

利用分层聚合进行高分辨率遥感影像多尺度分割

王爱萍^{1,2} 王树根² 吴会征³

(1 长安大学地测学院,西安市雁塔路 126 号,710054)
(2 武汉大学遥感信息工程学院,武汉市珞喻路 129 号,430079)
(3 山东高速工程咨询有限公司,济南市二环东路 12550 号,250002)

摘 要:针对高分辨率遥感影像的特点,提出了一种基于分层聚合的多尺度分割算法。该算法首先对遥感影像进行分水岭变换,然后对初始分割区域构建底层加权无向图,利用代数多重网格解法(AMG)在尺度空间求解最优的图割测度,整个分割过程自动得到了多尺度的分割结果。实验表明,该方法能够得到满意的分割结果,并具有较高的自动化程度。
关键词:分层聚合;高分辨率遥感影像;多尺度分割
中图法分类号:P237.3

高分辨率遥感影像极大地拓宽了遥感数据的应用范围,使得在较小的空间尺度上观察地表的细节信息成为可能。如何充分应用高空间分辨率的优越性来提高分类精度与目标提取的可靠性具有重要意义^[1]。由于高分辨率遥感影像的光谱异质性增强,光谱波段数目减少,面向对象的影像分析^[2]成为其解译的首选方法。影像分割是高分辨率遥感影像面向对象处理的首要步骤,分割的质量直接影响后续的影像解译。当前最为成功的分割算法是商业软件 eCognition 中的分形网络演化算法(fractal net evolution approach, FNEA)^[2],但它存在参数难以设置、缺少理论框架支持等缺点,所以也很难达到完全实用的目的。eCognition 出现之后,众多学者对高分辨率遥感影像的分割进行了较多的研究^[3-6],但是多尺度分割方法非常有限,而且一般是通过多次设定参数来实现的。本文借鉴加权聚合分割(SWA)^[7]算法,提出了一种高分辨率遥感影像的自动多尺度分割算法,即分层聚合分割算法(segmentation by hierarchical aggregation, SHA)。

1 SHA 的分割原理

SHA 将代数多重网格解法(AMG)的加权聚

合规则引入基于图论的图像分割算法,使得在细尺度图上寻找最优图像分割的问题逐步转化到节点数目更少的粗化图上进行,以达到快速分割图像的目的。

1.1 基于图论的图像分割模型

对于高分辨率多光谱遥感影像,首先采用“浸水模拟”分水岭变换^[8]获得初始分割结果,然后对分割区域构建底层图($s=0$) $\mathbf{G}^{[0]}=(\mathbf{V}^{[0]}, \mathbf{W}^{[0]})$,简写为 $\mathbf{G}=(\mathbf{V}, \mathbf{W})$ 。与基于像素的 SWA 算法不同的是,节点 $v_i(i=1, \cdots, N) \in \mathbf{V}$ 代表初始分割的每个区域,其值为区域的标号; \mathbf{W} 为一对称矩阵,表征区域之间的相似程度。对于第 i 和第 j 个标号的两个分割区域, $w_{ij} = e^{-\alpha D(g)_{ij}}$, 其中, α 为一非负数; $D(g)_{ij}$ 为两个区域之间的光谱特征距离,即

$$D(g)_{ij} = \sqrt{\sum_{L=1}^n (\bar{g}_{Li} - \bar{g}_{Lj})^2} \quad (1)$$

式中, \bar{g}_{Li} 、 \bar{g}_{Lj} 分别为两个区域在波段 L 上的光谱均值; n 为波段的数量。

为评价区域的同质性,首先将每个区域 $S = \{v_1, v_2, \cdots, v_m\} \subseteq \mathbf{V}$ 与一个状态矢量 $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \cdots, u_N) (N = \|\mathbf{V}\|)$ 相关联,其中,

$$u_i = \begin{cases} 1, & v_i \in S \\ 0, & v_i \notin S \end{cases} \quad (2)$$

区域 S 的显著性测度定义为:

$$\Gamma(u) = \frac{\sum_{i>j} w_{ij} (u_i - u_j)^2}{\sum_{i>j} w_{ij} u_i u_j} = \frac{u^T L u}{u^T W u / 2} \tag{3}$$

其中, L 为图的 Laplacian 矩阵, 其元素值为:

$$l_{ij} = \begin{cases} \sum_{k(k \neq i)} w_{ik}, & i = j \\ -w_{ij}, & i \neq j \end{cases} \tag{4}$$

如果某个区域 S 对应的状态矢量求得的 $\Gamma(u)$ 值小于一定的阈值, 则认为 S 为显著区域。图像分割的目的便是求解 $\Gamma(u)$ 最小化时的分割结果。

1.2 图的粗化——构建图像虚拟金字塔

AMG 的引入将 $\Gamma(u)$ 的最小化问题转化到具有更少节点的粗化图上进行, 使得求解的速度较一般解法大大提高。图的粗化过程形成一个多级格网结构, 其构建主要有两个步骤: 从当前格网选取种子节点作为下一级格网的粗节点; 连接下一级格网的节点得到边。种子点的选取条件是当前考察的节点与已知的所有种子点之间的差别都比较大, 或者说非种子点与种子点具有很强的相似性。

种子点的具体选取过程如下: 对 $V^{[s-1]}$ 中的节点按度 d_i (即该节点到所有相邻节点的权的和) 由大到小的顺序进行排列; 为下一个尺度的节点集合赋初值, $V^{[s]} = \{i_0\}$, 其中 i_0 为 $V^{[s]}$ 排序后的第一个元素; 对每个节点 $i \in V^{[s-1]} \setminus V^{[s]}$, 如果

$$\sum_{j \in V^{[s]}} w_{ij}^{[s-1]} / \sum_{(i,j) \in V^{[s-1]}} w_{ij}^{[s-1]} \leq t$$

则 $V^{[s]} = V^{[s]} \cup \{i\}$, 其中, $0 < t < 1$ 为选取粗节点的阈值。

粗格网的节点选择完以后, 下一步是计算节点 $i \in V^{[s-1]} \setminus V^{[s]}$ 到节点 $j \in V^{[s]}$ 的归属感, 即节点 $i \in V^{[s-1]} \setminus V^{[s]}$ 依赖于节点 $j \in V^{[s]}$ 的程度。尺度间的依赖准则定义为:

$$u^{[s-1]} \cong P^{[s-1,s]} u^{[s]} \tag{5}$$

尺度间的内插矩阵 $P^{[s-1,s]}$ 为稀疏矩阵, 其定义满足以下条件: 对 $\forall i \notin V^{[s]}, \{p_{ik}^{[s-1,s]}\}_{k=1}^{N^{[s]}}$ 与 $\{w_{ik}^{[s-1]}\}_{k=1}^{N^{[s]}}$ 成正比, 并且使得 $\sum_k p_{ik}^{[s-1,s]} = 1$; 当 $i \in V^{[s]}$ 时, $\{p_{ii}^{[s-1,s]}\} = 1$, 而 $\{p_{ij}^{[s-1,s]}\} = 0 (j \neq i)$ 。

尺度间的转换准则完全定义了由下向上的分割过程。内插矩阵 $P^{[s-1,s]}$ 实际上是用来构建尺度为 s 的粗图 $G^{[s]} = (V^{[s]}, W^{[s]})$, $V^{[s]}$ 为聚合区域集合; 相似矩阵 $W^{[s]}$ 由下面的加权聚合关系计算得出:

$$w_{kl}^{[s]} = \sum_{i,j} p_{ik}^{[s-1,s]} w_{ij}^{[s-1]} p_{jl}^{[s-1,s]} \tag{6}$$

假设 U 为粗节点的状态矢量, 将粗细节点的

内插关系式(5)代入式(3)得:

$$\Gamma(U) \cong \frac{U^T (P^T L B) U}{\frac{1}{2} U^T (P^T W P) U} = \frac{\sum_{k>l} \tilde{w}_{kl} (U_k - U_l)^2}{\sum_{k>l} \hat{w}_{kl} U_k U_l} \tag{7}$$

由于 \tilde{w}_{kl} 与粗图权重 \hat{w}_{kl} 近似, 因此式(7)和式(3)的值近似相等, 这说明用几个细节点计算的图割测度值与用一个粗节点计算的值近似等同, 从而减少了计算量。在金字塔的每一层, 状态矢量 U 的第 k 个元素赋为 1, 其他元素赋为 0, 便可以计算粗节点 k 对应的 $\Gamma(U)$ 。如果 $\Gamma(U)$ 小于某个阈值, 则认为节点 k 对应的聚合区域为显著性区域。这样经过选择, 粗节点和粗节点之间的边就构建了一个虚拟的图像金字塔结构。

1.3 聚合区域特征的累加

为了充分利用多尺度的特征, 当聚合过程进行到尺度 $s=1$ 以后, 就可以累加聚合区域的平均特征以及多尺度特征, 更新粗节点之间的权, 以影响后续粗尺度图的构建。实验中加入的形状特征^[9]包括目标形状的光滑度 ζ 和紧凑度 c 以及形状的尺寸大小即长 l 和宽 ω 。聚合区域的平均特征和多尺度特征利用递归关系^[10]求得。

计算出尺度 s 上聚合区域 k 在波段 L 上的光谱均值 $\bar{g}_{Lk}^{[0,s]}$, 以及该区域的亮度平方均值 $\bar{g}_k^{2[0,s]}$ 后, 便可得到聚合区域 k 在尺度 s 上的亮度变化:

$$\bar{v}_k^{[0,s]} = \bar{g}_k^{2[0,s]} - \left(\frac{1}{n} \sum_{l=1}^n \bar{g}_{Lk}^{[0,s]} \right)^2 \tag{8}$$

由递归关系^[10]计算出聚合区域 k 的多尺度亮度变化向量:

$$\bar{v}_k^{[s]} = (\bar{v}_k^{[1,s]}, \bar{v}_k^{[2,s]}, \dots, \bar{v}_k^{[s,s]}) \tag{9}$$

用同样的方法可以计算出尺度 s 上聚合区域 k 的平均形状特征 $\bar{\zeta}_k^{[0,s]}, \bar{c}_k^{[0,s]}, \bar{l}_k^{[0,s]}$ 以及 $\bar{\omega}_k^{[0,s]}$ 。

聚合区域 k 和 l 之间的亮度变化距离 $D(v)_{kl}^{[s]}$ 、光谱均值距离 $D(g)_{kl}^{[s]}$ 、形状尺寸距离 $D(\text{Dim})_{kl}^{[s]}$ 用欧式距离计算, 形状特征距离 $D(\text{CS})_{kl}^{[s]}$ 的计算方法为:

$$D(\text{CS})_{kl}^{[s]} = 10 * |\bar{\zeta}_k^{[0,s]} - \bar{\zeta}_l^{[0,s]}| + |\bar{c}_k^{[0,s]} - \bar{c}_l^{[0,s]}| \tag{10}$$

通过加权聚合式(6)计算出聚合区域 k 和 l 之间的相似测度 $w_{kl}^{[s]}$ 以后, 为了更好地反映区域之间的相似性, 对权 $w_{kl}^{[s]}$ 与下式相乘进行更新:

$$e^{-\alpha' D(g)_{kl}^{[s]}} \cdot e^{-\beta D(v)_{kl}^{[s]}} \cdot e^{-\tau D(\text{CS})_{kl}^{[s]}} \cdot e^{-\gamma D(\text{Dim})_{kl}^{[s]}} \tag{11}$$

1.4 确定聚合区域的边界

图像的金字塔构建完毕以后, 就要确定哪些

像素属于一个聚合区域。文中采用文献[11]的方法对每一层的节点同时处理。本文对其作了改进,使之显示分层聚合后所构建的虚拟金字塔的各个层次。假设 $r_1、r_2、\cdots、r_K$ 为某一尺度 $s(s=0,1,\cdots,S)$ 上的聚合区域(或粗节点), $\mathbf{p}_i=(p_i^{r_1},\cdots,p_i^{r_K})$ 表示节点 $i\in V^{[0]}$ 归属于区域 $r_1、\cdots、r_K$ 的概率为 $p_i^{r_1}、\cdots、p_i^{r_K}$ 。由 $p_i^{r_k}=1$, 有 $\mathbf{p}_{r_k}=(0,\cdots,p_i^{r_k},\cdots,0)$; 对于 $i\notin\{r_1,\cdots,r_K\}$, 则有 $\mathbf{p}_i=(0,\cdots,0)$ 。

设 $N_i^{[s]}$ 为 $V^{[s]}$ 中节点 i 的邻域, $V^{[s]}$ 中聚合区域边界的确定过程如下: 尺度由 s 到 0, 执行如下步骤: ① $\forall i\in V^{[s]}$, 如果 $\max\{\mathbf{p}_i\}<1$, $\mathbf{p}_i=(\mathbf{p}_i+\sum_{j\in N_i^{[s]}}\mathbf{p}_j^i)/(1+\sum_{j\in N_i^{[s]}}\mathbf{p}_j^i)$, 如果 $\max\{\mathbf{p}_i\}=p_i^{r_k}\geq 1-\delta$, 那么 $\mathbf{p}_i=(0,\cdots,p_i^{r_k}=1,\cdots,0)$ 。② $\forall i\in V^{[s]}$, 如果 $\max\{\mathbf{p}_i\}<1$, 对该节点按 $\mathbf{p}_i=(\mathbf{p}_i+\sum_{j\in N_i^{[s]}}\omega_{ij}\mathbf{p}_j)/(1+\sum_{j\in N_i^{[s]}}\omega_{ij})$ 进行 ν (一般 $\nu=2$) 次 Gauss-Seidel 松弛迭代; 如果 $\max\{\mathbf{p}_i\}=p_i^{r_k}\geq 1-\delta$, 那么 $\mathbf{p}_i=(0,\cdots,p_i^{r_k}=1,\cdots,0)$ 。③ $\forall i\in V^{[s]}$, 如果 $\max\{\mathbf{p}_i\}<1$, 寻找与代表节点 r_k 有着最大相似度的节点, 使 $\mathbf{p}_i=(0,\cdots,p_i^{r_k}=1,\cdots,0)$ 。

以上的循环过程就确定了尺度 s 上的每个聚合区域对应的尺度 0 上的初始分割区域, 从而得到尺度 s 上的分割结果。对每个尺度循环处理, 便得到最终的多尺度分割结果。

2 影像分割实验与分析

实验数据为 QuickBird 多光谱遥感影像(见图 1), 影像大小为 256 像素 \times 256 像素, 包含可见光和近红外四个波段。对影像采用“浸水模拟”分水岭变换获得初始结果后, 首先利用 h -minima 变换^[8]缓解过分割(h 阈值取 5), 然后采用前面介绍的方法进行分割, 整个处理过程自动得到多尺度的分割结果。

实验中选取的各个参数分别为 $t=0.2, \delta=0.2, \alpha=0.5, \alpha'=0.1, \beta=0.2, \tau=10, \gamma=2$, 显著性阈值取为 0.2。实验中所用的参数虽然比较多, 但是实验证明这对于不同的高分辨率遥感影像具有很好的稳健性。图 2 中的影像是其中尺度分别为 0、2、4、5 的分割结果, 其分割结果包含 9 个尺度。从中可以明显地看出地物由细到粗的分割过程, 如左上角的厂房及其下面的草地。第 5 个尺度以后, 某些地物开始出现过分割现象, 而有些地物的分割区域继续合并, 生成大尺度的分割结果。

将文中的实验结果与用商业软件 eCognition 4.0 试用版得到的分割结果进行对比, 所用的形状权值为 0.3, 其中光滑度、紧凑度权值均为 0.5。图 3 显示的是当尺度参数分别为 30、50、70 和 90 时的分割结果。尺度为 50 时, 开始出现了难以定义其地物性质的狭长地带, 如图 3 中的箭头所示, 而且随着尺度的增加, 这种现象更加严重。由于其尺度参数需要人工反复实验确定, 很难根据影像解译的任务选择一个最优的尺度。与分层聚合的分割方法相比, 由于 eCognition 的分割算法基于异质性准则, 因此很难加入更多的特征进行影像的分割。



图 1 原始遥感影像
Fig. 1 Source Satellite Image

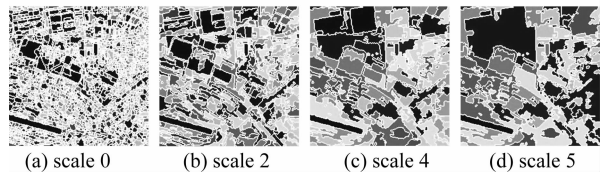


图 2 分层聚合的多尺度分割结果

Fig. 2 Multiscale Segmentation Results Based on Hierarchical Aggregation

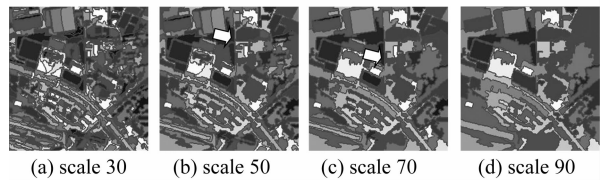


图 3 eCognition 4.0 试用版的多尺度分割结果

Fig. 3 Multiscale Segmentation Results by eCognition Professional 4.0 Trial Version

3 结 语

本文基于 SWA 算法的思想提出了 SHA 多尺度分割算法。该算法利用 AMG 加权聚合的规则得到全局最优的分割结果, 可以方便地加入区域的多种特征, 自动地得到多尺度的分割结果, 适用于大数据量的运算。这些方面克服了 FNEA

分割算法存在的某些不足。进一步的研究工作包括对算法的普适性、参数的选择和稳健性分析、面向应用的最优尺度选择等问题。

参 考 文 献

- [1] 宫鹏, 黎夏, 徐冰. 高分辨率影像解译理论与应用方法中的一些研究问题[J]. 遥感学报, 2006, 10(1): 1-5
- [2] Baatz M, Schäpe A. Multiresolution Segmentation: An Optimization Approach for High Quality Multiscale Image Segmentation [C]//Strobl J. Angewandte Geographische Information Sverarbeitung XII. Karlsruhe: Herbert Wichmann Verlag, 2000
- [3] Hay G J, Castilla G, Wulder M A, et al. An Automated Object-based Approach for the Multiscale Image Segmentation of Forest Scenes[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2005, 7(4): 339-359
- [4] 杨耘, 马洪超, 林颖, 等. 多水平集演化的高分辨率遥感影像分割[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 30(6): 588-591
- [5] 肖鹏峰, 冯学智, 赵书河, 等. 基于相位一致的高分辨率遥感图像分割方法[J]. 测绘学报, 2007, 32(2): 146-151
- [6] 王建梅. 面向对象的高分辨率遥感图像分类与变化

检测[D]. 武汉: 武汉大学, 2007

- [7] Sharon E, Galun M, Sharon D, et al. Hierarchy and Adaptivity in Segmenting Visual Scenes [J]. Nature, 2006, 442: 810-813
- [8] Soille P. Morphological Image Analysis: Principles and Applications[M]. New York: Springer-Verlag, 1999
- [9] Baatz M, Bentz U, Dehghani S, et al. eCognition Professional User Guide 4[C]. Definiens Imaging, Munich, 2004
- [10] Galun M, Sharon E, Basri R, et al. Texture Segmentation by Multiscale Aggregation of Filter Responses and Shape Elements[C]. The 9th IEEE International Conference on Computer Vision, Nice, France, 2003
- [11] Duarte-Carvajalino J M, Sapiro G, Velez-Reyes M, et al. Multiscale Representation and Segmentation of Hyperspectral Imagery Using Geometric Partial Differential Equations and Algebraic Multigrid Methods [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(8): 2 418-2 434

第一作者简介: 王爱萍, 博士, 现主要从事高分辨率遥感影像的分析和处理研究。

E-mail: wap531@163.com

Multiscale Segmentation of High Resolution Satellite Imagery by Hierarchical Aggregation

WANG Aiping^{1,2} WANG Shugen² WU Huizheng³

(1 Institute of Geo-engineering and Surveying, Chang'an University, 126 Yanta Road, Xi'an 710054, China)

(2 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(3 Shandong Provincial Expressway Project Consultation Co., Ltd., 12550 East Second Ring Road, Jinan 250002, China)

Abstract: A multiscale segmentation approach by hierarchical aggregation (SHA) is proposed, which is inspired by the idea of SWA (segmentation by weighted aggregation). SHA is more suitable for high resolution satellite imagery through some improvement over SWA. The imagery is first preprocessed by watershed transformation so that a graph is constructed from the segments by their spectral distance. Then a bottom-up aggregation framework derived from algebraic multigrid solver that is used to minimize a graph cut measure. Region based features (e. g. texture, shape, etc.) are accumulated conveniently during the aggregation process and implementation also is faster than SWA.

Key words: hierarchical aggregation; high resolution satellite image; multiscale segmentation