

基于改进区域邻接图的遥感图像多尺度快速分割方法

张学良, 肖鹏峰, 冯学智

(南京大学地理信息科学系, 南京 210093)

摘要:提出一种针对高分辨率遥感图像的多尺度快速分割方法, 首先利用直接分水岭分割得到初始分割结果, 而后构建改进的区域邻接图, 并在其基础上通过较为快速的区域合并策略得到最终分割结果。合并准则为相邻区域间的特征向量差, 合并过程中通过设置区域允许最大标准差和区域允许最大面积两个尺度控制参数以生成不同尺度的分割结果。以 QuickBird 卫星图像进行实验, 通过监督评价以及 eCognition 软件进行比较, 结果表明本文分割方法在精度和效率方面均效果较好, 具备实际应用的潜力。

关键词: 遥感图像; 多尺度分割; 区域邻接图; 栅格拓扑关系

doi: 10.3969/j.issn.1000-3177.2011.05.001

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3177(2011)117-0003-06

Multi-scale Fast Segmentation of Remotely Sensed Image Based on Improved Region Adjacency Graph

ZHANG Xue-liang, XIAO Peng-feng, FENG Xue-zhi

(Department of Geographic Information Science, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract: This paper proposed a multi-scale fast segmentation method. First, we build the improved Region Adjacency Graph (RAG) based on the initial segmentation produced by directly watershed. Then a fast region merging method is applied to the RAG to obtain the multi-scale segmentation result. The merging criterion is the feature vector difference between two adjacent regions. The scale control parameter, which includes the allowed maximum standard deviation and area of a region, is used to produce the multi-scale segmentation results. The proposed method has been successfully tested on QuickBird images. Both the supervised evaluation of segmentation results and the comparison with eCognition have shown that the proposed method performs quite well and it has a full potential in practical applications.

Key words: remotely sensed image; multi-scale segmentation; region adjacency graph; raster topological relation

1 引言

随着高分辨率卫星的不断出现, 面向对象分析方法在高分辨率遥感图像应用中的作用日益凸显^[1], 遥感图像分割作为获取对象的主要方法, 是面向对象分析方法的基础与关键。图像分割是指将图像分成多个区域, 区域内像元具有某种同质性, 相邻区域之间具有明显的异质性, 其目的在于生成独立而完整的对象, 以便于进一步的分析和应用。

遥感图像分割中, 过分割和欠分割是普遍存在的问题。由于遥感图像内容各异且应用要求不一, 分割方法难以自动获得具有普遍适用性的合适尺度的分割结果。因此, 提供多尺度分割结果通过人工确定合适尺度不失为一个较好的解决方案^[2~3], 如商业软件 eCognition 所采用的分形网络演化算法 (Fractal Net Evolution Approach, FNEA) 即提供多尺度分割结果^[4]。

本文以分水岭变换得到的过分割结果作为初始

收稿日期: 2010-10-08 修订日期: 2010-11-24

基金项目: 国家自然科学基金项目(40801166), 国土资源部公益性行业科研专项项目(201011015-1)联合资助。

作者简介: 张学良(1987~), 男, 南京大学地理信息科学系硕士研究生, 主要研究兴趣为遥感数字图像处理。

E-mail: homelandzxl@gmail.com

分割,通过区域合并得到多尺度分割结果。分水岭分割方法能生成闭合、连续、准确的区域边界,且效率较高,以分水岭分割结果为基础进行区域合并得到了较多的关注^[2,5~10]。多以初始分割结果为基础构建区域邻接图(Region Adjacency Graph, RAG)^[5,7,11~12],利用 RAG 进行区域合并。合并策略主要包括层次合并^[13~15]和非层次合并^[2,10~12]两类。其中,层次合并每次将满足全局最优合并条件的相邻区域进行合并,理论严密,精度较高,但是效率相对较低,尤其在处理较大的遥感图像时,效率方面难以满足实际需求。因此,本文采用局部最优的合并策略,并在合并过程中引入尺度控制参数,通过不同的参数设置,生成不同尺度的分割结果。

在已有的研究中,很少在区域合并过程中考虑分水岭分割结果中实际存在的边界。而直接分水岭分割的结果中,由于过分割很严重,边界像元所占比重较大,有必要研究在合并过程中有无融入边界像元的影响。因此,提出改进的 RAG,使 RAG 能表征边界实体从而使区域合并过程中能融入边界像元。同时,在 RAG 中引入栅格拓扑关系^[16],以表征不同实体之间的邻接关系,通过拓扑关系的引入,能使区域合并达到较高的效率。

2 分割方法

分割总流程见图 1,首先利用原始多光谱遥感图像得到基于向量场模型的多波段梯度^[17],而后进行直接分水岭变换生成初始分割结果,在初始分割基础上通过边界追踪以及区域追踪等构建改进的 RAG,利用 RAG 进行区域合并得到最终分割结果。

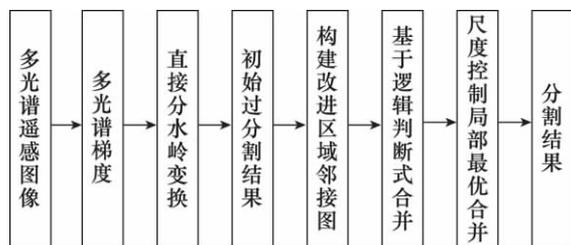


图 1 分割方法总流程图

2.1 改进的区域邻接图

2.1.1 生成初始分割结果

区域邻接图在初始分割的基础上建立,利用初始分割进行区域合并,使用已有对象的特征生成新的对象,在精度和效率方面都具有一定优势,但对初始分割结果的精度具有较高的要求。

采用 Vincent 和 Sollie 提出的基于快入快出队列的淹没算法^[18]进行分水岭变换得到初始分割结

果。初始分割结果精度非常高,但过分割较严重,且相邻区域之间实际存在单像素宽的边界,边界像元占图像所有像元的比重较大,可达到 20% 甚至更高。在已有研究中,利用基于淹没算法的分水岭分割结果进行区域合并时很少考虑将实际存在的边界像素融入合并过程中,本文通过构建改进的 RAG 使边界像素融入合并过程中,进而分析边界像素对分割结果精度的影响。

2.1.2 构建改进的区域邻接图

RAG 的定义为: $G=(V,E)$,其中 V_i 为节点, E_{ij} 为弧段,相邻两节点间生成弧段。一般均为无向有权图,弧段的权值为两相邻节点之间的相似性度量。在初始分割结果基础上生成 RAG,节点为单个区域,两相邻区域间生成弧段。

以分水岭分割结果作为初始分割进行区域合并,为了将边界像元融入合并过程,RAG 中的弧段不仅表达其相邻节点间的邻接关系,还需要表征两相邻区域之间实际存在的公共边界。由于边界实体的引入,RAG 中增加了节点与弧段之间的邻接关系,为表征不同实体对象之间的邻接关系,将栅格拓扑关系^[17]引入 RAG 中。

分别建立弧段数组和节点数组来表征 RAG 中的弧段和节点,具体的数据结构如下:

弧段数组

```

struct arc {
    int adjacent_nodes[2]; // 弧段邻接节点号
    float weight; // 弧段权重
    float edge_features[]; // 公共边界的特征
}
    
```

节点数组

```

struct node {
    int surrounded_arcs[]; // 节点邻接弧段号
    float node_features[]; // 区域的特征
    point node_compose[]; // 组成节点的像元位置
}
    
```

栅格拓扑关系具体由 *adjacent_nodes* 和 *surrounded_arcs* 两个变量予以表达,通过记录弧段的邻接节点和节点的邻接弧段,可以快速查找节点与弧段、节点与节点等实体对象之间的邻接关系。公共边界实体通过 *edge_features* 变量表征,该变量包含了将公共边界融入区域所需的特征,本文选择边界像元数目、多光谱均值向量和均方差向量 3 个特征。*edge_features* 变量还可包含其他边界特征,具体取决于合并准则的需要。节点数组中,与此类似,*node_features* 变量中所包含的特征也取决于区

域融合和合并准则的需要。*node_compose* 变量用来记录所有组成节点像元的位置。弧段数组中, *weight* 变量用来存放弧段的权重, 权重依据合并准则计算得到。

RAG 的生成过程包括边界追踪和区域追踪两个阶段, 其中边界追踪是关键。借鉴广度优先搜索算法思路, 简单描述为: 寻找弧段始点, 追踪弧段中间点, 至弧段终点结束, 追踪过程中记录弧段的邻接区域号、边界特征等信息。重复此过程, 直至所有弧段追踪完毕。区域追踪相对较简单, 在追踪过程中记录区域特征即可。

2.2 多尺度快速合并

2.2.1 合并流程

合并过程包括两部分, 分别如图 2 左、右部分所示。

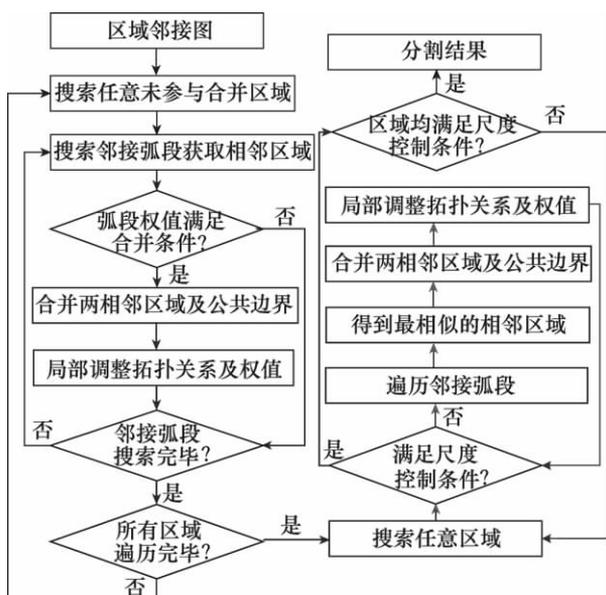


图 2 多尺度快速合并流程图

第一部分采用基于逻辑判断式的合并策略。凡是满足所设定合并条件的相邻区域均予以合并。合并过程为: 搜索任一未参与合并的区域作为中心区域, 逐一搜索其相邻区域并计算合并条件, 若满足合并条件, 将相邻区域与中心区域合并生成新的中心区域, 依次搜索, 直至该中心区域所有相邻区域遍历完毕, 转至下一中心区域。当所有区域遍历完毕, 第一部分合并结束。合并条件为两相邻区域之间允许的最大特征向量差异, 特征向量差异由合并准则 *MC* 计算得到, 如式(1)所示。

$$MC = \sqrt{\sum_{i=1}^n (Vector1Mean_i - Vector2Mean_i)^2 / n} \quad (1)$$

其中, *n* 为特征向量维数, 本方法中特征向量

仅由遥感图像的多光谱波段组成。*Vector1Mean* 和 *Vector2Mean* 分别为两相邻区域的特征向量均值。

第二部分采用尺度控制下的局部最优合并策略。首先搜索任一区域作为中心区域, 若在尺度控制参数范围内, 则逐次将相邻区域中最相似的区域与中心区域合并组成新的中心区域, 直至中心区域超出尺度控制参数, 转至下一中心区域。当所有区域均超出尺度控制参数范围, 合并结束。相邻区域间的相似性度量为依据 *MC* 计算得到的光谱差异值。尺度控制参数包括区域允许最大标准差和区域允许最大面积, 区域面积为组成区域的像元数目, 区域特征向量的标准差 *stdVar* 的定义如式(2)所示。

$$stdVar = \sqrt{\sum_{i=1}^n VectorVar_i / n} \quad (2)$$

其中, *VectorVar_i* 为区域特征向量第 *i* 维的方差。

2.2.2 合并参数分析

虽然第二部分局部最优合并策略较第一部分基于逻辑判断式的合并策略在理论上更为严密, 但当合并条件设置够小时, 基于逻辑判断式的合并策略仍能保持较高精度, 同时能省去局部搜索最优环节, 效率上有一定改善, 并且能在尺度控制参数范围之外生成同质性非常好的对象, 使分割结果不完全受限于尺度控制参数。

由标准差和区域面积共同控制尺度, 在尺度控制范围内是指区域的这两项指标均小于设定的允许最大值。标准差对区域内部的内同质性敏感, 对于同质性较差的区域, 当面积小于区域允许最大面积时, 由于标准差过大而使局部最优合并终止, 以减少错分的情况。但如果只使用标准差控制尺度, 由于不同区域的亮度值不一, 相同面积、目视均质状况相同的高亮度区域的标准差较低亮度区域的标准差更大, 在同样的区域允许最大标准差条件下, 高亮度区域易出现较严重的过分割而低亮度区域则由于过度合并出现一定的错分割现象。因此, 本文采用面积和标准差共同控制尺度, 在低亮度区域以面积为主进行尺度控制, 而在高亮度区域则以标准差为主。

2.2.3 两相邻区域合并

两相邻区域合并过程涉及特征融合以及拓扑关系调整。

特征融合包括将公共边界融入区域以及区域融入区域。由于在合并过程中仅利用了面积、均方差

和均值 3 个指标且在弧段数组和节点数组中分别记录了边界和区域的这 3 个指标,特征融合时只需将边界的这 3 个指标加入新区域中。面积和均值的叠加较简单,仅利用式(3)说明均方差叠加方法。

$$MSE = MSE_1 + MSE_2 + \frac{n_1 n_2 (m_1 - m_2)^2}{(n_1 + n_2)} \quad (3)$$

其中, MSE_1 和 MSE_2 分别表示待合并两实体对象的均方差, n_1 和 n_2 分别表示像元数目, m_1 和 m_2 则分别表示均值, MSE 表示新区域的均方差。式(3)也适用于两区域融合生成新区域时均方差的叠加。

拓扑关系调整涉及到待合并的两相邻节点及其所有邻接弧段。首先将原始两节点的所有弧段剔除公共边界以后加入新节点作为其邻接弧段,然后将新节点中弧段的邻接节点标号更新为该节点的标号。为减少拓扑关系调整内容,在具体实现中令新区域的标号为参与合并两区域的标号的某一个,这样可以减少一半的调整量。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

采用两幅南京市 QuickBird 卫星图像进行实验,分别用 A、B 表示。实验 A 用图经 Pansharp 方法^[19]融合处理后,空间分辨率为 0.6m,包括蓝、绿、红、近红外 4 个波段,获取时间为 2004 年 11 月 21 日。实验图 A 为南京市下关区五所村住宅小区及周边地区多光谱图像,如图 3 所示,图像内容代表典型的都市景观,主要用于分割结果精度分析。实验过程中需要进行监督评价,由专业人员人工分割得到实验图 A 的参考图,如图 4 所示,包括 204 个区域。实验图 B 则主要用于分割效率分析,图像大小见表 1。



图 3 实验图 A

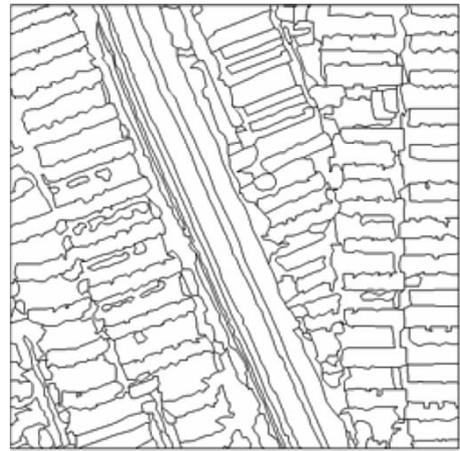


图 4 实验图 A 参考图,204 个区域

3.2 实验结果

直接分水岭分割结果非常破碎,如实验图 A 的直接分水岭分割结果包含 21009 个区域,边界像元所占比重为 51.5%。但是其精度非常高,以图 4 作为参考图,利用像元误差数量准则^[20~21]进行监督评价,精度达到 97.7%,能满足作为初始分割结果的精度要求。设置合并条件为 10,得到基于逻辑判断式的合并结果,如图 5 所示。由于合并条件相对够小,其正确率仍然保持较高的水平,为 97%。相对均质的建筑物顶部、阴影以及河道等地物轮廓已经显示出来,其他较复杂的地物仍然存在较严重的过分割现象。



图 5 基于逻辑判断式的合并结果,8501 个区域

实验图 A 的多尺度分割结果均在图 5 所示的中间结果基础上进行尺度控制下的局部最优合并得到。分割结果如图 6(a), (c), (e), (g) 所示,令 V 表示区域最大允许标准差, S 表示区域允许最大面积,尺度控制参数列于相应分割结果下方。图 6(b), (d), (f), (h) 所示为利用 eCognition 5 得到的相对应的多尺度分割结果,利用 eCognition 生成多尺度分割结果时,只改变其尺度控制参数,其他参数为默认设置,尺度控制参数也列于相应分割结果下方。

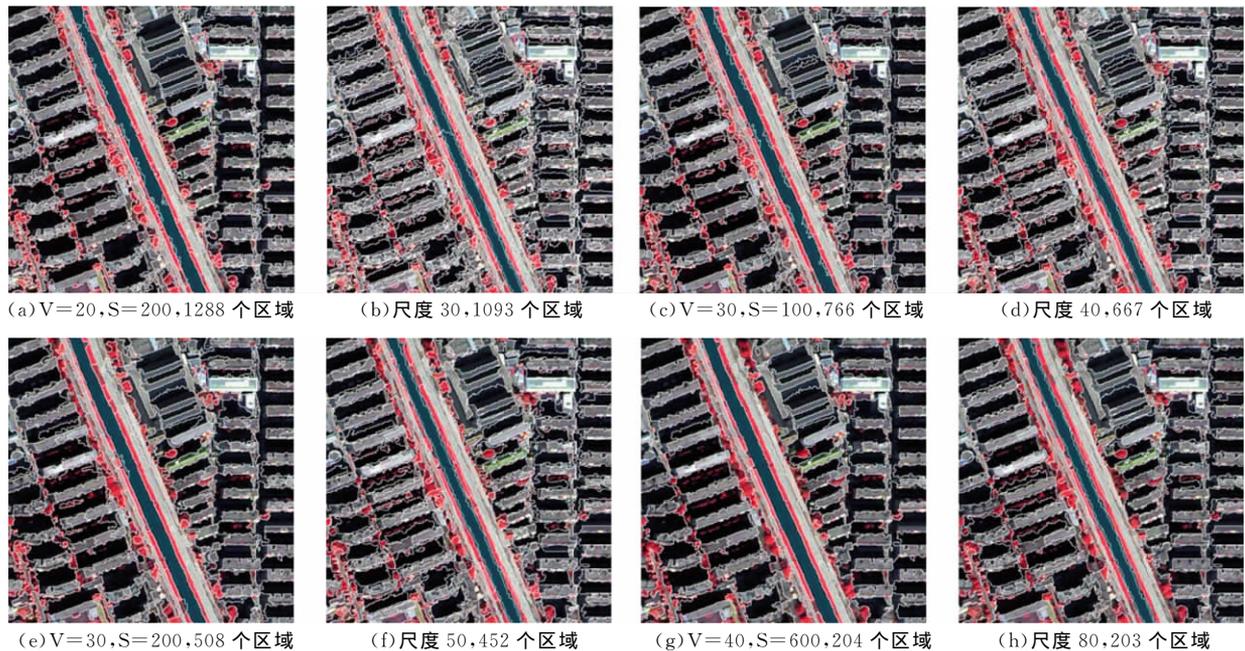


图6 实验图A多尺度分割结果,(a),(c),(e),(g)为本文方法分割结果,(b),(d),(f),(h)为eCognition分割结果

在图6(a)中,由于 V 较小,较复杂的地物分割区域较破碎,即使 S 较大,分割结果仍然包含较多区域。在图6(e)中, V 增大 $1/2$,在 S 不变的情况下,由于复杂地物的过分割得到改善,区域数目呈现明显的减小。然而从图6(c)到图6(e),在 V 不变的情况下, S 增加了一倍,区域数目的变化也相对较小。进一步可以得出,控制尺度的两个参数中, V 值相对更敏感,对分割结果的尺度影响更大,同时对分割结果尤其是复杂地物的分割结果的精度具有更重要的影响。

由目视判读,前3个相对较小尺度的分割结果中(图6(a)~图6(f)),针对植被、水体、道路、建筑物等主要城市地物,本文方法和eCognition生成的结果总体上均具有较好的分割效果,而在区分阴影区植被的能力方面本文方法则不及eCognition,其主要原因在于阴影区植被亮度较低,主要由面积来控制尺度,容易导致阴影区植被的错误合并。在第4个尺度的分割结果中(图6(g)和图6(h)),由于分割尺度较大,本文分割方法和eCognition均出现了一定程度的错分割现象,但从视觉效果而言,本文方法的分割结果的边界显得更简洁。

3.3 结果分析

本文利用构造改进的RAG中的弧段表达边界实体,目的在于将分水岭分割结果中实际存在的边界在合并过程中加入新区域,使新区域在进一步合并时能提供更多的信息,从而提高分割精度。以图4为参考图,针对实验图A的不同尺度分割结果进

行基于像元数量误差准则^[20~21]的精度评价,合并过程中有无融入边界对分割结果的精度影响如图7所示。

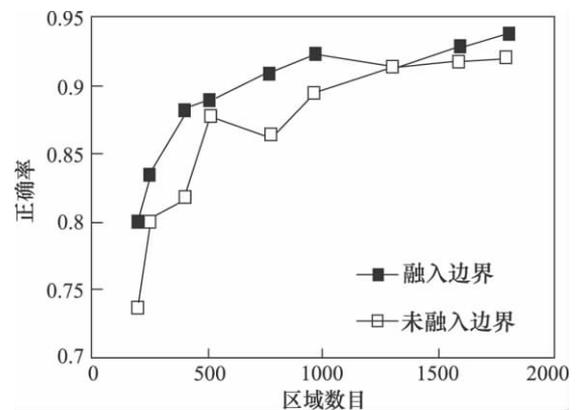


图7 合并过程有无融入边界的分割结果精度差异

基于淹没算法的直接分水岭分割结果中边界像元较多,合并过程中有无融入边界对分割结果的精度影响较大。由图7可以看出,融入边界的分割结果的精度较未融入边界的分割结果能高出5%甚至更多。随着尺度的增大,分割结果中区域数逐渐减少,剩余的边界像元数量逐渐减少,被合并的边界像元数量增加,边界像元对分割结果的精度影响逐渐增加。

分割效率方面,本文分割方法主要取决于初始分割结果的区域数目。用CPU主频为1.73GHz,内存为1G的便携计算机进行实验,得到相同区域数目的分割结果,本文分割方法和eCognition耗时如表1所示。

表 1 分割效率比较分析表

实验图像	图像大小	本文方法	eCognition
实验图 A	512×512	3s	3.5s
实验图 B	1094×1240	16s	17s

本文分割方法在效率上与 eCognition 相比略高,效率方面基本能满足实际应用需要。分割流程时间分配,针对实验图 A,合并过程耗时约 1.4s,针对实验图 B,合并过程耗时约 8s,其他时间则用于多波段梯度计算和分水岭分割。

4 结束语

本文主要研究以分水岭分割结果为基础,构建改进的 RAG 并以此为基础进行较为快速的合并,通过尺度控制参数的作用,生成多尺度的分割结果。通过构建改进的 RAG,将公共边界融入合并过程中,在保持较高分割效率的情况下,有效提高了分割结果的精度。设计了两阶段的合并过程,在兼顾精度和效率的同时,提供多尺度分割的能力。通过实

验表明,本文分割方法在效率方面能满足实际应用需求,而在精度方面,通过目视判别,与 eCognition 的分割结果具有一定的可比性。

本文重在研究合并过程,而合并准则较简单,只利用了区域间的光谱差异。曾将基于灰度共生矩阵的纹理特征加入特征向量进行实验,发现纹理特征的引入并未能有效提高分割结果的精度,很多情况下反而导致分割结果的降低,这种现象在分割城区遥感图像时更明显。其他如形状特征,由于与光谱差异在物理意义和量级等方面不具有对等性,本文并没有采取如 eCognition 中使用的加权求和的策略将其组合以生成合并准则,如何将两者组合还有待进一步的研究。

在使用本文分割方法时,需要设定 3 个参数,且特征向量差和标准差这两个参数对分割结果的影响较大,需谨慎给定,使用起来不够方便。在特征向量差的设置上,需要寻找自动设置的理论或实践支撑,尺度控制参数设置方面,则需进一步挖掘两个参数之间的联系,以减少参数数目。

参考文献

- [1] Blaschke T. . Object based image analysis for remote sensing[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010(65): 2-16.
- [2] Castilla G. , Hay G. J. , Ruiz-Gallardo J. R. . Size-constrained region merging(SCRM): An automated delineation tool for assisted photo interpretation[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2008, 74(4): 409-419.
- [3] 王爱萍, 王树根, 吴会征. 利用分层聚合进行高分辨率遥感影像多尺度分割[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2009, 34(9): 1055-1058.
- [4] Baatz M. , Schäpe A. . Multiresolution segmentation: An optimization approach for high quality multi-scale image segmentation[J]. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 58(3-4): 12-23.
- [5] Saarninen K. . Color image segmentation by a watershed algorithm and region adjacency graph processing[C]//IEEE International Conference on Image Processing, 1994(3): 1021-1025.
- [6] Haris K. , Efstradiadis S. , Maglaveras N. , Katsaggelos A. . Hybrid image segmentation using watershed and fast region merging[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(12): 1684-1699.
- [7] Xia G. S. , He C. , Sun H. . An unsupervised segmentation method using markov random field on region adjacency graph for SAR images[C]//International Conference on Radar, 2006: 1-4.
- [8] 张鲲, 王士同. 分水岭算法和基于 MRF 的层次聚类相结合的混合无监督图像分割算法[J]. 计算机应用, 2007, 27(3): 673-676.
- [9] 陈波, 张友静, 陈亮. 标记分水岭算法及区域合并的遥感图像分割[J]. 国土资源遥感, 2007(2): 35-38.
- [10] 汪闽, 万其明, 张大骞, 张青峰. 光谱、形状特征结合的多精度图像分割算法与应用[J]. 地球信息科学学报, 2010, 12(2): 261-268.
- [11] Tupin F. , Roux M. . Markov random field on region adjacency graph for the fusion of SAR and optical data in radar-grammetric applications[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(8): 1920-1928.
- [12] Sarkar A. , Biswas M. K. , Sharma K. M. S. . A simple unsupervised MRF model based image segmentation approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 3(5): 801-812.
- [13] Yu Q. Y. , Clausi D. A. . IRGS: Image segmentation using edge penalties and region growing[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(12): 2126-2139.

(下转第 46 页)

