

基于改进 SLIC 与区域邻接图的高分辨率遥感影像建筑物提取^①

蔡淑宽, 刘金清, 施文灶, 陈存弟, 何世强, 周晓童, 邓淑敏, 吴庆祥

(福建师范大学 光电与信息工程学院 医学光电科学与技术教育部重点实验室, 福州 350007)

通讯作者: 刘金清, E-mail: jqliu8208@fjnu.edu.cn

摘要: 针对传统 SLIC 超像素算法在高分辨率遥感影像上分割质量差的问题, 提出一种基于降维的改进 SLIC 与区域合并的方法对建筑物进行分割. 首先, 对传统 SLIC 的五维计算进行降维简化, 采用灰度特征信息替换色彩信息, 减少 LAB 颜色空间五维特征向量表征的冗余; 其次, 采用区域邻接图对过分割图像进行合并; 最后, 对改进 SLIC 中的主要参数即超像素数目 k 、紧凑度 m 和迭代次数 p 对分割结果的影响做了分析与比较. 实验表明: 该方法不仅分割出了大部分的建筑物信息, 还提高了算法的运行效率与空间效率. 运行时间效率比传统 SLIC 提高了 25.5%; 对建筑物的提取精度能达到 97.6%.

关键词: 高分辨率遥感影像; 图像分割; 改进 SLIC; 区域邻接图(RAG); 建筑物提取

引用格式: 蔡淑宽, 刘金清, 施文灶, 陈存弟, 何世强, 周晓童, 邓淑敏, 吴庆祥. 基于改进 SLIC 与区域邻接图的高分辨率遥感影像建筑物提取. 计算机系统应用, 2017, 26(8): 99-106. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/5932.html>

Building Extraction of High Resolution Remote Sensing Image Based on Improved SLIC and Region Adjacency Graph

CAI Shu-Kuan, LIU Jin-Qing, SHI Wen-Zao, CHEN Cun-Di, HE Shi-Qiang, ZHOU Xiao-Tong, DENG Shu-Min, WU Qing-Xiang

(Key laboratory of OptoElectronic Science and Technology for Medicine of Ministry of Education, College of Photonic and Electronic Engineering, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional SLIC algorithm has poor quality in segmenting high resolution remote sensing images, this paper proposes an improved SLIC based on dimensionality reduction and region merging to segment the buildings. Firstly, it simplifies the dimensionality of the traditional SLIC, and the color information is replaced by the gray feature information to reduce the redundancy of the five-dimensional feature vector of the LAB color space. Secondly, the over-segmentation images are combined by using the region adjacency graph. Finally, the main parameters of the improved SLIC are analyzed and compared, namely, the number of super-pixels ' k ', the compactness ' m ' and the number of iterations ' p '. The experiments show that this method can not only separate most of the building information, but also improve the operation efficiency and space efficiency. The running time efficiency is 25.5% higher than the traditional SLIC, and the segmentation precision of the building can achieve 97.6%.

Key words: high-resolution remote sensing image; image segmentation; improved SLIC; region adjacency diagram (RAG); building extraction

^① 基金项目: 国家自然科学基金(61179011); 福建教育厅项目(JAS151254); 福建师大项目(I201502019)

收稿时间: 2016-12-22; 采用时间: 2017-01-12

利用遥感图像进行信息提取不仅是遥感领域研究的重点和难点,同时也是图像理解和计算机视觉研究的重点^[1].建筑物作为城镇区域主要的地物类型,是城镇区域大比例尺基础地理底图中必须重点表现的专题要素,是城市化进程的监测、城市规划、城市环境检测重要的观测对象.实现遥感影像建筑物的提取能够满足遥感影像制图、地理信息系统的数据获取和自动更新等需要^[2].

经过几十年的发展,高分辨率遥感影像建筑物提取已取得了一定进展.传统的建筑物分割方法日趋进步,逐渐从面向像元向基于对象的方法过渡.超像素是一种同质多像素合并的基于对象的方法,2003年, Ren 等人^[3]最早提出了超像素这一概念.基于超像素分割方法主要有 Felzenswalb 等人^[4]提出的 graph-based 方法, Shi 等人^[5,6]提出的 Ncut(normalized cuts)方法, Moore 等人^[7]的 superpixel lattice 方法, Levinshtein 等人^[8]的 Turbopixels 方法, Achanta 等人^[9,10]的 SLIC(simple linear iterative clustering)方法.然而,现有文献中关于高分辨率遥感影像建筑分割提取方法还存在一些不足:(1)分割精度不够高.目前多数分割结果由于地物复杂性和高分辨率遥感影像受角度、光照、季节等因素的影响造成建筑物分割结果不够精准.而且在实际应用中,自动化分割难以达到精度要求,而人工分割虽然精度较高,却存在工作量大且容易出错等问题;(2)传统分割方法难以适应遥感影像分割.传统的分割方法多数只适用于一般影像,不适用于信息量丰富的高分辨率遥感影像,例如,传统的边缘检测方法由于高分辨率遥感图像地物复杂,边缘特征往往不是非常明显,仅仅利用边缘特征而不去考虑遥感图像空间信息和拓扑结构,难以得到较好的分割效果.

针对现有高分辨率遥感影像建筑物分割提取的研究成果存在的局限性,本文提出一种基于超像素的、实现降低时间和空间成本并提高分割精度的简化 SLIC 分割方法.

1 算法概述

如图 1 所示,本论文的算法包括 SLIC 的简化改进与过分割合并两个部分.具体程序流程如图 2 所示,首先,将多光谱影像转化灰度图像,或直接以全色影像作为研究对象,利用高分辨率遥感影像的灰度信息和位置信息生成一个 3 维特征向量 $[g, x, y]$,利用这个 3 维

向量作均值聚类处理,产生初步分割结果,此分割结果为过分割图像;然后,采用区域合并的方法对细小区域合并到最近的较成型区域中,并对这些合并区域进行标注.

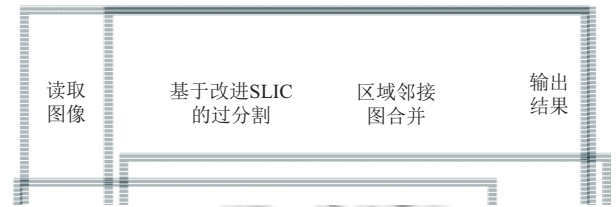


图 1 算法总构架

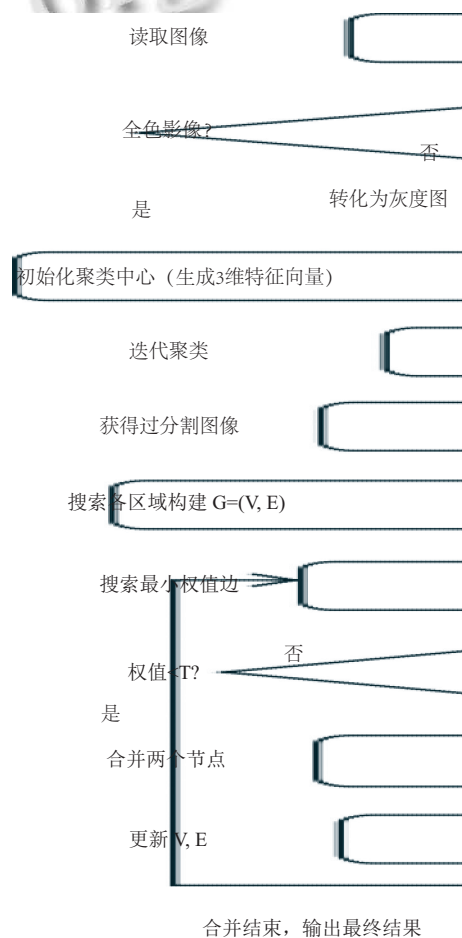


图 2 算法程序框图

2 SLIC 算法

2.1 经典 SLIC 算法

SLIC 算法是 Achanta 等人提出的一种思想简单、实现方便的算法,实现了基于像素颜色特征和空间位置特征的相似性聚类,并以此进行超像素分割.将彩色

图像转换为 CIELAB 颜色空间和 XY 坐标下的 5 维特征向量, 然后对 5 维特征向量构造度量标准, 对图像像素进行局部聚类。

算法1 SLIC超像素分割

- 1: 根据图像大小划分常规网格, 初始化聚类中心;
- 2: 在 3×3 的相邻区间, 移动聚类中心到最小梯度位置;
- 3: **repet**: 对每个聚类中心附近的 $2S \times 2S$ 空间相邻区域, 依据距离测量公式设置最佳匹配像素;
- 4: 计算新的聚类中心和误差E; **until** $E \leq threshold$;
- 5: 强制连通性。

SLIC 算法遵循的距离测量公式如下:

$$D = D_{lab} + \frac{m}{S} D_{xy} \quad (1)$$

$$D_{lab} = \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2} \quad (2)$$

$$D_{xy} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (3)$$

其中, D 是每个像素点与聚类中心的距离; D_{lab} 为色彩特征距离; D_{xy} 为空间特征距离; m 为空间距离影响因子; S 为种子点之间的距离。

下面将几种常见的超像素算法进行了对比, 分割结果如图 3~6 所示, 表 1 将这几种算法进行对比, 可知无论在运行时间、是否可控制超像素个数和紧密度, 还是分割结果上, SLIC 方法均表现出了较好的性能。

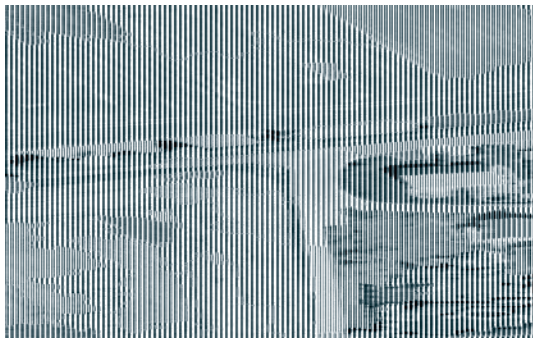


图3 标记分水岭

2.2 改进 SLIC 算法

传统的 SLIC 算法在运用于不同的领域时, 常须完成完整的迭代与聚类过程, 在资源上造成了一定浪费。在高分遥感影像图像中, 分辨率、光谱特性等因素都是算法应用精确度和效率的影响因子。SLIC 算法的主要影响因子是紧密度 m 和超像素个数 k , 只要对 m 和 k 进行调整, 即可得到满足需求的超像素分割结果。

因此, 抓住了该关键点, 结合高分辨率遥感影像和

SLIC 的特点, 本文对 SLIC 算法进行了改进, 简化后的算法只需对 3 维特征向量即灰度特征 g 和空间特征 x, y 进行计算, 避免多维处理的麻烦。对于全色影像, 本算法可直接处理; 对于彩色影像, 只需对其进行灰度化处理即可进行处理, 这远远小于对每一张高分影像的各个像素进行色彩空间的转换和五维空间的计算量, 而 SLIC 参数依然控制图像分割的结果。相对于上述公式 (1)~(3), 简化后的算法主要距离计算为:

$$D = D_g + \frac{m}{S} D_{xy} \quad (4)$$

$$D_g = \sqrt{(g_k - g_i)^2} \quad (5)$$

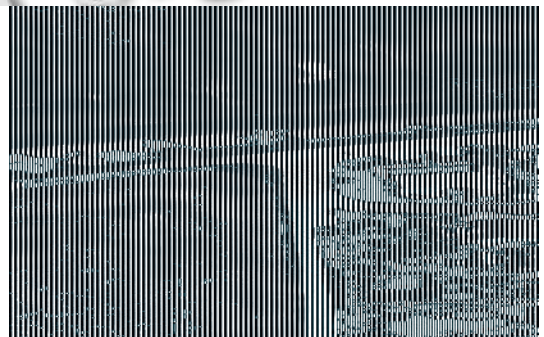


图4 均值漂移



图5 区域生长

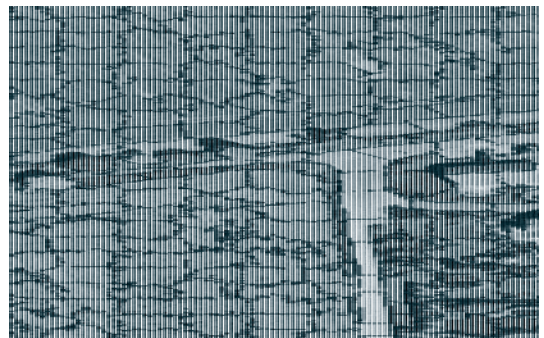


图6 SLIC

表1 几种超像素算法的比较

超像素算法	运行时间 (700×440)	参数个数	是否可控制 超像素个数	是否可控制 紧致性
区域生长	37.23 s	1	不可以	不可以
分水岭算法	8.89 s	1	不可以	不可以
Mean-Shift	9.36 s	3	不可以	不可以
SLIC	6.71 s	2	可以	可以

具体步骤为:

1) 初始化种子点

设图像大小为 $M \times N$, 超像素个数为 K 个, 网格中心为种子点, 每个种子点的距离近似为 $S = \sqrt{N/K}$.

2) 聚类中心移到最小梯度位置

将种子点在以它为中心的 3×3 的窗口内移动到梯度值最小的位置, 图像梯度计算如下公式(6):

$$G(x, y) = \|I(x+1, y) - I(x-1, y)\|^2 + \|I(x, y+1) - I(x, y-1)\|^2 \quad (6)$$

其中, $I(x, y)$ 是位于 (x, y) 像素的灰度特征向量.

3) 迭代聚类

在以种子点为中心的 $2S \times 2S$ 区域内搜索相似像素点. 按公式(4)和(5)反复计算每个像素和聚类中心的距离, 直至所有像素都与最近的聚类中心相关联时, 再计算出新的聚类中心, 继续迭代至收敛.

5) 强制连通区域

在计算过程的最后, 会存在一小部分偏离的区域, 故需要在算法的最后一步, 使用最大相邻聚类的标签重新标注不相交的区域, 强制连通性.

3 区域邻接图合并

基于 SLIC 的超像素分割算法利用了同质区域内像素特征的相似性以及相邻的不同区域之间的边界信息^[11], 能够很好地响应相邻区域的灰度变化, 从而高效地生成了一个结构紧凑、同质性强的超像素. 但是高分辨遥感影像某些典型地物之间的颜色变化并不是很明显, 在城区当中, 建筑物与植被、道路等之间常常没有那么明显的边界信息, 因此, 用 SLIC 方法得到的分割结果存在一定的误差, 主要表现在对灰度变化敏感而导致过分割现象. 因此, 进行区域合并是必要的处理手段.

本实验采用区域邻接图(Region Adjacency Graph, RAG)^[4,12]来实现区域合并.

RAG 的定义为: $G=(V, E)$, 节点 $V=\{m|i=1, 2, \dots,$

$N\}$ 和边 $E=\{e_j|j=1, 2, \dots, M\}$, 其中 N 和 M 和分别表示节点数和边数^[13]. RAG 一般均为无向有权图, 即一条边 $e_j=\{mj1, mj2, wj1\}$ 包括连接的 2 个节点和表示它们相似程度的权值.

具体过程为:

1) 初始化时设置参数, 构建 RAG;

2) 找到 RAG 中权值最小的边 $e_{min}=\text{argmin}_{e \in E}\{w\}$;

3) 判断 e_{min} 的权值 w_{min} 是否小于阈值 T , 是则合并 e_{min} 中的 2 个节点, 并更新合并操作后的 V 和 E , 再返回步骤 2); 否则, 终止算法, 输出结果.

4 结果与分析

4.1 数据

本实验研究对象为 2016 上半年福州市的 Quick Bird 影像, 为保证数据的多样性, 本文另外选取国内外一些区域的遥感影像进行实验. 从中选取 8 组影像进行测试, 测试影像包含的建筑物具有不同类型、不同分布、不同风格、不同形状与材料的特点, 增加实验结果的可靠性与实用性.

#1 组测试影像中的建筑物屋顶颜色深, 为较早期的建筑物, 其排列不规则, 且树木干扰较多, #2 组测试影像的建筑物屋顶颜色较浅, 为中期的建筑物, 排列也相对规则, 树木干扰相对于楼层高度较不严重; #3 组测试影像的建筑物几何形状特殊, 为现代化建筑, 树木干扰相对于建筑物位置较远. #4、#5 组测试影像为北京和国外的工业区, 其特点是建筑物普遍较低矮, 屋顶材料较一致, 干扰物较少, 但与周围建筑物群的差别较大; #6、#7、#8 组测试影像分别为德国、丹麦、美国的居民建筑区, 其特点是建筑物排列规则, 屋顶材料一致, 周围区域较为空旷, 干扰物相对较少, 与福州地区建筑物特点形成较大的对比.

4.2 参数分析

SLIC 算法主要涉及 3 个参数, 如表 2 所示.

表2 参数及其描述

控制参数	参数描述
紧凑因子 m	影响超像素形状的规则程度: m 越大, 边界贴合度越高, 形状越规则
超像素块 k	影响超像素区域的数目: k 越大, 超像素个数越多, 超像素块越小
迭代次数 p	影响算法的运行时间与聚类中心的位置

1) 迭代次数 p

迭代次数的影响一方面体现在对聚类中心即特征向量 $[g, x, y]$ 的位置影响, 进一步影响初步的分割结果; 另一方面体现在对程序运行时间的控制上.

本实验用单一变量法对同一幅图像进行不同迭代次数的分割结果与运行时间观察, 得到图7的结果. 可以得出, 聚类中心位置随迭代次数的变化而变化, 但在大于3次之后聚类中心位置在较小的范围内波动. 另外, 迭代次数对运行时间影响最大, 迭代次数越多, 运行时间越长, 而分割结果之间差异并不显著. 因此, 只要迭代次数在满足较好的分割结果后, 不应再进行迭代而浪费资源. 本次实验设置迭代次数为5.

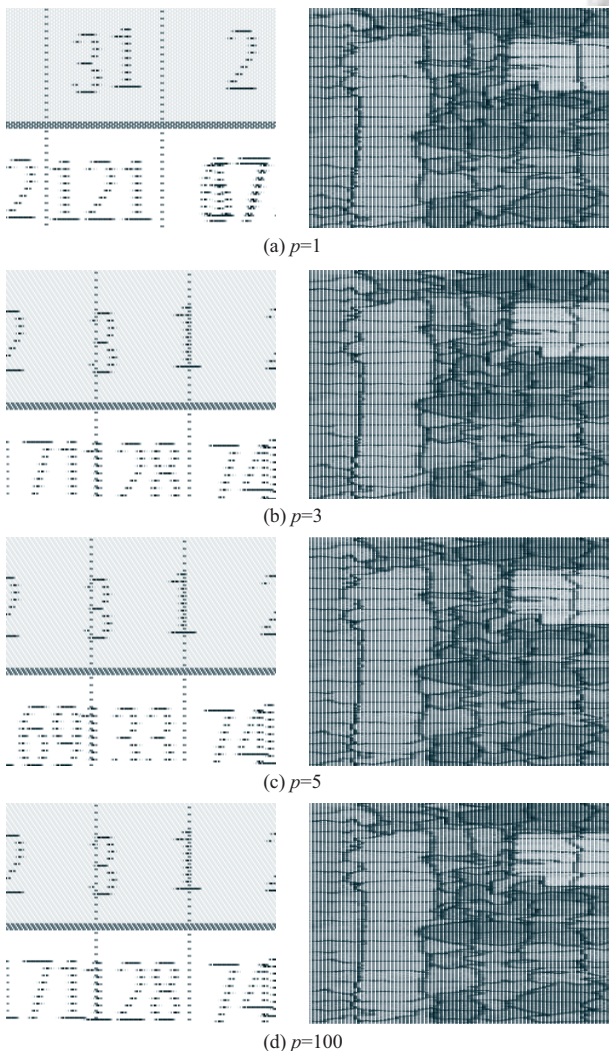


图7 迭代次数对聚类中心及分割结果的影响

图8 分别给出传统 SLIC 与改进 SLIC 的迭代时间与总运行时间比. 标星*和实心点·曲线分别表示传

统 SLIC 算法和改进 SLIC 算法迭代时间与总运行时间的比值, 右端点表示其均值. 由此得出, 迭代时间随着迭代次数的增大, 其所占程序总运行时间的比例就越大, 但变化幅度却逐渐减小; 另外, 改进 SLIC 在各个时间成本上(迭代时间、算法总运行时间和所占时间比)均比传统 SLIC 花费小, 时间效率提高了约 25.5%.

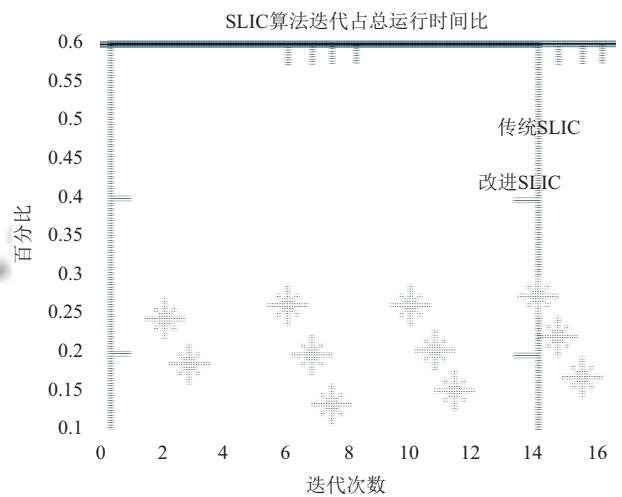


图8 迭代次数占运行时间比

2) 紧凑因子 m

到目前为止的很多文献都对 m 和 k 这两个参数作了很多分析: k 的大小控制超像素的个数; m 的大小影响着空间距离与色彩距离的权重, 进一步影响超像素的规则度和分割边缘的贴合度. 在本实验中, 我们注意到, 这些结论都忽略了超像素边长 S 对 D 的影响, 即 k 与 m 之间的相对关系. 由像素点与聚类中心的距离公式:

$$D = \sqrt{d_c^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2 \cdot m^2} \text{ 与 } S = \sqrt{N/k}, \text{ 得:}$$

$$D = \sqrt{d_c^2 + \frac{d_s^2 \cdot m^2 \cdot k}{N}} \quad (7)$$

其中 d_c 为灰度距离, d_s 为空间距离. k 和 m 作为 SLIC 分割方法中最重要的两个参数, 由于 m 的取值范围在 1~40 之间, 而 k 的取值范围一般在 1~1000 甚至更大之间, 相对于 k 来说, m 的变化范围小. 公式(7)表明, m 对分割结果的影响和超像素个数 k 的大小有关.

图9 是在 k 较大和较小值的情况下, m 的大小对图像分割结果的影响. 由此可知, 当超像素个数 k 较小时, m 的变化对距离 D 的影响较小, m 的大小对分割结果的影响较小; 当超像素个数 k 较大时, m 的变化对距

离 D 的影响较大, m 的大小对分割结果的影响较大. 另外, 在 k 值相同的情况下, m 值越小, 空间距离对 D 的影响就越小, 超像素对灰度信息响应好, 超像素内同质性好, 因此分割结果与实际边界贴合程度就越高, 但超像素的形状越容易不规则; m 值越大, 空间距离对 D 的影响就越大, 超像素对灰度信息响应较小, 超像素内同质性差, 因此分割结果与实际边界贴合程度低, 但超像素的形状越规则; 经过实验, 当紧凑因子设置为 25 时, 可以较好的综合像素点的灰度和位置信息, 具有较好的分割效果.

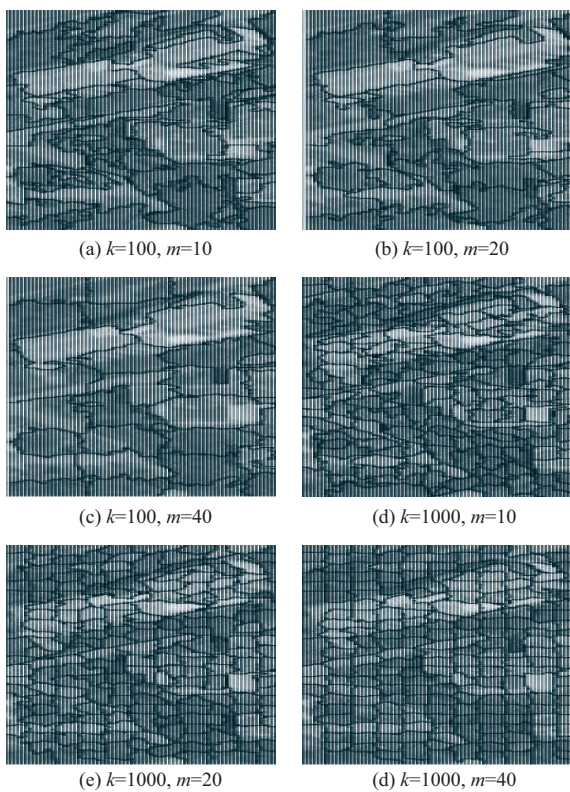


图9 不同 k 值下 m 对分割结果的影响

3) 超像素个数

若超像素个数少, 则超像素块较大, 包含的信息越丰富, 分割整体性好, 反映出较好的建筑物的结构信息和地物的空间拓扑信息, 但存在分割不到位的情况; 若超像素个数多, 则超像素块小, 超像素块内同质性好, 但包含的信息少, 不能很好地反映出建筑物的结构信息和地物的空间拓扑信息. 基于本实验遥感影像的高空间分辨率特性, 为了兼顾分割的整体性与精确性, 经过实验, 将超像素个数设置为 500 时, 分割效果较好; 实验结果如图 10 所示. 同时这也表明, SLIC 超像素分

割方法很适合应用于高分辨率的遥感影像的处理上.

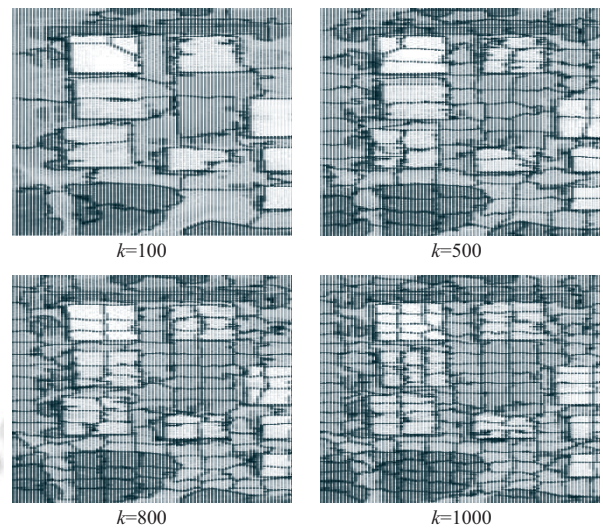


图10 超像素个数对分割结果的影响

另一方面, 超像素个数越大, 意味着聚类中心越密集, 分割得越细致, 计算量越大. 超像素个数 k 对算法的运行时间影响如图 11 所示, 超像素个数从 100~1000 按 100 等量变化时, 随着分割数目越多, 程序执行时间越长.

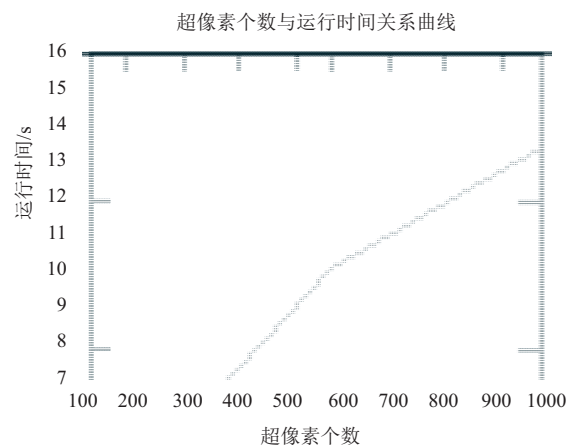


图11 超像素个数对运行时间的影响

4.3 分割结果

用本研究的算法结合表 3 的参数取值对 8 组测试影像进行建筑物提取分割, 结果如图 12 所示.

表3 参数设置

参数	是否影响分割结果	是否影响运行时间	设置值
k	是	是	500
m	是	否	25
P	否	是	5

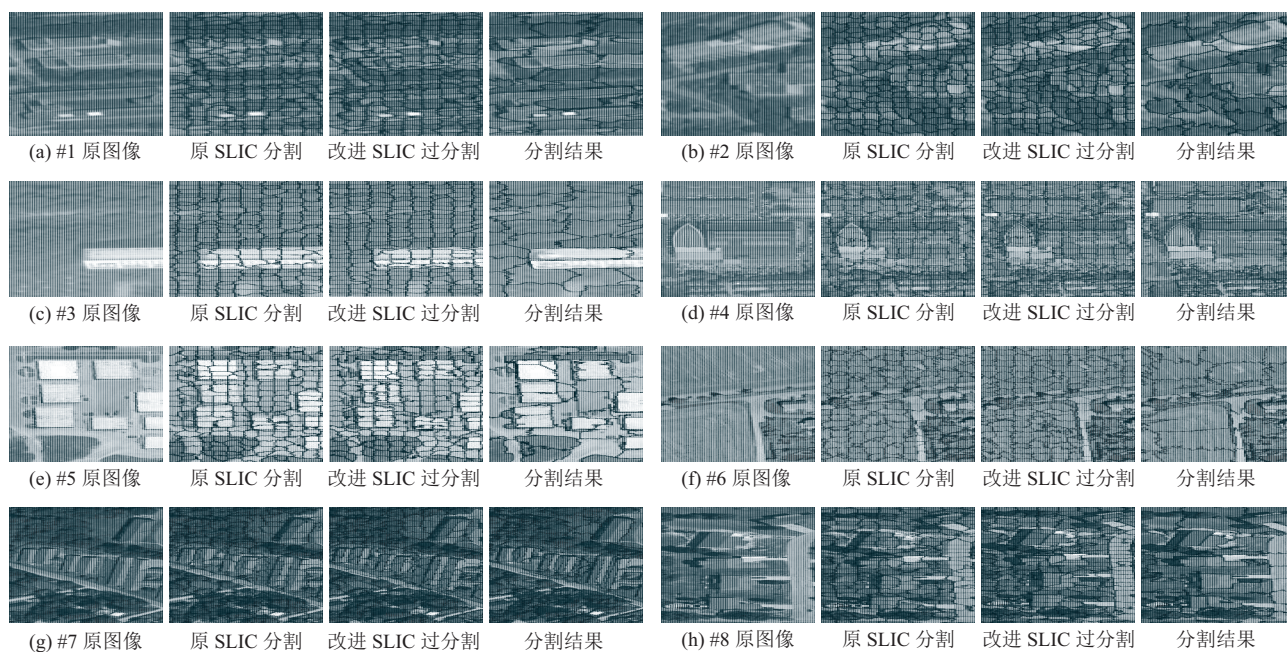


图 12 分割结果图示

由以上结果可以看出,在同质性较大的情况下,超像素大小及形状都较为规则,而分割的边缘贴合度较差,但基本都能实现建筑物的提取,如#1, #2. 在建筑物形状较为特殊的情况下,若是由常见的几何形状组成,则分割结果较好,如#3,若是圆形、椭圆形或其他异形建筑物,则较难进行分割,如#1中的圆形建筑. 在地物较复杂的情况下,由于地物多样性和树木等干扰,虽然可分割到大部分较明显的建筑物,但存在部分较小、较难分割的区域,造成分割结果不理想,如#4、#7. 工业区一般是由简单的地物组成的,排列、形状及屋顶同质性都较好,且与其他地物的光谱特性差别较大,因此,工业区的分割结果也较为理想,如#5. 相对于国内建筑物,国外建筑物由于与周边地物的差别较大,其分割结果不仅能分割出建筑物轮廓,且分割的边缘贴合度较好,如#6、#7、#8.

本文采用将建筑物分割结果图像与人工标注图像比对的方法对测试影像进行测评,即 $\times 100\%$. 为了实验的可靠性,本文在综合以上8组测试影像的数据之外,另外选取了20组数据进行实验,分析得出,该方法对建筑物的提取精度能达到97.6%.

5 结束语

本文针对高分辨率遥感影像提出了一种基于降维

的改进SLIC与区域合并的方法对建筑物进行提取. 对不同类型与不同时期的建筑物进行快速聚类,并对过分割图像进行合并,得到建筑物的几何分割结果,为建筑物的提取提供了一种有效方案. 试验结果表明,相对于现有多数建筑物提取方法只能粗略地检测建筑物的所在位置、分割方法复杂及需人工设置大量参数等问题,本文可实现对建筑物进行快速、准确地分割,运行时间效率提高了25.5%,对建筑物的提取精度达到97.6%;而且,本文所涉及的参数只有3个,通过对其变化规律的分析,可较好地确定其取值. 另外,本方法对数据的多样性具有一定的适应性,但由于超像素块的规则形状特性,对于不规则形状建筑物的分割较不理想,甚至导致无法提取. 实现本方法参数设置的自动化、使其适应更大区域内的多样建筑物提取是后续的研究目标.

参考文献

- 1 赵英时. 遥感应用分析原理与方法. 北京: 科学出版社, 2003: 47-56.
- 2 张峰, 薛艳丽, 李英成, 等. 基于SVM的多源遥感影像面向对象建筑物提取方法. 国土资源遥感, 2008, (2): 27-29, 47. [doi: 10.6046/gtzyyg.2008.02.07]
- 3 Ren XF, Malik J. Learning a classification model for segmentation. Proc. of the 9th IEEE International Conference

- on Computer Vision. Nice, France. 2003. 10–17.
- 4 Felzenszwalb PF, Huttenlocher DP. Efficient graph-based image segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 59(2): 167–181. [doi: [10.1023/B:VISI.0000022288.19776.77](https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000022288.19776.77)]
 - 5 Shi JB, Malik J. Normalized cuts and image segmentation. *Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Juan, Argentina. 1997. 731–737.
 - 6 Shi JB, Malik J. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 888–905. [doi: [10.1109/34.868688](https://doi.org/10.1109/34.868688)]
 - 7 Moore AP, Prince SJD, Warrell J, *et al.* Superpixel lattices. *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Anchorage, AK, USA. 2008. 1–8.
 - 8 Levinshtein A, Stere A, Kutulakos K N, *et al.* TurboPixels: fast superpixels using geometric flows. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(12): 2290–2297. [doi: [10.1109/TPAMI.2009.96](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2009.96)]
 - 9 Achanta R, Shaji A, Smith K, *et al.* Slic superpixels, EPFL Technical Report no. 149300. [S.l.]: Cole Polytechnique Fédéral de Laussanne (EPFL), 2010.
 - 10 Achanta R, Shaji A, Smith K, *et al.* SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274–2282. [doi: [10.1109/TPAMI.2012.120](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.120)]
 - 11 吴洋. 基于超像素的面向对象遥感图像分类方法研究[硕士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2013.
 - 12 Qin AK, Clausi DA. Multivariate image segmentation using semantic region growing with adaptive edge penalty. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010, 19(8): 2157–2170. [doi: [10.1109/TIP.2010.2045708](https://doi.org/10.1109/TIP.2010.2045708)]
 - 13 苏腾飞, 张圣微, 李洪玉. 基于优化合并的高分辨率遥感影像分割算法. *地球信息科学学报*, 2016, 18(7): 931–940.