

自适应特征加权的 Gibbs 随机场影像分割方法

陈荣元^{1,2}, 徐雪松¹, 李广琼¹, 申立智¹, 刘星宝^{1,2}

(1. 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, 湖南长沙 410205;
2. 国防科学技术大学计算机学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 针对现有分割算法很少同时兼顾不同特征分量区分能力的差异和相邻像素间的相关性的问题, 提出了一种结合 Gibbs 随机场的特征加权遥感影像分割方法. 该方法首先依据训练样本计算各特征分量的区分能力, 确定不同地物类别相应的特征分量的权重; 然后利用加权最小距离分类法对影像进行初始分割, 并利用 Gibbs 随机场来描述像素的空间相关性; 最后综合 Gibbs 随机场描述的标记场和加权最小距离分类法描述的特征场来获取影像的最终分割结果. 实验结果表明, Gibbs 随机场能够有效地描述空间相关性, 根据区分能力确定的权重强化了区分能力强的特征分量.

关键词: 影像分割; Gibbs 随机场; 区分能力; 特征加权

中图分类号: TP391.41, TP751

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2016)10-2351-06

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

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.10.010

Image Segmentation by Combining Adaptively Weighted Features with Gibbs Random Field

CHEN Rong-yuan^{1,2}, XU Xue-song¹, LI Guang-qiong¹, SHEN Li-zhi¹, LIU Xing-bao^{1,2}

(1. Mobile E-business Collaborative Innovation Center of Hunan Province, Key Laboratory of Hunan Province for Mobile Business Intelligence, Hunan University of Commerce, Changsha, Hunan 410205, China;
2. School of Computer, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: Few existing image segmentation methods simultaneously take into account both the distinguishability of different features and the relationship between neighboring pixels. In this paper, a novel image segmentation algorithm is proposed by combining the adaptively weighted features with the Gibbs random field. First, the distinguishability of each component of image features for each land-cover type is defined as a weight parameter, which is determined by the corresponding component of the training samples belonging to the same land-cover type. Second, the initial segmentation is obtained by using the minimum distance classifier, and the spatial correlations of neighboring pixels are modeled by the Gibbs random field. Finally, the label field, which is modeled as the label prior of Gibbs random field, and feature field, which is represented as the normalized weighted distance of weighted features, are combined together to generate the segmentation result. Experimental results demonstrate that the Gibbs random field can effectively describe the spatial relationship, and the adjusted weight can strengthen the distinguishability of the feature component, which can distinguish different land-cover objects accurately.

Key words: image segmentation; Gibbs random field; distinguishability; feature weighting

1 引言

影像分割是面向对象影像分析的基础, 分割结果

对后续的分析处理具有重要的影响^[1,2]. 遥感影像细节信息丰富, 同物异谱和异物同谱现象广泛存在, 很难根据单一特征准确区分地物, 综合利用多种特征通常可

收稿日期: 2015-05-04; 修回日期: 2015-10-08; 责任编辑: 郭游

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 41101425, No. 61471170, No. 61304253); 湖南省自然科学基金 (No. 2016JJ2070); 湖南省科技计划重点项目 (No. 2014ZK2028); 湖南省教育厅资助科研项目 (No. 16A114)

以提高分割结果的稳健性,多特征多方法结合的影像分割方法已经成为当前研究的热点^[3,4].

为了弥补单一特征分割能力不足的缺点,很多研究者综合使用多种特征进行分割.例如,结合光谱和空间特征的多项式回归马尔可夫随机场分割方法^[5].结合结构信息和光谱信息的区域生成与合并方法^[6],结合颜色、纹理和空间信息的区域生长与聚类方法^[7].结合光谱和纹理特征的模糊支持向量机分割方法^[8].综合多种极化特征和形状特征,采用分形网络演化算法及多元线性回归模型的分割方法^[9].将影像灰度值、灰度分布统计及影像纹理能量统计作为纹理表征的特征向量,利用模糊 C 均值算法对特征向量进行聚类的分割方法^[10].

将多种特征用于分割时,如何度量各特征分量对不同地物分割的贡献程度从而确定各分量对应的权重,如何刻画相邻像素间的相互影响还待进一步研究.文献[11,12]只探索了前者,分割结果的边界不够理想,为此,本文提出了一种综合 Gibbs 随机场的加权多特征半监督影像分割方法.该方法首先根据方差越小的特征分量,其区分能力越强的原则,计算不同地物类别相应的特征分量的权重;然后将各类训练样本的特征加权和作为对应类别的聚类中心,并利用加权最小距离分类法对影像进行初始分割;再利用 Gibbs 随机场来刻画相邻像素空间相关性;最后综合 Gibbs 随机场描述的标记场和加权最小距离分类法描述的特征场来对影像进行最终的分割.实验结果表明,本文算法能有效地刻画像素间的空间相关性,提高影像的分割精度.

2 Gibbs 随机场模型

对原始影像 Y , 如用 S 表示 Y 的空间坐标的集合, 像素间的空间关系可通过邻域系统 $N = \{N_i, i \in S\}$ 来描述, 其中 N_i 为与像素 i 相邻的像素点集合, 一般满足以下二点: (1) 某点的邻域不包括该点本身, 即 $i \notin N_i$, (2) 互为邻域, 即 $i \in N_j \Leftrightarrow j \in N_i$.

如果用 $X = \{x_i\}_{i \in S}$ 来表示 Y 的类别标记集合, 即标记场, 当随机场 X 满足:

$$p(x) > 0, \forall x \in X$$

$$\text{和 } P(x_i | x_s, \forall s \in S / \{i\}) = P(x_i | x_{N_i}),$$

则 X 是在坐标集 s 上关于邻域系统 N 的 Markov 随机场 (Markov Random Field, MRF). 由 MRF 的定义可知, 随机场中当前像素的标记仅与其邻域中像素的标记相关, 与其它位置像素的标记情况无关.

根据 Hamersley - Clifford theorem 定理, MRF 随机场的联合概率分布与 Gibbs 随机场的联合概率分布等价, 即

$$P(x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x|\beta))$$

其中 $Z = \sum_{x \in X} \exp(-U(x|\beta))$ 为正则化常数, $U(x|\beta)$ 为能量方程, β 为势函数参数.

Gibbs 随机场理论可以用来有效刻画像素间的相邻关系, 为在影像分割中引入空间信息提供了一种有效的工具^[13].

3 基于区分能力的特征加权算法

在遥感影像分割中, 对于各特征分量, 若简单地给所有特征分量分配相同的权重, 往往会扭曲特征对最终分割的贡献^[12]. 文献^[11,12]根据各特征分量的区分能力来确定对应的权重, 取得了比较好的效果, 具体过程如下:

记总类别数为 J , 类别 j 有 N_j 个训练样本 ($j = 1 \cdots J$), 特征维数为 M .

1) 对特征各维分量进行归一化处理;

2) 分别计算各类别 j 的初始中心: $\bar{X}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} X_{j,i}$,

其中 $x_{j,i}$ 表示第 j 类第 i 个训练样本的特征分量;

3) 分别统计所属各类别的样本特征向量的方差: $S_j^2 = [s_{j,1}^2 \cdots s_{j,M}^2]$, 其中 $s_{j,m}^2$ 为第 j 类第 m 维特征分量的方差, 其定义为 $s_{j,m}^2 = \frac{1}{N_j - 1} \sum_{i=1}^{N_j} (x_{j,m,i} - \bar{x}_{j,m})^2$, $x_{j,m,i}$ 表示第 j 类地物第 i 个训练样本的第 m 维特征分量, $\bar{x}_{j,m}$ 表示第 j 类第 m 维特征分量的均值;

4) 计算各个类别的初始分割贡献度向量: $W_j^{\text{origin}} = [\omega_{j,1}, \cdots, \omega_{j,M}]$, 其中 $\omega_{j,m}$ 为第 m 维特征分量对第 j 类别的贡献度, 其定义为 $\omega_{j,m} = \log(A/s_{j,m})$, A 为贡献调解参数;

5) 对于每个类别 j , 计算标记为该类别的每个训练样本 i 的加权特征向量:

$$X_{j,i}^{\text{w}} = [x_{j,1,i}^{\text{w}} \cdots x_{j,M,i}^{\text{w}}], \text{ 其中}$$

$$x_{j,m,i}^{\text{w}} = x_{j,m,i} \omega_{j,m};$$

6) 计算加权后的各类别 j 的初始加权中心: $X_j^{\text{weighted}} = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} X_{j,i}^{\text{w}};$

7) 计算每个训练样本与各个类别加权中心的距离, 将其归于最小距离所对应的类别, 获得每个训练样本的初始分割类别, 像素 i 所属类别 L_i 为:

$$L_i = \underset{j}{\operatorname{argmin}} (\operatorname{dist}(X_{j,i}^{\text{w}}, X_j^{\text{weighted}}));$$

其中 $\operatorname{dist}(X_{j,i}^{\text{w}}, X_j^{\text{weighted}})$ 表示 $X_{j,i}^{\text{w}}$ 和 X_j^{weighted} 之间的加权距离;

8) 对于每个类别 j , 计算那些参考标记为 j , 但初始分割类别不为 j 的训练样本的特征向量的均值:

$$X_j^{\text{error}} = \frac{1}{|N_{j,L_i \neq j}|} \sum_{i=1, L_i \neq j}^{N_j} X_{j,i},$$

其中 $|N_{j, L_i \neq j}|$ 表示训练标记为 j , 但初始分割标记不为 j 的训练样本的数目;

9) 计算各类训练样本错分为其他类的像素的均值与该类初始中心的距离:

$$dist_j^{error} = abs(X_j^{error} - \bar{X}_j),$$

其中 abs 为绝对值运算符;

10) 计算各类别特征向量最终权重向量: $W_j^{improved} = W_j^{origin} + k \cdot dist_j^{error}$, 其中 k 为权重调整系数;

4 结合 Gibbs 随机场的特征加权分割方法

影像分割中, 对于区分能力较强的特征分量, 赋予较大的权重, 可强化其分割能力; 有效地利用相邻像素间的相关信息, 有助于改善分割结果, 因此, 本文运用 Gibbs 随机场描述标记场, 根据区分能力来确定特征分量的权重, 分割算法的具体步骤如下:

1) 根据第三节所确定的最终权重向量 $W^{improved}$, 计算各类别 j 的加权中心:

$$\bar{X}_j^{improved} = \frac{1}{N_j} W_j^{improved} \sum_{i=1}^{N_j} X_{j,i},$$

其中 $X_{j,i}$ 表示类别 j 的第 i 个训练样本的特征向量;

2) 分别计算每个像素 i 到各个类别 j 的中心距离:

$$dist_{i,j} = abs(x_i - \bar{X}_j^{improved})$$

3) 计算各个像素 i 对于类别 j 的特征隶属度:

$$\pi_{i,j}^{feature} = \frac{dist_{i,j}}{\sum_{j=1}^J dist_{i,j}}$$

4) 根据 $W^{improved}$, 采用最小距离分类法对整幅影像初始分割, 获取每个像素的初始分割标记 $Label$;

5) 根据标记场 $Label$, 计算各个像素 i 关于类别 j 的标记场的先验概率:

$$\pi_{i,j}^{label} = \frac{\exp(-\sum_{k \in N_i} V_j(x_k | \beta))}{\sum_{j=1}^J \exp(-\sum_{k \in N_i} V_j(x_k | \beta))},$$

其中 $V_j(x_k | \beta)$ 表示类别 j 和 x_i 的邻域 x_k 标记之间的势能量, 其定义为:

$$V_j(x_k | \beta) = \begin{cases} -\beta & L_k = j \\ \beta & L_k \neq j \end{cases}, L_k \text{ 为 } x_k \text{ 的标记};$$

6) 综合特征隶属度和标记场的先验分布, 获取各像素 i 对于 j 的隶属度:

$\pi_{i,j} = \pi_{i,j}^{label} \exp(-(-1/\lambda) \pi_{i,j}^{feature})$, 其中 λ 为调节特征隶属度和标记场先验分布相对重要程度的参数;

7) 将各像素 i 归类其最大隶属度所对应的类别, 获得最终的分割结果:

$$L_i = \operatorname{argmax}_j (\pi_{i,j})$$

5 实验结果和分析

为验证本文算法的有效性, 对文献^[11]所用的两组

遥感影像分别运用了 5 种对比方案进行分割, 并采用整体分割精度 (Overall Accuracy, OA) 和 Kappa 系数量化分析了各种方案分割的效果. 5 种方案如下:

方案 1: 采用自适应特征加权的最邻近分割方法^[11], 根据影像光谱信息 (原始像素值) 对影像进行分割.

方案 2: 运用本文第四节所描述的算法, 根据影像光谱信息对影像进行分割.

方案 3: 采用自适应特征加权的最邻近分割方法, 根据影像的形态剖面特征和影像光谱特征来分割影像. 其中形态剖面特征是通过文献^[14,15]所介绍的方法对待分割影像进行数学形态滤波的结果, 参照文献^[11]选用了区域面积、区域外接矩形的对角线长度、一阶不变矩和区域内像素值的标准方差 4 种特征.

方案 4: 运用本文第四节所描述的算法, 根据影像的形态剖面特征和影像光谱特征来分割影像.

方案 5: 采用支持向量机, 根据形态剖面特征和光谱特征分割方法, 首先利用训练样本的形态剖面特征和影像光谱特征训练支持向量机, 然后用训练好的支持向量机根据形态剖面特征和光谱特征来分割影像.

5.1 纹理遥感影像分割

纹理遥感影像为武汉地区的 QuickBird 影像数据, 如图 1(a) 所示, 大小为 256×256 , 其中灌木和树木两类地物的光谱和纹理都比较相似, 并且同一类地物的光谱差异显著. 5 种方案的测试、训练和分割结果如图 1 所示:

从图 1(d) 和图 1(e) 可以看出: 只使用了光谱信息的方案 1 和方案 2, 大体上能够将树木和灌木两种地物分开, 但由于树木和灌木两者的纹理比较相似, 并且同一类地物的光谱变化也比较大, 两种方案对树木和灌木都存在较多的误分, 其中方案 2 比方案 1 的效果稍微好些, 这表明本文分割算法优于文献^[11]介绍的自适应特征加权分割方法. 从图 1(f) 和图 1(g) 可看出, 使用相同的特征, 就分割效果而言, 方案 4 明显优于方案 3, 这再次表明本文方法优于文献^[11]的方法.

方案 3 和方案 4 的分割结果, 整体优于方案 1 和方案 2 的分割结果, 这表明引入形态剖面特征, 有助于改善光谱特征相近地物的分割效果. 为了准确定量地比较 5 种分割方案, 表 1 列出了 5 种分割方案结果的总体精度和 Kappa 系数.

表 1 5 种方案作用于纹理遥感影像的结果

	方案 1	方案 2	方案 3	方案 4	方案 5
OA	0.7627	0.7975	0.8664	0.8880	0.9063
Kappa	0.6515	0.6939	0.7832	0.8132	0.8396

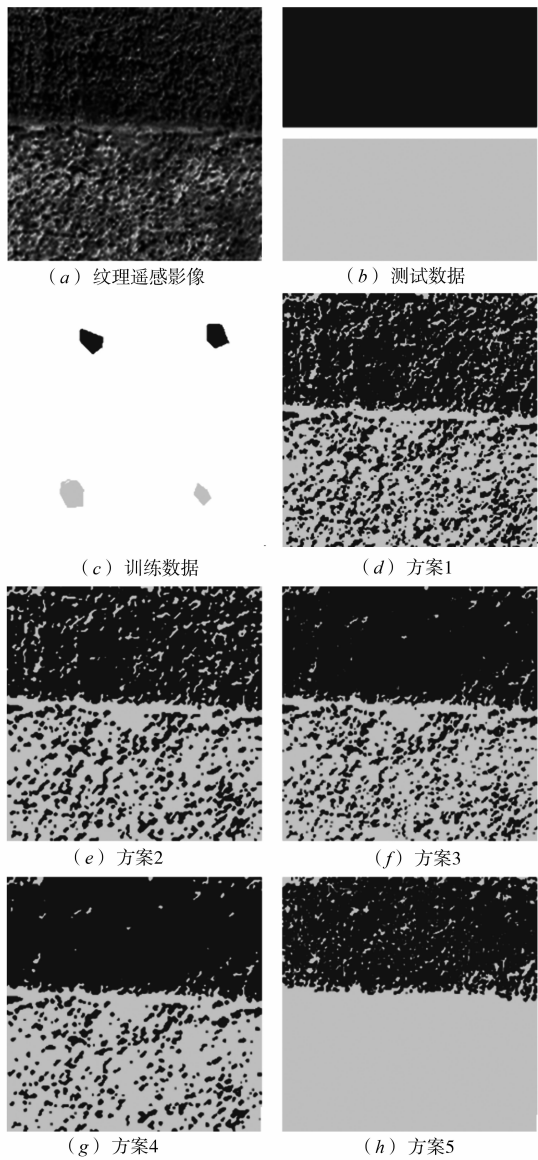


图1 纹理遥感影像

图 1 (h) 所示为支持向量机的分割结果,分割效果要优于其他 4 种方案,将灌木错分为树木的比例相当小,这与支持向量机良好的二分能力相吻合.但是支持向量机需要较长的训练时间.

5.2 标准假彩色遥感影像分割

标准假彩色遥感影像数据为 HYDICE(高光谱数字影像采集实验系统)拍摄的华盛顿部分街区的高光谱数据,原始影像大小为 1208×307 ,实验影像 2(a) 为其中第 543 行到第 822 行之间的部分,从原始影像的 220 个波段中选取了三个波段(63,52,36)组成标准假彩色影像.为了便于比较,训练和测试数据沿用文献^[11]所用的数据,具体如表 2 所示:

标准假彩色遥感影像实验数据如下图 2 所示:

表 2 训练和测试数据

类号	类 名	训练样本数	测试样本数
1	草 地	131	564
2	砾石路	36	288
3	街 道	93	992
4	屋 顶	292	1846
5	阴 影	41	334
6	树 木	116	402

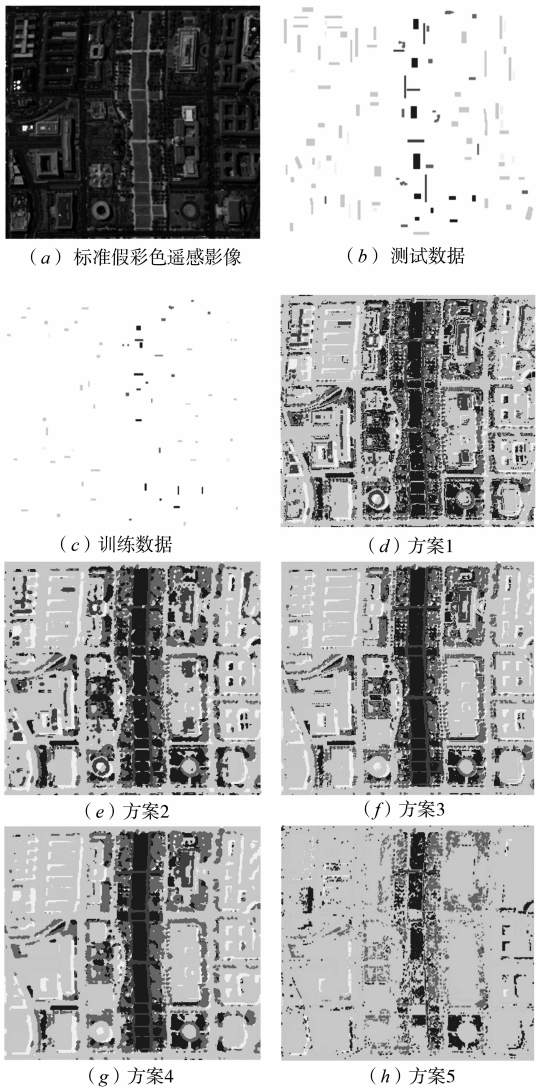


图2 标准假彩色遥感影像

从图 2 可以看出:由于砾石路、街道和屋顶三者的光谱比较类似,如图 2(d) 和图 2(e) 所示,只使用影像光谱信息的 2 种分割方案,将大量的屋顶误分为砾石路和街道,将部分街道误分为屋顶.其中方案 2 总体上比方案 1 的分割效果好些,这表明引入 Gibbs 随机场描述的标记场,有助于改善分割效果.

综合使用了光谱和形态剖面特征的方案 3 和方案

4,相比只使用光谱信息的方案 1 和方案 2,有效降低了光谱相近的砾石路、街道和屋顶 3 种地物的错分程度,改善了分割效果.如图 2(f)和图 2(g)所示,方案 4 比方案 3 更准确的分开了砾石路、街道和屋顶,这表明本文的方法比文献^[11]中的方法分割精度更高.

为了更好地比较 5 种方案的分割效果,对于伪彩色遥感影像,表 3 给出了相应分割结果的总体精度和 Kappa 系数:

表 3 5 种方案作用于标准假彩色遥感影像的结果

	方案 1	方案 2	方案 3	方案 4	方案 5
OA	0.7747	0.7955	0.9026	0.9191	0.7876
Kappa	0.7412	0.7637	0.8782	0.8981	0.7285

图 2(h)所示支持向量机的分割结果不太理想,对于多类分割,本文方法优于支持向量机,并且训练时间也少得多.

6 结论

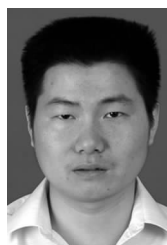
本文对遥感影像分割方法中存在问题进行了分析,提出了一种综合 Gibbs 随机场的特征自适应加权分割方法.实验结果表明,对于纹理和标准假彩色遥感影像,分别采用光谱特征与同时采用光谱和形态剖面特征,本文提出的方法都比传统的自适应特征加权分割方法的效果好,且时间复杂度增加不多.这说明在特征加权影像分割算法中,引入标记场有助于提高分割精确度.两组实验表明,形态剖面特征能有效地区分光谱类似的多类地物,并且提取形态剖面特征的时间复杂度较低,为 $O(NG + 4LN)$,其中 N 为影像中像素的个数, G 为影像灰度级数, L 为滤波层数^[14].对于多类别分割问题,本文方法优于支持向量机,对于二分问题,本文方法分割能力虽然不如支持向量机,但本文方法训练时间复杂度为 $O(M \times N)$, N 和 M 分别为训练样本数目和特征向量维数,比支持向量机所需要训练时间少得多.

参考文献

- [1] Yuan J, Wang D, Li R. Remote sensing image segmentation by combining spectral and texture features[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 62(1).
- [2] Zheng C, Wang L, Chen R., Chen X. Image segmentation using multi-region-resolution MRF model[J]. IEEE Geoscience and remote sensing letters, 2013, 10(4): 816 – 820.
- [3] 王荔霞, 谢维信, 裴继红. 多高斯模型特征空间覆盖学习的海洋航摄图像分割[J]. 电子学报, 2014, 42(10): 2117 – 2122.
Wang Li-xia, Xie Wei-xin, Pei Ji-hong. Aerial ocean image segmentation using multi-gauss model characteristic space cover learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(10): 2117 – 2122 (in Chinese).
- [4] 姜慧研, 冯锐杰. 基于改进的变分水平集和区域生长的图像分割方法的研究[J]. 电子学报, 2012, 40(8): 1659 – 1664.
Jiang Hui-yan, Feng Rui-jie. Image segmentation method research based on improved variational level set and region growth[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(8): 1659 – 1664 (in Chinese).
- [5] Li J, Bioucas-Dias J M, Antonio Plaza. Spectral-spatial hyperspectral image segmentation using subspace multinomial logistic regression and Markov random fields [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(3): 809 – 823.
- [6] 刘婧, 李培军. 结合结构和光谱特征的高分辨率影像分割方法[J]. 测绘学报, 2014, 43(5): 466 – 473.
Liu Jing, Li Peijun. A high resolution image segmentation method by combined structural and spectral characteristics [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43(5): 466 – 473 (in Chinese).
- [7] Rashedi E, Hossein Nezamabadi-pour. A stochastic gravitational approach to feature based color image segmentation [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(4): 1322 – 1332.
- [8] Mylonas S K, Stavrakoudis D G, Theocharis J B. GeneSIS: a GA-based fuzzy segmentation algorithm for remote sensing images[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 54(12): 86 – 102.
- [9] 黄晓东, 刘修国, 陈启浩, 陈奇. 一种综合多特征的全极化 SAR 建筑物分割模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2013, 38(4): 450 – 454.
Huang Xiaodong, Liu Xiuguo, Chen Qihao, Chen Qi. An integrated multi-characteristics buildings segmentation model of polSAR images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013, 38(4): 450 – 454 (in Chinese).
- [10] 朱映辉, 江玉珍, 欧阳春娟. 基于特征加权的自然纹理 FCM 聚类分割算法[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(1): 108 – 110 + 115.
Zhu Ying-hui, Jiang Yu-zhen, Ouyang Chun-juan. Natural texture segmentation algorithm based on weighted features FCM clustering [J]. Computer Technology and Development, 2010, 20(1): 108 – 110 + 115 (in Chinese).
- [11] 陈荣元, 徐雪松, 郑晨, 申立智, 李广琼. 结合光谱和形态剖面特征自适应加权影像分类[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(10): 2321 – 2327.
Chen Rongyuan, Xu Xuesong, Zheng Chen, Shen Lizhi, Li Guangqiong. Adaptively weighted image classification based on spectral and morphological attribute profile fea-

- tures [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(10):2321–2327 (in Chinese).
- [12] 王雷光, 刘国英, 梅天灿, 秦前清. 一种光谱与纹理特征加权的高分辨率遥感纹理分割算法[J]. 光学学报, 2009, 29(11):3010–3017.
- Wang Leiguang, Liu Guoying, Mei Tiancan, Qin Qianqing. A segmentation algorithm for high-resolution remote sensing texture based on spectral and texture information weighting[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(11):3010–3017 (in Chinese).
- [13] 冯衍秋, 陈武凡, 梁斌, 林亚忠. 基于 Gibbs 随机场与模糊均值聚类的图像分割新算法[J]. 电子学报, 2004, 32(4):645–647.
- Feng Yan-qiu, Chen Wu-fan, Liang Bin, Lin Ya-zhong. A new algorithm for image segmentation based on gibbs random field and fuzzy c-means clustering [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(4):645–647 (in Chinese).
- [14] Mura M D, Benediktsson J A, Waske B, Bruzzone L. Morphological attribute profiles for the analysis of very high resolution images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 2010, 48(10):3747–3762.
- [15] Mura M D, Benediktsson J A, Waske B, Bruzzone L. Extended profiles with morphological attribute filters for the analysis of hyperspectral data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(22):5975–5991.

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, 现为湖南商学院高级实验师、国防科学技术大学计算机学院博士后, 主要研究方向为图像处理和数据挖掘。
E-mail: chenrongyuan@126.com



申立智 (通信作者) 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