resolution Multispectral Imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2014,11(2):489-493

[19] 刘军,张艳迪,高宏伟,等. 地面树木的最优标记分水岭图像分割算法[J]. 电子测量技术,2021,44(17):46-53

[20] Alexader K, Eric M, Nikhila R, et al. Segment Anything [J].arXiv Preprint arXiv:2304,02643,2023