文章编号:1001-9014(2020)02-0263-10

DOI:10. 11972/j. issn. 1001-9014. 2020. 02. 014

融合层次聚类的高分辨率遥感影像超像素分割方法

黄 亮^{1,2},姚丙秀^{1*},陈朋弟¹,任爱萍¹,夏 炎¹
(1.昆明理工大学国土资源工程学院,云南昆明 650093;
2.云南省高校高原山区空间信息测绘技术应用工程研究中心,云南昆明 650093;
3.云南云天化股份有限公司,云南昆明 650093)

摘要:为解决遥感影像分割尺度自动选取难的问题,提出了融合层次聚类的高分辨率遥感影像超像素分割方法。 首先采用自适应形态重建的分水岭分割算法将影像分割成多个超像素;然后提取各超像素的灰度特征向量;最后 利用层次聚类方法进行超像素合并,实现高分辨率遥感影像的精确分割。实验选用4组景遥感影像;采用定性和定 量相结合的方法评价实验结果。实验结果表明,该方法有效提高了遥感影像分割精度,并取得了较好的分割视觉 效果。

关 键 词:高空间分辨率遥感影像;超像素分割;自适应形态学重建;分水岭;层次聚类 中图分类号:P237 文献标识码: A

Superpixel segmentation method of high resolution remote sensing images based on hierarchical clustering

HUANG Liang^{1,2}, YAO Bing-Xiu^{1*}, CHEN Peng-Di¹, REN Ai-Ping¹, XIA Yan¹

(1. Faculty of Land Resource Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093,

China;

2. Surveying and Mapping Geo-Informatics Technology Research Center on Plateau Mountains of Yunnan Higher

Education, Kunming 650093, China;

3. Yunnan Yuntianhua Co., Ltd., Kunming 650093. China.)

Abstract: To solve the problem of automatic selection the segmentation scale in remote sensing image, a superpixel segmentation method of high resolution remote sensing image based on hierarchical clustering is proposed. Firstly, the watershed segmentation algorithm based on adaptive morphological reconstruction is used to segment the image into multiple superpixels. Then, the gray feature vectors of each superpixel is extracted. Finally, the hierarchical clustering method is adopted to merge the superpixels, the accurate segmentation of high-resolution remote sensing images is realized. Four sets of remote sensing images are selected in the experiment, and the experimental results are evaluated by a combination of qualitative and quantitative methods. Experimental results shown that the proposed method effectively improves the segmentation accuracy of remote sensing images, and better segmentation visual effects are obtained.

Key words: high spatial resolution remote sensing image, superpixel segmentation, adaptive morphological reconstruction, watershed, hierarchical clustering

PACS:42. 68. Wt, 87. 57. Nk, 95. 75. Mn

收稿日期:2019-07-25,修回日期:2019-12-26

Received date: 2019-07-25, Revised date: 2019-12-26

基金项目:国家自然科学基金(41961039),云南省应用基础研究计划面上项目(2018FB078),自然资源部经费资助项目(201911)

*通讯作者(Corresponding author): E-mail: 1366711008@qq. com

Foundation items: Supported by National Natural Science Foundation of China (41961039), Applied Basic Research Programs of Science and Technology Department of Yunnan Province (2018FB078), and Project of Ministry of Natural Resources (201911)

作者简介(Biography):黄亮(1985-),男,江西进贤人,讲师,博士学位.主要研究领域为遥感影像分割、遥感影像变化检测. E-mail: kmhuangliang@163.com

引言

随着对地观测卫星技术的不断发展,高空间分 辨率遥感(High Spatial Resolution Remote Sensing, HSRRS)影像的地物纹理结构愈加丰富、轮廓和形 状信息更加清晰、地物关系更为复杂,目前已在精 准农业,环境监测,地质灾害调查等领域发挥着重 要的作用^[1]。图像分割方法基于内容可以分为低 级、中级以及高级语义^[2]。低级语义主要有阈值 法^[3]、边界检测法^[4]等,这些方法的实现原理有所不 同,但基本利用图像像素的颜色、纹理和形状等信 息来进行分割。结合图像中级、高级语义可很好的 提升分割效果,因此成为近年来研究的热点。结合 图像中级语义的分割方法,又称为超像素方法^[5],它 利用具有相似特征的相邻像素构成的图像块所具 有的像素以外的附加信息,如图像块的粗糙度、对 比度、方向度、紧凑度等来确定图像中的区域划分, 以此辅助图像分割并提升效果^[6]。另一种是利用非 监督的聚类算法,根据单个像素的信息及像素间的 相互关系将具有相似特征的相邻像素归并到同一 个超像素。图像的高级语义是指图像或图像区域 所包含的对象或实体的类别等语义信息,高级语义 下的图像分割称为语义分割[7]。语义分割旨在识别 出每个前景目标的类别,主要利用有监督机器学习 技术^[8],实现时需大量标注图像,但获取大量强标注 样本是一件相当困难,且费时费力的工作。

尺度是分割的关键参数,尺度过小容易造成地 物被过度分割,尺度过大则易造成欠分割使得地物 分割错误。在后续的处理中,错误分割是无法逆转 的和不可接受的,错误分割将直接影响后续处理的 效果。因此,在无法确定最佳分割尺度的前提下, 分割尺度的选择往往较小,在兼顾小尺度地物的同 时,可通过后续区域合并实现大尺度地物的获取。 目前,超像素分割已成为遥感影像分割的研究新热 点,对小尺度地物可取得较好的分割效果。目前已 有较多超像素生成算法^[2],如Superpixel lattice 方法、 分水岭方法、Meanshift 算法等。在影像分割中,为

了获取各种尺度的地物,近些年许多学者利用超像 素进行预分割,然后加入合并策略得到了很好的分 割结果。如文献[9]提出了超像素区域增长图像分 割方法。通过对输入图像进行初始轮廓约束,利用 区域生长将相似的超像素迭代合并实现图像分割; 文献[10]提出融合分水岭与快速模糊C均值(Fast Fuzzy C Means, FFCM)的彩色图像分割方法。首先 使用分水岭生成过分割结果;然后采用FFCM对超 像素进行合并;文献[11]提出融合超像素与最小生 成树的分割方法。首先用简单线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)算法对HSRRS 影像分割;然后采用最小生成树对超像素进行合 并;文献[12]提出了基于超像素的彩色地形图分割 方法。首先采用边界检测法和分水岭得到最优分 割。在此基础上,提出了一种约束的区域合并方 法,防止了误合并;文献[13]提出了一种快速有效 的多尺度多特征层次图像分割框架。首先采用 SLIC 算法将 HSRRS 影像中像素聚类为少量的超像 素;然后基于相邻超像素构造区域邻接图和最近邻 图:最后利用多尺度层次分组算法完成分割。

综上所述,针对传统影像分割方法分割效果不 理想的问题,采用超像素预分割和区域合并可提升 分割质量。但现有方法仍面临着一些难题,如初始 超像素分割尺度、合并策略等确定难的问题。为 此,提出了一种融合层次聚类的高分辨率遥感影像 超像素分割算法。

1 提出的方法

提出方法主要分为4个步骤:①对HSRRS影像 进行自适应形态学重建;②采用分水岭算法对 HSRRS影像进行过分割生成超像素;③提取各个超 像素的灰度特征向量;④利用层次聚类方法进行区 域合并,最终得到分割结果。提出方法的总体流程 图如图1所示。

1.1 自适应多尺度重建分水岭分割算法
 1.1.1 形态学重建



图1 分割流程图

Fig. 1 Flow chart of remote sensing image segmentation

形态学重建能过滤种子(区域最小值)以减少过 度分割,且对尺度不敏感,常用于梯度影像分割^[14]。 同时,还可以有效的保留对象的边界细节^[15]。

首先输遥感影像f(x, y),求影像梯度为g(x, y)(以下用g代替),如图 2(b)和(e)所示。图 2(c)和 (f)是影像的梯度分布图。形态学重建通常被认为 掩模影像的腐蚀或膨胀结果是标记影像,首先对输 入梯度影像g进行膨胀操作或腐蚀操作,即 $f_{\delta}(x, y) = (\delta b_i(g))$ 或 $f_{\varepsilon}(x, y) = (\varepsilon b_i(g))$,其中 b_i 是一个 盘状结构元素, b_i 的半径为 $i(1 \le i \le n, i \in n^+)$,符号 $\delta \pi \varepsilon$ 表示基本形态学膨胀和腐蚀;然后分别再进行 形态学开和闭重建运算,表示为 $O_B^{(rec)}(g, f_{\delta})$ 和 $C_B^{(rec)}(g, f_{\varepsilon})$ 。 $D_B^{(rec)} \pi E_B^{(rec)}$ 分别表示形态学膨胀和腐 蚀收敛时的结果,方法定义如下:

$$O_B^{(\text{rec})}(g, f_{\delta}) = D_B^{(\text{rec})} \left[\left((g), \varepsilon b_i \right) \right] \qquad , \quad (1)$$

$$C_{B}^{(\text{rec})}(g,f_{s}) = E_{B}^{(\text{rec})} \left[\left((g), \delta b_{i} \right) \right] \qquad . \tag{2}$$

1.1.2 自适应形态学重建

通常遥感影像中可以包括两种幅度和尺度噪 声。因为开和闭运算可以极大程度地减轻尺度噪 声对分水岭分割算法的影响。但是单一尺度的结 构元素可能会错误地选择种子点,所以需要准确寻 找有意义的种子点,因此研究一种自适应形态重建 算法。首先,可以自适应地过滤无用的梯度信息, 同时保存有意义的种子点;其次,采用了多尺度结 构元素,它具有单调递增性和收敛性两个特性,这 有助于梯度影像实现自适应分割。

虽然一些研究者提出了多尺度自适应形态学 算子^[16],但是大多数多尺度形态算子如形态梯度算 子和形态过滤算子,输出的是所有尺度的形态运算 平均结果,它会导致轮廓偏移和错误。无论是大结 构元素还是小结构元素都会导致重建效果不佳,而 中等大小的结构元素通过精确的轮廓来实现粗略 平衡。所以使用多尺度结构元素在形态学重建的 基础上,自适应完成大梯度大小的像素采用小的结 构元素,小梯度大小的像素采用大的结构元素。在 形态学开闭重建基础上,完成接下来的处理,具体 方法如下:

$$\varphi(g,s,m) = \bigvee_{s \le i \le m} \{ C_B^{(\text{rec})}(f_\varepsilon) \} \quad , \quad (3)$$

 φ 是一个自适应的形态重建算子, φ 随着结构元素的 规模不断增大,其中满足 $f_s(x,y) = (\varepsilon b_i(g))$ 和 $f \leq g$, (V代表形态学重建最大操作),这里V表示影像像素 点 的 最 大 值 。 设 形 态 学 重 建 结 构 元 素 为 $b_s, b_i, b_{i+1}, \cdots b_m$,其中i是结构元素的尺度参数, $1 \leq s \leq i \leq m$,其中 $s, i, m \in n^+$ 。然而大的s值会导致了 小区域的合并,但物体轮廓的精度将降低。

需要注意的是逐像素点最大运算只适用于 $C_{B}^{(rec)}(f_{s})$,不适用于 $O_{B}^{(rec)}(g,f_{s})$ 。因为



图 2 实验影像梯度分布图 (a) 遥感影像,(b) sobel梯度影像,(c) 梯度分布图,(d) 遥感影像,(e) sobel梯度影像,(f) 梯度分 布图

Fig.2 Gradient distribution of experimental images(a) remote sensing image, (b) sobel gradient image, (c) gradient distribution,(d) remote sensing image, (e) sobel gradient image, (f) gradient distribution

 $\lim_{m \to \infty} O_B^{(\text{rec})}(f_s)_{b_i} = \max(g), \ \mathcal{D} \lim_{m \to \infty} \bigvee_{s \leq i \leq m} \{ O_B^{(\text{rec})}(f_s)_{b_i} \} = \max(g), \varphi(g, s, m) \& E$

自适应形态学重建在确定有意义的区域最小 能量或区域最小值的过滤。提出算法包含两个参 数*s*和*m*,自适应形态学重建的计算效率受参数*m*的 影响。较小的*m*表示计算复杂性较低。当 $\varphi(g,s,m) \ge C_B^{(rec)}(f_e)_{b_i}$ 时,重建的梯度图像和相应的 分割结果不变,但得到的*m*通常较大。由于本文的 目的是利用自适应形态学重建对种子分割算法进 行改进,故将收敛条件 $\varphi(g,s,m) \ge C_B^{(rec)}(f_e)_{b_i}$ 替换为 检查 $\varphi(g,s,m)$ 和 $\varphi(g,s,m-1)$ 之间的差异。收敛 性的目标函数如下定义:

 $J(g,s) = \max | \varphi(g,s,m) - \varphi(g,s,m-1) |$, (4) 其中 $m \ge 2, m \in n^+$ 。很明显, 当 $j \le \eta, \eta$ 是常数, 是 一个最小的阈值误差时, 分割结果将保持不变, 但m是 $\varphi(g,s,m)$ 的变量, 因此只有参数s需要自适应形 态学重建调整, 使用了三个参数 $s,m \pi\eta$, 因为可以 根据m或 η 停止迭代。自适应形态学重建的计算复 杂度取决于m或 η 的值。m的大值对应 η 的小值。 m值越大, 算法的执行时间越长。因此算法使用两 个收敛条件 $m \pi\eta$ 来加速算法的收敛。

1.1.3 自适应多尺度形态学重建分水岭分割

分水岭分割是指获取最佳的分割区域像素的 极小值点,从而得出集水盆的脊边界,脊边界形成 的脊线即为分水岭脊线。针对分水岭算法过度分 割及分割尺度难以选择的问题,在形态重建算法基 础上,利用多尺度自适应形态学重建确定极小值。 该方法在形态学重建基础上,采用多尺度自适应确 定分割阈值,并完成影像的初始分割形成超像素, 结果如图3所示。具体步骤如下:

1)生成梯度遥感影像g;

2)对梯度影像进行自适应形态学重建。初始 化设置参数s,m(最小和最大结构元素的比例)和η, m和η都是自适应形态学重建的收敛条件;

3)计算 $C_B^{(rec)}(f_{\varepsilon})$,其中 $f_{\varepsilon}(x, y) = (\varepsilon b_i(g));$

4) 更 新 $\varphi(g, s, m)$ 和 $J(g, s, m)_{\circ}$ 若 i = s, 则 $\varphi(g, s, m) = C_B^{(\text{rec})}(f)_{b_i}, \varphi(g, s, m) = \bigvee_{s \le i \le m} \{C_B^{(\text{rec})}(f)_{b_i}\}$ 和 $J(g, s) = \max |\varphi(g, s, i) - \varphi(g, s, i - 1)|;$ 若 $j \le \eta, j$ 是结构元素的半径, $1 \le j \le \lambda, j, \lambda \in n^+_{\circ}$ 满足以上条 件分割结束,若不满足则返回步骤3)。

自适应多尺度形态学重建分水岭分割所有参数对于HSRRS影像需要通过其特征来适当地调节这些参数,其中有一些通用规则来指导这些参数的调整。本文提出了几个经验值来进行最优自适应多尺度形态学重建分水岭分割^[10]。例如,如图3(a-d)所示,已知较大的s使影像更平滑的,但容易忽略影像细节,根据实验结果,1 < s < 3更加适合中等大小影像。较大的m可能会加速自适应多尺度形态学重建分水岭分割,但边界细节会被消除。此外,经过前人反复试验和本文实验, η = 10⁻⁴ 的取值更加合适。

1.2 基于层次聚类的超像素分割方法

层次聚类无需预先设定聚类数目,对初始数据 集不敏感,每次迭代都要更新距离矩阵,为了适应 HSRRS影像分割的需要,采用凝聚层次聚类分割算





Fig.3 Segmentation results using AMR-WT by changing the value of s and m(a) = 1, m = 1; (b) s = 2, m = 1; (c) s = 3, m = 1; (d) s = 4, m = 1; (e) $S_1 = 1$, m = 1; (f) $S_2 = 1$, m = 6; (g) s = 1, m = 12; (h) s = 1, m = 20

法对相邻超像素进行合并和其它微小更改^[17]。层 次聚类将分水岭算法得到的超像素作为合并对象。 令G是预分割处理后的影像。如前所述,在每一层 的处理中,为每个超像素区域创建一个簇*C_i*,影像*G* 被划分为{*C*₁, *C*₂,...,*C_i*}。算法按照某一相似测 度把两个最相似的邻接超像素合并成一个区域以 得到更高一层的聚类。算法初始时,将每个超像素 点作为一个簇,每一步合并两个最接近的簇。定义 如下:

$$G(c_i,c_j) = \begin{cases} \min_{\substack{mag(c_i,c_j) \in \mathcal{H} \\ mag(c_i,c_j) \in \mathcal{H} \\$$

假设自适应分割后,每个超像素可以用x_i表示; 其中*i* = 1,2,…,*n*,则*n*个超像素构成输入预分割处 理影像,首先构造一个最常见的正态分布,定义 如下:

$$p(x_i | \mu, \sigma^2 |) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} ,$$
 (6)

$$\sigma^{2} = \sqrt{(i-x)^{2} + (j-y)^{2}}$$
 . (7)

正态分布 $p(x|\mu,\sigma^2|)p(x_i|\mu,\sigma^2|)$ 来表示簇中所 有超像素点的概率分布信息,也是簇的概率分布, 其中 μ 表示簇 C_i 中所有像素点在每个超像素中的灰 度均值特征, σ 表示该簇 C_i 簇中所有像素点在每个 超像素点的标准差,在本文中可定义相关模型和相 似性度量,令超像素数据集 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_i, x_n\},$ 来表示影像G中所有超像素区域,生成概率模型的 概率为:

$$L(N(\boldsymbol{\mu},\boldsymbol{\sigma}^{2})) = p(X|\boldsymbol{\mu},\boldsymbol{\sigma}^{2}|) = \prod_{i=1}^{n} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^{2}}} e^{-\frac{(x_{i}-\boldsymbol{\mu})^{2}}{2\sigma^{2}}}.(8)$$

给定一个对象集,用最大似然方法度量所有对 象形成的簇, $\{C_1, C_2, ..., C_k\}$ 代表划分的分割区域数 量集,k为最后分割的簇数。

$$Q(\{C_1...C_k\}) = \prod_{i=1}^{k} P(C_i)$$
 (9)

按照正常的理解,如果两个区域的灰度规模相 似度,它们就该有更大的可能在处理过程中被 合并。

$$\operatorname{dist}(C_i, C_j) = \sqrt{\left(C_i - C_s\right)^2 + \left(C_j - C_y\right)^2}, \quad (10)$$

$$C_i C_j = \arg \max \log \frac{P(C_i \cup C_j)}{P(C_i)P(C_j)} \quad , \quad (11)$$

式中 $dist(C_i, C_j)$ 为簇 $C_i 和 C_j$ 的所在区域所有像素点的灰度平均值的最短距离。其中和 C_i 和 C_j 为目标

簇的所有像素点灰度平均值,重新计算使用平均距 离法计算两个类之间的距离,取第一个簇内超像素 点和第二个簇内超像素点之间的平均距离。以便 使集群内所有点的概率和最大。重复进行上述步 骤,直至收敛,既在每次迭代中参数改变小于某个 阈值。当相邻的超像素相似度较大,距离相似值较 小,意味着两个区域可能被合并。具体步骤如下:

1)影像包含n个超像素区域表示为x_i,其中i = 1,2,…,n;

2) 接下来为每个超像素 x_i区域创建一个簇
 C_i {C_i, ..., C_i, C_j};

3) 计算簇与簇之间的相似性,计算 C_iC_j = arg max log $\frac{P(C_i \cup C_j)}{P(C_i)P(C_i)}$;

4)如果满足 $\log \frac{P(C_i \cup C_j)}{P(C_i)P(C_j)}$ 大于0,则合并 C_iC_j ;

5)否则重复2)~4)直至所有超像素都被处理, 输出聚类结果。

融合层次聚类的高分辨率遥感影像超像素分 割方法步骤如下:

步骤1:超像素获取。对高分辨率影像进行自适应形态学重建,然后进行分水岭分割,生成超像素,根据本文实验经验所得,本组实验参数设置s= 2,m=7,η=10⁻⁴。

步骤2:超像素合并。基于凝聚层次聚类的思想,超像素进行初次聚类,选择每个超像素表示每 个簇,选择每个超像素中心表示每个簇的中心,位 于大小为w(w=5)的窗口内,表示在超像素的每一行 和每一列之外,得到5个中心像素;然后应用PCA对 整体缩小尺寸,将其转换为灰度特征,每个簇由它 自己和相邻超像素来表示。计算各候选簇的相似 度,找出两个相似度最大且符合合并条件的簇进行 合并,合并后的簇集,重复步骤2,直至得到符合需 求的结果,获得预期的簇数且所有簇的簇相似度均 小于合并的误差阈值;最小误差默认值为1。

步骤3:在步骤1和2的基础上,运用层次聚类 算法对超像素进行合并,得到最终分割的结果,如 图4所示。

2 实验结果与分析

2.1 实验数据

为验证提出方法的有效性,选取了4景HSRRS 影像,如图5(a-d)所示。图5(e-h)为对应的参考影 像。其中,2景是QuickBird影像,记作S₁和S₂,均包



图4 聚类仿真图(a)聚类仿真,(b)结果图,(c)聚类仿真,(d)结果图

Fig.4 Simulation graph of clustering (a) clustering simulation, (b) segmentation results, (c) clustering simulation, (d) segmentation results



图 5 实验数据集(a) S_1 参考影像,(b) S_2 参考影像,(c) S_3 参考影像,(d) S_4 参考影像,(e) S_1 参考影像,(f) S_2 参考影像,(g) S_3 参考影像,(h) S_4 参考影像

Fig.5 Test data sets (a) S_1 imag, (b) S_2 image, (c) S_3 image, (d) S_4 image, (e) S_1 image, (f) S_2 reference image, (g) S_3 reference image, (h) S_4 reference image

含近红外、红、绿和蓝4个波段。另外2景是无人机 遥感影像,简称 S_3 和 S_4 ,包含红、绿、蓝3个波段。其 基本信息见表1。

2.2 评价方法

为了更好的验证实验的分割效果,实验采用定 性和定量方法进行精度评价。实验选用了两种分 表1 分割数据集信息

Table 1	Information of	segmentation data	a sets
с , п			1 +1+-

序号	传感器	大小/像素	分辨率
S_1	QuickBird	433×550	0. 61 m
S_2	QuickBird	2480×975	0. 61 m
S_3	无人机	726×468	0.05 m
S_4	无人机	979×586	0.05 m

割算法与提出的方法进行对比,这两种方法分别为 eCognition软件中的多尺度分割算法(即分形网络演 化方法,FNEA)和基于SLIC算法的层次聚类(Hierarchical clustering)算法(记作SH方法),其中经过多 次实验,设置初始超像素个数为300~500个。其中, FNEA算法进行了2组实验,形状异质度和紧致度固 定为0.4和0.5。根据文献[20]得到尺度100为最 佳分割尺度^[18]。但为了进一步提升实验对比效果, 选取了50和100两个尺度,记作FNEA(50)和FNEA(100)。根据HSRRS影像分辨率不同进行了两组对比实验。定性对比通过直接视觉对比;定量对比采用P-R^[19]方法。在计算P-R时采用的实际地物边界均由目视解译获取。P-R方法具体计算公式为:

$$Presicion = \frac{TP}{TP + FP} , \quad (12)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \qquad , \quad (13)$$

式中:Precision为分割精度,值越大,精度越高;Recall为边界召回率,值越大,边界附着效果越好;TP 为地物被正确分割的结果像素的样本个数;FP为背 景像素被分为地物像素的分割结果的样本个数;FN 为地物分割结果被分为背景像素的样本个数。

实验所使用的试验平台 CPU 为 Inter(R) Pentium(R)四核,4GB内存,Windows10操作系统,软件



图6 影像过分割实验结果 (a) S_1 本文超像素算法, (b) S_1 SLIC算法, (c) S_1 LSC算法, (d) S_1 MeanShift算法, (e) S_2 本文超像 素算法, (f) S_2 SLIC算法, (g) S_2 LSC算法, (h) S_2 MeanShift算法, (i) S_3 本文超像素算法, (j) S_3 SLIC算法, (k) S_3 LSC算法, (l) S_3 MeanShift算法, (m) S_4 本文超像素算法, (n) S_4 SLIC算法, (o) S_4 LSC算法, (p) S_4 MeanShift算法

Fig.6 Experimental results of over-segmentation (a) S_1 proposed superpixel algorithm, (b) S_1 SLIC algorithm, (c) S_1 LSC algorithm, (d) S_1 Meanshift algorithm, (e) S_2 proposed superpixel algorithm, (f) S_2 SLIC algorithm, (g) S2 LSC algorithm, (h) S_2 Meanshift algorithm, (i) S_3 proposed superpixel algorithm, (j) S_3 SLIC algorithm, (k) S_3 LSC algorithm, (l) S3 Meanshift algorithm, (m) S_4 proposed superpixel algorithm, (o) S_4 LSC algorithm, (p) S_4 MeanShift algorithm

为 matlab2018a 和 eCognition Developer进行实验。

2.3 超像素分割结果

采用提出的超像素算法、SLIC算法、LSC算法和 MeanShift算法对原始影像S₁、S₂、S₃和S₄进行超像 素分割,并对四种算法的分割效率进行对比。利用 代码循环进行实验,并对其时间消耗进行记录,耗 时单位为秒,实验结果如图7所示。图6的分割结 果中,在地物边界依附性方面,建筑物密集,分割难 度较大,运用 MeanShift 算法难以区分复杂地物,边 界的附着率效果也比较差。提出的超像素算法、 LSC 算法^[20]与 SLIC 算法^[21]可以较好地表达地物之 间的纹理信息,因此利用两种算法都较好的提高了 地物边界的依附性。在分割数量选择方面,提出的 超像素算法采用自适应方式确定分割尺度, Mean-Shift算法的分割数也难以人为设定,经试验将阈值 设为0.4;SLIC算法和LSC算法设定影像分割为500 个超像素作为实验结果。在时间消耗方面,提出的 超像素算法时间消耗小于其他三种算法,是一种高 效的影像讨分割算法。





2.4 实验分析

(1)第一组实验结果

将两景 QuickBird 影像数据作为第一组实验。 为了便于视觉比较,在实验影像中标注了蓝色矩形框。S₁为建筑区,建筑物类型多样,内部纹理结构丰富,具有一定的分割难度。从S₁影像的实验分割结果可看出,在图8(a-d)中,FNEA(50)存在严重的过分割现象,SH方法算法的分割边界附着度较差;在蓝色矩形框所标定的房屋区域内,提出方法的分割 形状最为规则和完整,FNEA(50)分割斑块破碎,在 FNEA(100)结果中虽主要建筑物边界与分割边界 契合性较好,但也存在道路与建筑物错误合并的情况;SH方法建筑物及植被区域分割破碎,并且分割 呈现出不规则的矩形,同时一些地物密集区也被错 误合并,道路分割效果也较差。从S₁影像的所有分 割结果中,提出方法的分割效果较其他三种分割方 法都有所改善。提出方法在地物边界较清晰且地 物尺寸较大情况下,边界很容易被识别出来,但对 于光谱信息和纹理比较丰富的森林的地方,也出现 了过度分割的情况。但整体上看获得比较满意的 分割结果。

S₂覆盖了公园景观,较S₁的面积更大;影像中主 要包含道路、水体、绿地和建筑物等地物。在影像S₂ 的分割结果中,使用FNEA(50)算法分割产生了严 重的过分割;采用FNEA(100)算法减少了过分割, 但影像过分割的问题仍未得到较好地解决,如水体 还是不能被完整分割。图8(e-f)地物的交界处存在 大量草地和水体被错误分割的现象,这是因为草地 边界与水体的光谱十分接近,误分割状况明显,导 致精度较低等情况;同样采用SH方法对绿地分割 效果较差。提出方法得到的结果如图8(h)所示,通 过精确拟合各地物的分布特征提高分割效果,相对 于前两种方法分割精度进一步得到提高。

从图9可看出,提出方法得到的结果其Precision和Recall大于其他三种分割结果,说明提出方 法更加优越。综合图8和图9来看,提出方法都得 到了最优分割,在S₁的实验分割结果中大多数建筑 物表面内部区域的细节分割的很清晰,且分割呈现 出规则的矩形;同时一些边界模糊的位置也被准确 的分割出来,而不会出现多个分割块的情况,并完 整地保留了房屋细小区域的边界。但是对于绿地 和部分建筑的合并出现了错误的合并。总的来说, 提出方法的分割结果与对应参考影像的边界吻合 程度是最高的。

(2)第二组实验结果

将两景无人机遥感影像数据作为第二组实验。 与第一组相比,S₃和S₄的分辨率更高,地物轮廓更加 清晰,纹理信息更加丰富。分别在S₃和S₄分割结果 中标定蓝色矩形框,如图10所示。采用FNEA(50) 算法和FNEA(100)算法都产生了过分割现象,尺度 越小地物分割越破碎,当地物分布越密集时过分割 现象越严重;FNEA(100)虽然分割的效果比FNEA (50)要好,但是把一些建筑和非建筑区域错误的合 并到了一起,分割线出现了严重的偏移;SH方法对 建筑物和植被边界存在错误分割的情况,造成边界 偏移效果比较明显,但植被得到了更好的合并。从 图10(d)和(h)道路被完整分割出来,裸地也得到了



图 8 实验1影像数据及实验结果-(a) S₁ FNEA 50;(b) S₁ FNEA 100;(c) S₁ SH方法;(d) S₁本文方法结果;(e) S₂ FNEA 50; (f) S₂ FNEA 100;(g) S₂ SH方法;(h) S₂本文方法结果

Fig.8 Segmentation results of S_1 and S_2 (a) S1 FNEA 50, (b) S_1 FNEA 100, (c) S_1 SH method, (d) result of S_1 by proposed method, (e) S_2 FNEA 50, (f) S_4 FNEA 100, (g) S_2 SH method, (h) result of S_2 by proposed method



Fig. 9 Segmentation results of Test1

很好的合并,说明提出方法有效地抑制了过分割现 象,分割效果进一步得到提高。影像分割结果中密 集居民房屋、道路、大块的绿地等均得到了比较理 想的分割结果。分割的线条光滑自然,更加贴近地 物的实际边界。

从图11可看出,通过提出的方法对S₃和S₄影像 进行分割,得到的结果其Precision精度得到了较大 的提升。在S₃和S₄分割的评价结果中,与其他三种 分割结果相比,采用提出方法得到的分割精度最高,分割结果最好。提出方法对建筑物、道路、绿地 等进行了很好的分割,且避免了分割时产生大量伪 边界的情况,较好地保留了重要的目标轮廓信息, 分割精度得到了很大提高,有效地抑制了过度分割 现象。结果表明提出方法可以正确地分割高分辨 率遥感影像。

通过对比实验中两组分辨率不同的四景影像, 提出方法都获得了最高的精度。相比于第一组分 割结果,第二组获得了更好的分割结果,其中第二 组选取的影像的分辨率更高,说明分割效果与分辨 率有关,分辨率越高效果越佳。实验结果充分证实 了提出方法的可行性和适用性,为下一步的遥感影 像的识别或分类提供了很好的基础。



图 10 实验2影像数据及实验结果 (a) S₃ FNEA 50, (b) S₃ FNEA 100, (c) S₃ SH方法, (d) S₃本文方法结果, (e) S₄ FNEA 50, (f) S₄ FNEA 100, (g) S₄ SH方法, (h) S₄本文方法结果

Fig.10 Segmentation results of S_3 and $S_4(a) S_3$ FNEA 50, (b) S_3 FNEA 100, (c) S_3 SH method, (d) S_3 result by proposed method, (e) S_4 FNEA 50, (f) S_4 FNEA 100, (g) S_4 SH method, (h) S_4 result by proposed method

2期



图 11 第二组实验精度评价

Fig. 11 Segmentation results of Test2

3 结论

提出了一种融合层次聚类的高分辨率遥感影像 超像素分割方法。通过对4景不同分辨率和场景的 HSRRS影像分割结果的实验对比,得出结论如下:

 利用自适应多尺度形态学重建分水岭分割 生成超像素,通过自适应迭代自动选择确定分割尺 度,并克服了噪声对影像分割的影响,获得整体分 割效果良好的影像分割结果。

2)采用融合层次聚类的合并方法,可以充分利用超像素区域的信息表达,从而可以较好的获得区域的分割结果,是一种较为有效的方法。

3)当待分割影像中地物的内部特征相似性较弱时或者是对特殊地物的分割,提出的方法不能很好地分割相应区域及其边界。同时针对地物更加复杂且更大范围的遥感影像进行分割时精度和效率有小幅下降。接下来将在提出方法的基础上进一步提高算法性能,同时提高算法的泛化能力和效率。

References

- [1] Chehata N, Orny C, Boukir S, et al. Object-based change detection in wind storm-damaged forest using high-resolution multispectral images [J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(13): 4758-4777.
- [2] JIANG Feng, GU Qing, HAO Hui-Zheng, et al. Survey on content-based image segmentation methods [J]. Journal of Software (姜枫,顾庆,郝慧珍,等.基于内容的图像分 割方法综述.软件学报), 2017, 28(01): 160-183.
- [3] Wang HY, Liang Y Y, Wang Z H. Otsu image threshold segmentation method based on new genetic algorithm [J]. Laser Technology, 2014, 38(3): 364–367.
- [4] Deng X Y, Ma Y D. PCNN model analysis and its automatic parameters determination in image segmentation and edge detection[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2014, 23 (1): 97-103.
- [5] Ren X F, Fowlkes C C, Malik J. Learning probabilistic models for contour completion in natural images [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 77 (1-3): 47-63.
- [6] Wang C, Wang Y, Li Y. Automatic choroidal layer segmentation using markov random field and level set method [J].

IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2017, **21**(6): 1694–1702.

- [7] Pablo A, Barath H, GU C, et al. Semantic segmentation using regions and parts [C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012, 1: 3378–3385.
- [8] SU T. Efficient paddy field mapping using landsat-8 imagery and object-based image analysis based on advanced fractel net evolution approach[J]. GIScience & Remote Sensing, 2017, 54(3):354-380.
- [9] Chaibou M S, Conze P H, Kalti K, et al. Adaptive strategy for superpixel-based region-growing image segmentation [J]. Journal of Electronic Imaging, 2018, 26(6): 1-24.
- [10] Lei T, Jia X, Zhang Y, et al. Superpixel-based fast fuzzy c-means clustering for color image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, 27 (9): 1753-1766.
- [11] DONG Zhi-Peng, WANG Mi, LI De-Ren. A high resolution remote sensing image segmentation method by combining superpixels with minimum spanning tree [J]. Acta Geodaetica Et Cartographica Sinica(董志鹏, 王密, 李德仁. 一种融合超像素与最小生成树的高分辨率遥感影像分割方法. 测绘学报), 2017, 46(6):734-742.
- [12] Liu T G, Miao Q G, Tian K, et al. SCTMS: Superpixel based color topographic map segmentation method [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 35: 78-90.
- [13] Fu Z, Sun Y, Fan L, et al. Multiscale and multifeature segmentation of high-spatial resolution remote sensing images using superpixels with mutual optimal strategy [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(8): 1289.
- [14] Devkota B, Alsadoon A, Prasad P W C, et al. Image segmentation for early stage brain tumor detection using mathematical morphological reconstruction [J]. Procedia Computer Science, 2018, 125: 115-123.
- [15] Zhou C, Liang D, Yang X, et al. Recognition of wheat spike from field based phenotype platform using multisensor fusion and improved maximum entropy segmentation algorithms[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2): 246.
- [16] Lei T, Jia X, Liu T, et al. Adaptive morphological reconstruction for seeded image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2019, 28(11): 5510-5523.
- [17] Zhou S, Xu Z, Liu F. Method for determining the optimal number of clusters based on agglomerative hierarchical clustering [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems*, 2017, 28(12): 3007-3017.
- [18] Dragu L, Tiede D, Levick S R. Esp: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(6): 859-871.
- [19] Wang M, Liu X, Gao Y, et al. Superpixel segmentation: a benchmark [J]. Signal Processing Image Communication, 2017, 56: 28-39.
- [20] Chen J, LI Z, Huang B. Linear spectral clustering superpixel[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(7):3317-3330.
- [21] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. Slic superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.