

模糊区域级 MRF 方法在城镇自动识别中的应用

陈荣元,徐雪松,申立智,刘跃华,陈 浪

(湖南商学院湖南省移动电子商务协同创新中心,移动商务智能湖南省重点实验室,新零售虚拟现实技术湖南省重点实验室,湖南长沙 410205)

摘 要: 针对遥感影像中城镇区域内外的自然地物难以区分,城镇区域不易完整识别的问题,提出一种对象级模糊 MRF 识别方法. 该方法首先通过光谱信息和空间梯度分析得到城镇种子点(人造地物顶部点和阴影点);然后由均值漂移算法对分割影像;再对过分割区域建立 MRF,在迭代过程中用 MRF 的条件概率矩阵代替模糊 C 均值聚类算法的隶属度矩阵,并保持包含种子点的区域类别不变,从而实现城镇识别. 对于 QuickBird 和 Ikonos 遥感影像,该模型能够兼顾城镇区域自动识别过程中的随机性与模糊性,很好地利用了空间相关信息,有效识别出了城镇区域.

关键词: 城镇识别;模糊 C 均值算法;空间信息;马尔可夫模型

中图分类号: TP391.41 TP751

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2019)02-0489-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.02.033

Fuzzy Regional MRF Method for Automatic Identification of Urban

CHEN Rong-yuan, XU Xue-song, SHEN Li-zhi, LIU Yue-hua, CHEN Lang

(Mobile E-business Collaborative Innovation Center of Hunan Province, Key Laboratory of Hunan Province for Mobile Business Intelligence, Key Laboratory of Hunan Province for New Retail Virtual Reality Technology, Hunan University of Commerce, Changsha, Hunan 410205, China)

Abstract: In order to effectively distinguish the natural objects inside the town from outside objects, and completely identify the urban regions in remote sensing image, a fuzzy geographic object-based MRF method is proposed. Firstly, the seed points of the town, i. e., the top and shadow points of artificial ground objects, are firstly obtained by analyzing spectral information and spatial gradient. Then the over-segmented regions of the origin image are obtained by Mean Shift algorithm. Finally, a MRF is established over regions, and the membership matrix in the fuzzy C-means clustering algorithm is replaced by the conditional probability matrix in the MRF in an iterative manner. Meanwhile the categories of the regions containing the seed points are kept unchanged. For QuickBird and Ikonos remote sensing images, the proposed model can simultaneously deal with both the stochastic and fuzzy nature of images, and effectively intergate the space information, and thus benefit the identification of town.

Key words: urban identification; fuzzy C-means algorithm; spatial information; Markov random field model

1 引言

从遥感影像中识别出完整的城镇区域,是实现地物信息自动化提取与智能识别的关键步骤,识别出的城镇区域信息可用来指导城市功能布局、城市地物分类、城市建设用地规划、城市不透水表面制图、城市界限管控,更新地理信息系统和城镇救灾,为城乡规划和发展决策提供客观依据^[1]. 许多学者根据人造地物和自然地物纹理特征差异较大的特点,采用递归滤波特征,多维 Gabor 滤

波器特征,双边滤波、数学形态剖面 and 差异形态剖面特征,像素形状指数和形状大小指数等来识别城镇,这类方法虽能够较好地识别出遥感影像中的人造地物^[2],但由于未充分利用空间信息,常将城镇内部的花草树木、小溪池塘等自然地物误判为非城镇区域,不能准确完整地识别出城镇区域^[3]. 从遥感影像中识别出有意义的地理对象仍然是一项富有挑战性的工作.

传统的模糊 C 均值聚类算法(fuzzy C-means algorithm, FCM)通常采用欧氏距离度量个体与类中心的差

收稿日期:2017-10-30;修回日期:2018-05-22;责任编辑:郭游

基金项目:国家自然科学基金(No. 41101425, No. 61471170);教育部-中国移动科研基金(No. MCM20170506);湖南省教育厅资助科研项目(No. 16A114, No. 17B145);湖南省重点研发计划项目(No. 2018GK2058);湖南省自然科学基金(No. 2016JJ2070, No. 2017JJ3132)

异,对灰度和地物变化平缓的影像分割效果较好,但对地物纹理信息丰富的高分辨率遥感影像,很难获得满意的结果,这主要是由于 FCM 没有充分利用空间相互关系,不能有效克服高分遥感影像中噪声影响. 针对 FCM 的不足,许多研究者利用马氏距离、核函数等手段来改进欧氏距离,但由于没有充分利用空间拓扑信息,很难获得令人满意的效果^[4,5]. 文献[6]虽然较好综合了空间信息、高斯核和 FCM,但以像素为处理单元,计算比较耗时^[7].

在高分辨率遥感影像中区域级影像分析方法的精度通常高于像素级的影像分析方法,并且减少了“胡椒盐现象”. 文献[8]利用区域邻接图(Region Adjacent Graphic, RAG)对区域进行 MRF 建模,并假设区域特征服从 Gamma 分布,通过 EM 算法估计参数,实现区域级的 SAR 影像分割;文献[9]将 MRF 模型定义在 RAG 上,通过将区域似然函数假设为高斯分布来实现区域级影像分割;文献[10]采用树形 MRF 对影像进行了监督方式的分割;文献[11]利用面向对象的 MRF 模型进行遥感影像语义分割,得到语义层次对应的分割结果. 在该类方法中,空间邻近对象的类别标记相互影响,较好地利用了空间关系信息,但不能很好地处理分类识别过程中模糊性,后验概率选择方法存在一定的主观性.

因此,本文将对象 MRF 模型与模糊聚类算法相结合,首先,通过纹理分析和空间滤波筛选出城镇种子点;再利用均值漂移算法对原始影像进行过分割,并利用 MRF 描述过分割区域的拓扑关系,在算法迭代过程中用 MRF 的条件概率矩阵代替模糊 C 均值聚类算法的隶属度矩阵,并保持包含种子点的区域类别不变,从而实现城镇识别. 该方法以基于 K-L 信息的 FCM 为基本框架,并综合具有均场假设的对象 MRF 模型,兼有 FCM 处理模糊性的长处和 MRF 空间拓扑描述能力,并利用区域信息减少基于像素的影像分析方法中的“胡椒盐现象”. 实验结果表明,该方法能有效地识别出遥感影像中的城镇区域.

2 MRF 模型

先利用均值漂移算法进行原始影像进行过分割,所得过分割区域集合记为 Y ,用 $F = \{f_i\}_{i \in S}$ 表示从 Y 获取的特征向量,如区域光谱均值、区域光谱方差和纹理信息等; S 是 Y 各区域的序号集合, f_i 表示第 i 区域的特征向量. Y 中的各区域类别标记集合,用标记场 $X = \{x_i\}_{i \in S}$ 表示,其中 $x_i \in \Lambda$ 为第 i 个区域的类别标记, Λ 为所有类别标记的集合. 每个区域类别标记都有 $|\Lambda|$ 种可能,随机场 X 共有 $|\Lambda|^{|\mathcal{S}|}$ 种标记组合,其中 $|\cdot|$ 表示集合 (\cdot) 内的元素个数. $|\Lambda|^{|\mathcal{S}|}$ 种中任意一种标记 x 都是 X 的一种组态;根据已知的特征数据 F ,利用 MRF

模型可反推出每一种组态 x 的概率,即 $P(x|F)$. 由 Bayesian 准则得:

$$P(x|F) = \frac{P(F|x) \cdot P(x)}{P(F)} \quad (1)$$

式(1)中每种标记概率 $P(x)$ 通常被称为先验概率, $P(F|x)$ 为在标记 x 条件下特征 F 的概率,通常称为似然函数. 由于各个区域特征 F 可从影像中直接提取,是个常量,因此在计算式(1)时可省略 $P(F)$.

在 MRF 模型中,通常可将先验概率 $P(x)$ 假设为具备马氏性:对任意一个区域 i ,用 ∂_i 表示与其空间相邻的区域集合,即

$$P(x_i|x_i, t \in S/\{i\}) = P(x_i|x_i, t \in \partial_i) \quad (2)$$

对于具有马氏性的随机场,根据 Hammersley-Clifford theorem^[12],联合概率分布为 Gibbs 分布,即

$$P(x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) \quad (3)$$

其中 $Z = \sum_{x \in \mathcal{X}} \exp(-U(x))$ 为正则化常数, $U(x)$ 为能量方程.

为了便于估计标记为 x 时出现特征 F 的概率,通常将似然函数 $P(F|x)$ 假设为服从某种概率密度函数. 许多研究者假设似然函数 $P(F|x)$ 服从正态分布,这时 $P(F|x)$ 是一个维数为 $|S|$ 的正态分布,其精确求解的计算量非常大,因此,采用经典的均场(mean field)假设来简化模型:

$$P(F|x) = \prod_{i \in S} P(f_i|x_i) \quad (4)$$

即假设在给定标记后,各个区域的特征彼此独立,此时只需计算各个区域的一维正态分布即可:

$$P(F|x, \theta) = \prod_{i \in S} P(f_i|x_i, \theta_{x_i}) = \prod_{i \in S} P(f_i|\mu_{x_i}, \Sigma_{x_i}) \quad (5)$$

其中, μ_{x_i} 和 Σ_{x_i} 表示标记为 x_i 时的期望和方差.

在均场假设下,当式(3)中 $P(x)$ 被假设为:在给定相邻区域标记时,各区域标记相互独立,即:

$$P(x) = \prod_{i \in S} P(x_i|x_i, t \in \partial_i) \quad (6)$$

$$P(x_i|x_i, t \in \partial_i) = \frac{\exp(-\sum_{t \in \partial_i} V_i(x_i, x_t))}{\sum_{x_i \in \Lambda} \exp(-\sum_{t \in \partial_i} V_i(x_i, x_t))} \quad (7)$$

其中, $V_i(x_i, x_t)$ 表示第 i 区域的标记 x_i 和其相邻区域标记 x_t 之间的势能量. 本文采用被广泛应用的多层逻辑模型定义势能量 $V_i(x_i, x_t)$:

$$V_i(x_i, x_t) = \begin{cases} -\beta, & x_i = x_t \\ \beta, & x_i \neq x_t \end{cases} \quad (8)$$

此时, $P(x|F)$ 可按式(9)计算^[13]:

$$P(x|F) \propto P(F|x) \cdot P(x) \propto \prod_{i \in S} P(f_i|x_i) \cdot P(x_i|x_i, t \in \partial_i) \quad (9)$$

3 FCM 算法

FCM 是一种通过迭代更新隶属度和聚类中心,最小化目标函数(通常为各数据与类中心距离)实现将 n 数据 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 划分为 C 组的模糊聚类算法.

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^C (r_{ij})^m \cdot d_{ij} \quad (10)$$

其中 $R = \{r_{ij}\}$ 为隶属度矩阵,隶属度 r_{ij} 表示第 i 个数据属于第 j 个聚类中心的程度,且每个数据对于所有类中心的隶属度之各为 1,即 $\sum_{j=1}^C r_{ij} = 1, r_{ij} > 0, m \geq 1$ 是权重参数, d_{ij} 表示 a_i 和第 j 个聚类中心的差异性.

Miyamoto 和 Mukaidono 利用正则化技术,将熵值引入到式(10)中^[14]:

$$J_m^\lambda = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^C (r_{ij})^m \cdot d_{ij} + \lambda \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^C r_{ij} \cdot \log(r_{ij}) \quad (11)$$

其中熵 $\lambda \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^C r_{ij} \cdot \log(r_{ij})$ 用来刻画隶属度矩阵 R 的模糊程度, λ 为调节 R 的模糊度参数. 随后, Ichihashi^[15] 将 K-L 信息加入到式(11)中,形式式(12):

$$J_m^\lambda = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^C (r_{ij})^m \cdot d_{ij} + \lambda \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^C r_{ij} \cdot \log\left(\frac{r_{ij}}{\pi_{ij}}\right) \quad (12)$$

其中 π_{ij} 表示第 i 个数据对第 j 个聚类中心的先验概率.

4 模糊区域 MRF 算法

均场假设下的 MRF 模型,第 i 区域的概率 $P(x_i | f_i)$ 满足: $\sum_{j \in \Lambda} P(x_i = j | f_i) = 1$ 和 $P(x_i = j | f_i) > 0, \forall j \in \Lambda$. 当 FCM 算法中类别数 C 与 MRF 模型中类别标记种类数 $|\Lambda|$ 相等时,该性质与 FCM 算法中的隶属度矩阵性质一样. 因此可以考虑用概率 $P(x_i | f_i)$ 代替 FCM 中的隶属度矩阵,即由式(9)计算出的 $P(x | F)$ 作为隶属度矩阵 R ^[16]:

$$r_{ij} = P(x_i = j | f_i) \quad (13)$$

将 MRF 模型中似然函数 $P(f_i | x_i, \theta_i)$ 的负对数定义为 FCM 算法中的差异性 d_{ij} ^[15,16]:

$$d_{ij} = -\log(P(f_i | x_i = j, \theta_j)) \quad (14)$$

再将第 i 区域特征对第 j 个聚类中心的先验概率 π_{ij} 定义为 MRF 模型的先验概率^[16]:

$$\pi_{ij} = P(x_i = j | x_i, t \in \partial_i, \beta) = \frac{\exp(-\sum_{t \in \partial_i} V_i(x_i = j, x_t | \beta))}{\sum_{x_i \in \Lambda} \exp(-\sum_{t \in \partial_i} V_i(x_i, x_t | \beta))} \quad (15)$$

算法具体步骤如下:

步骤 1 利用均值漂移算法对原始影像进行过分

割,获得过分割区域.

步骤 2 利用文献[17]描述的纹理分析和空间滤波方法获取城镇种子点.

步骤 3 利用文献[17]描述的区域增长方法获取各区域的初始标记.

步骤 4 提取各区域光谱均值和方差组成特征向量.

步骤 5 参数设置(最多迭代次数 L 和 FCM 目标函数最小改变量 Th),记各区域初始类标记为 x^l ,根据 x^l 定义隶属度矩阵 $R = (r_{ij}^l): r_{ij}^l = \begin{cases} 1, & x_i^l = j \\ 0, & x_i^l \neq j \end{cases}$; 初始目标函数值设置为 $J^l = 1$.

步骤 5.1 根据当前 R 计算式(14)中的参数 θ_j ,即 μ_j 和 Σ_j :

$$\mu_j = \frac{\sum_{i \in S} r_{ij}^l \cdot f_{N,i}}{\sum_{i \in S} r_{ij}^l},$$

$$\Sigma_j = \frac{\sum_{i \in S} r_{ij}^l \cdot (f_{N,i} - \mu_j) \cdot (f_{N,i} - \mu_j)^T}{\sum_{i \in S} r_{ij}^l}, 1 \leq j \leq |\Lambda|,$$

T 表示转置运算.

步骤 5.2 利用 $\theta_j = (\mu_j, \Sigma_j)$ 和 r_{ij} ,根据式(14)计算 d_{ij} .

步骤 5.3 根据式(15)更新先验概率 π_{ij} .

步骤 5.4 更新隶属度矩阵:

$$r_{ij}^{l+1} = \frac{\pi_{ij} \cdot \exp\left(-\frac{d_{ij}}{\lambda}\right)}{\sum_{h=1}^{|\Lambda|} \pi_{ih} \cdot \exp\left(-\frac{d_{ih}}{\lambda}\right)}.$$

步骤 5.5 估计各区域当前类别标记: $x_i^{l+1} = \max_j r_{ij}^{l+1}$; 且将包含有城镇种子点,但错分为其他类别的区域重新修正为城镇类别.

步骤 5.6 根据 d_{ij} 、 π_{ij} 和 r_{ij}^{l+1} ,计算(12)式 J^{l+1} . 如果 $|J^{l+1} - J^l| > Th$ 并且当前迭代次数小于最多迭代次数 L ,则 $l = l + 1$ 并返回步骤 5.1,否则,则记 $\hat{x} = x^{l+1}$,将输出 \hat{x} 作为最终分割结果.

5 实验与分析

为了便于进行定量比较,本文选取文献[17]所选用的 QuickBird 影像和 Ikonos 影像,对两组遥感影像分别运用基于 Mahalanobis 距离的监督识别方法、最大似然监督识别方法、文献[17]方法和本文方法进行城镇识别,根据定量评价指标整体分类精度(Overall Accuracy, OA)和 Kappa 系数比较了 4 种方案分类的效果.

QuickBird 影像数据,如图 1(a)所示,大小为 256×256 ,该影像地物主要由树木、城镇、农田组成. 城镇主要

由人工建筑物组成,但也包含了零散的树木、水体和草地等,要准确并完整地识别出城镇(包括其所包含的树木和草地)具有一定的难度.对于 QuickBird 影像,文中

β 和 λ 的取值范围分别为 $[0.45, 3.9]$ 和 $[0.35, 2.8]$, 4 种方案识别效果如图 1 所示.

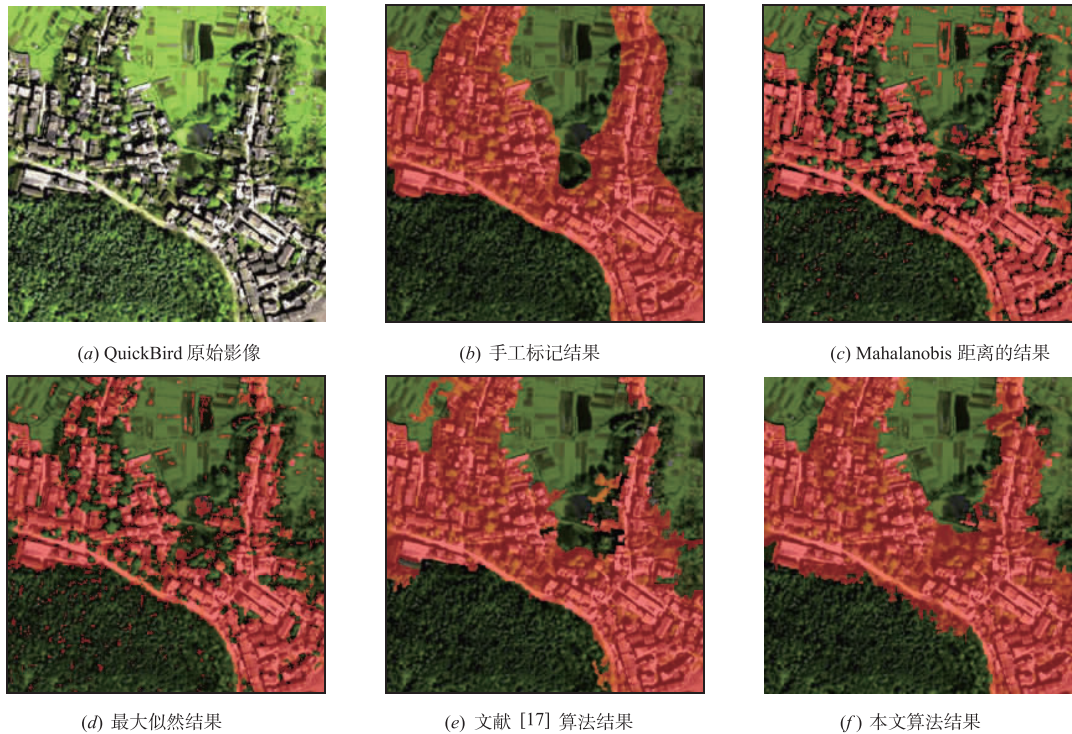


图1 QuickBird 影像

从图 1 可以看出:由于城镇中的树木与自然树木特征总体上比较相似,像素级的 Mahalanobis 距离和最大似然 2 种识别方法,不能有效地区分城镇内部和外部的花草树木,识别结果椒盐现象比较严重.文献[17]和本文方法,不但较好地识别出人工建筑物,还借助于区域级的特征和空间邻域信息,还有效地识别出了位于城镇内部的花草树木,基本实现了城镇区域的整体识别.仔细观察图 1(e)和图 1(f)左中部,可以发现文献[17]将树木错识别为城镇,本文方法则较为正确地识别出树木;对于文献[17]将未能正确识别出左上部的城镇部分,本文方法总体上识别结果更完整些.

Ikonos 影像数据,如图 1(a)所示,大小为 342×342 ,该影像包含了 4 种地物:农田,树木,道路,房屋.对于 Ikonos 影像,本文方法中 β 和 λ 的取值范围分别为 $[0.6, 3.9]$ 和 $[0.3, 2.5]$, 4 种方案识别效果如图 2

所示.

从图 2(c)和(d)可以看出:两种方法识别结果比较零碎,误将许多城镇外部的自然地物误识为城镇部分,不能有效识别出城镇内的自然地物,而区域级的识别方法,能够有效地区分开城镇内部和城镇外部的自然地物,能够比较完整地识别城镇区域.

为了定量地比较识别效果,表 1 列出了 4 种方法对于 2 组影像的 Kappa 系数和总体精度 OA. 对于 QuickBird 影像,本文方法相比文献[17]方法,提高了 Kappa 系数 4 个多百分点和总体精度 OA 3 个多百分点;对于 Ikonos 影像,Kappa 系数和总体精度 OA 也有所提高.从 Kappa 系数和总体精度 OA 可以看出,本文方法相比之下 Mahalanobis 距离、最大似然和文献[17]方法,都有较大的优势.

表 1 客观评价指标

	Mahalanobis 距离		最大似然		文献[17]方法		本文方法	
	Kappa	OA	Kappa	OA	Kappa	OA	Kappa	OA
QuickBird	69.95%	80.07%	72.00%	81.72%	83.05%	89.99%	87.77%	93.11%
Ikonos	65.22%	86.94%	65.85%	87.09%	86.93%	96.44%	89.05%	96.96%

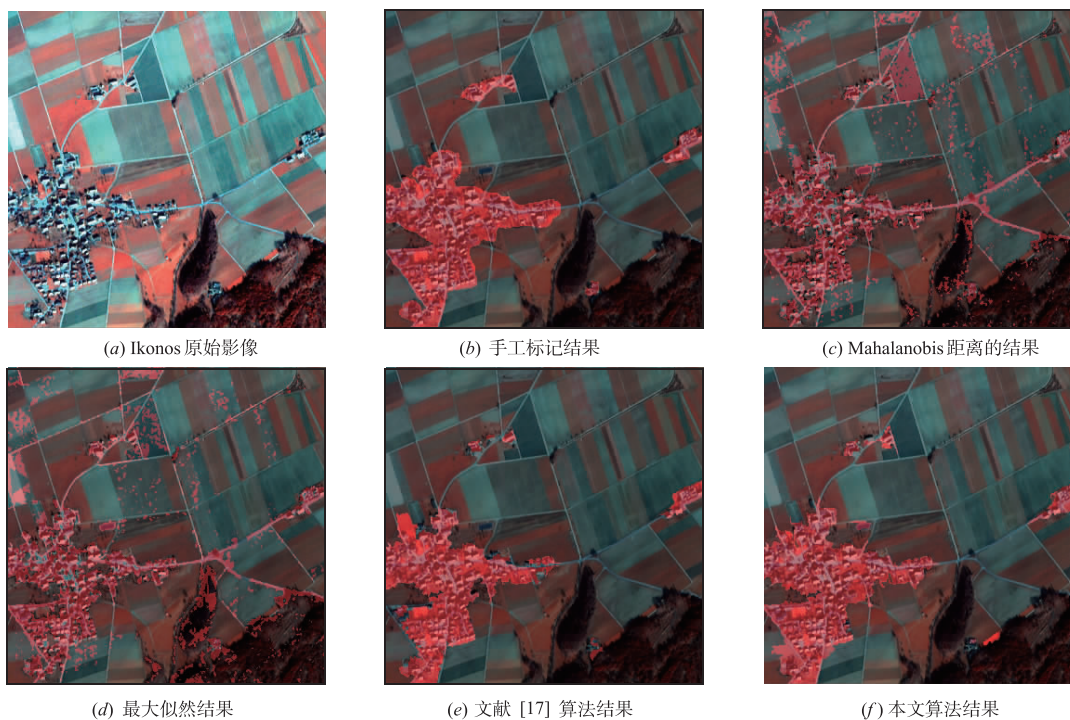


图2 Ikonos 影像

6 结论与展望

本文提出了一种区域级模糊 MRF 方法,在迭代过程中用 MRF 的条件概率矩阵代替模糊 C 均值聚类算法的隶属度矩阵,有效综合了 MRF 的空间关系描述能力和 FCM 处理模糊性的优点.利用均值漂移算法对影像进行过分割所形成的同质区域,再对分割区域进行 MRF 建模,结合相邻区域标记信息,具有较好的区域城镇内部和外部自然地物的能力,有效减少了识别结果中的椒盐现象,能够比较完整地识别出城镇区域.实验表明该方法能较好地识别出 QuickBird 和 Ikonos 遥感影像中的城镇区域,不仅能识别出城镇中的人工建筑物,还能较好地识别出城镇中的花草树木.但对于城镇边界的识别不够理想,如何提高边界识别效果需要进一步的研究.

参考文献

- [1] Xueliang Zhang, Pengfeng Xiao, Xuezhi Feng, Min Yuan. Separate segmentation of multi-temporal high-resolution remote sensing images for object-based change detection in urban area [J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 201:243-255.
- [2] Michael Meinild Nielsen. Extraction of different urban area categories from satellite images using Window Independent Context Segmentation [A]. Conference 2011 Joint Urban Remote Sensing Event [C]. Munich Germany, IEEE, April 2011. 11-13.
- [3] Essa Basaeed, Harish Bhaskar, Mohammed Al-Mualla. Supervised remote sensing image segmentation using boosted convolutional neural networks [J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 99:19-27.
- [4] Yi Ding, Xian Fu. Kernel-based fuzzy c-means clustering algorithm based on genetic algorithm [J]. Neurocomputing, 2016, 188:233-238.
- [5] 赵泉华, 李晓丽, 赵雪梅, 李玉. 结合马氏距离的区域化模糊聚类遥感图像分割 [J]. 中国矿业大学学报, 2017, 46(1):222-228.
Zhao Quanhua, Li Xiaoli, Zhao Xuemei, Li Yu. Remote sensing image segmentation algorithm with regional fuzzy cluster and Mahalanobis distance [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2017, 46(1):222-228. (in Chinese)
- [6] Kun Li, Ai Min Li. Modified FCM image segmentation based on Gaussian kernel and spatial information [A]. Conference 2017 IEEE 2nd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference [C]. Chongqing China, IEEE, 2017. 1105-1109.
- [7] 陈荣元, 徐雪松, 李广琼, 申立智, 刘星宝. 自适应特征加权的 Gibbs 随机场影像分割方法 [J]. 电子学报, 2016, 44(10):2351-2356.
CHEN Rong-yuan, XU Xue-song, et al. Image segmentation by combining adaptively weighted features with gibbs random field [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(10):

- 2351 – 2356. (in Chinese)
- [8] G-S Xia, C He, H Sun. 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.
- [9] Xiao Feng Wang, Xiao-Ping Zhang. A new localized super-pixel Markov random field for image segmentation[A]. Conference 2009 IEEE international conference on Multi-media and Expo[C]. New York America, IEEE, 2009. 642 – 645.
- [10] Guoying Liu, Qianqing Qin, Tiancan Mei, Lieguang Wang. Supervised image segmentation based on tree-structured MRF model in wavelet domain[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2009, 6(4): 850 – 854.
- [11] Chen Zheng, Leiguang Wang. Semantic Segmentation of Remote Sensing Imagery Using Object-Based Markov Random Field Model With Regional Penalties[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(5): 1924 – 1935.
- [12] John M. Hammersley, Peter Clifford. Markov fields on finite graphs and lattices[M]. Unpublished manuscript, 1971.
- [13] Yong Xia, Dagan Feng, Rongchun Zhao. Adaptive Segmentation of Textured Images by Using the Coupled Markov Random Field Model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11): 3559 – 3566.
- [14] Sadaaki Miyamoto, Masao Mukaidono. Fuzzy c-means as a regularization and maximum entropy approach[A]. Conference 7th International Fuzzy Systems Association World Congress[C]. Prague, Czech Republic, FIZ Karlsruhe GmbH. 1997. 2: 86 – 92.
- [15] Hidetomo Ichihashi, Kiyotaka Miyagishi, Katsubiro Honda. Fuzzy c-means clustering with regularization by K-L information[A]. Conference The 10th IEEE International Conference on Fuzzy Systems[C]. Melbourne, IEEE, 2001. 2: 924 – 927.
- [16] Sotirios P. Chatzis, Theodora A. Varvarigou. 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.
- [17] 陈荣元, 郑晨, 王雷光, 秦前清. MRF 框架下的区域增长模型在城镇识别中的应用[J]. 测绘学报, 2011, 40(2): 163 – 168.
- Chen Rongyuan, Zheng Chen, Wan Leiguang, Qin Qianqing. A region growing model under the framework of MRF for urban detection[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40(2): 163 – 168. (in Chinese)

作者简介



陈荣元 男, 1976 年 6 月生, 江苏兴化人, 2010 年于武汉大学获得博士学位, 计算机学会高级会员, 现为湖南商学院教授, 主要研究方向为图像处理和人工智能。
E-mail: chenrongyuan@126.com



徐雪松 (通信作者) 男, 分别于 2001、2004 和 2009 年在湖南大学获得学士、硕士和博士学位, 现为湖南商学院副教授, 主要研究方向为模式识别和数据挖掘。
E-mail: daniel613@126.com



申立智 男, 1983 年 6 月生, 湖南邵东人, 2011 年于长沙理工大学获得硕士学位, 主要研究方向为图像处理和数据挖掘。
E-mail: slzzx1983@163.com