

文章编号: 1001-1595(2010)01-0039-07

面向对象的高分辨率遥感影像城区建筑物分级提取方法

陶 超^{1,2}, 谭毅华^{1,2}, 蔡华杰^{1,2}, 杜 博^{1,2}, 田金文^{1,2}

1. 华中科技大学 图像识别与人工智能研究所, 湖北 武汉 430074; 2. 华中科技大学 多谱信息处理技术国家重点实验室, 湖北 武汉 430074

Object-oriented Method of Hierarchical Urban Building Extraction from High-resolution Remote-Sensing Imagery

TAO Chao^{1,2}, TAN Yihua^{1,2}, CAI Huajie^{1,2}, DU Bo^{1,2}, TIAN Jinwen^{1,2}

1. Institute of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2. The State Key Laboratory for Multi-spectra Information Processing Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

Abstract: An automatic urban building extraction method for high-resolution remote-sensing imagery, which combines building segmentation based on neighbor total variations with object-oriented analysis, is presented in this paper. Aimed at different extraction complexity from various buildings in the segmented image, a hierarchical building extraction strategy with multi-feature fusion is adopted. Firstly, we extract some rectangle buildings which remain intact after segmentation through shape analysis. Secondly, in order to ensure each candidate building target to be independent, multidirectional morphological road-filtering algorithm is designed which can separate buildings from the neighboring roads with similar spectrum. Finally, we take the extracted buildings and the excluded non-buildings as samples to establish probability model respectively, and Bayesian discriminating classifier is used for making judgment of the other candidate building objects to get the ultimate extraction result. The experimental results have shown that the approach is able to detect buildings with different structure and spectral features in the same image. The results of performance evaluation also support the robustness and precision of the approach developed.

Key words: high-resolution remote-sensing imagery; building extraction; object-oriented method; morphology; Bayesian rule

摘 要: 提出一种高空间分辨率遥感影像城区建筑物自动提取方法。该方法将面向对象的思想融入到基于邻域总变分的建筑物分割方法中, 并通过分析分割后不同类型建筑物提取的难易程度, 提出一种多特征融合的建筑物对象分级提取策略: 首先通过形状分析检测一部分分割完整的矩形建筑物目标, 然后采用新提出的多方向形态学道路滤波算法将建筑物与邻近光谱相似的道路目标分离, 确保每个候选建筑物目标都是独立的对象, 最后利用初提取的建筑物对象和已剔除的非建筑物对象作为样本建立概率模型, 根据贝叶斯准则进行建筑物后提取。实验表明: 该方法可以检测同一幅影像中具有不同形状结构和光谱特性的建筑物目标, 准确率高、鲁棒性好。

关键词: 高分辨率遥感影像; 建筑物提取; 面向对象; 形态学; 贝叶斯准则

中图分类号: P237 文献标识码: A

基金项目: 国家 863 计划(2007AA12Z153); 民用航天预研计划

1 引言

遥感影像能够快速地球表面信息, 特别是随着高分辨率遥感影像的应用, 使其成为 GIS 数据库以及地图更新的重要信息源。近 20 年来, 从遥感影像中进行建筑物提取已成为一个研究热点, 学者们提出了很多用于建筑物检测的模型与策略, 主要可以分为以下 3 类:

1. 基于底层直线特征的建筑物提取方法^[1-3]。这类方法首先提取影像的边缘, 然后根据

边缘提取直线并将它们按某种准则进行分组, 进而由直线图形提取建筑物;

2. LiDAR 数据与高分辨遥感影像结合的建筑物提取方法^[4-5]。这类方法利用 LiDAR 数据提供的高程信息分离出非地面点, 再从非地面点中分离出建筑物点, 并结合遥感影像数据提供的边缘信息提取建筑物轮廓;

3. 面向对象的建筑物提取方法^[6-8]。这类方法通过对影像的分割, 使同质像素组成大小不同的影像对象(image object), 然后利用建筑物对象

的光谱信息、形状纹理特征以及上下文关系进行目标提取。

在高空间分辨率遥感影像中,存在分辨率的提高带来的“噪声”导致有用边缘信息不明显,同时复杂的影像背景也会产生大量难以处理的细碎边缘,因此第一类方法希望利用边缘检测来可靠地提取出完整的房屋边界,不可避免的会存在很多房屋边界误检和漏检的情况,其实用性和准确性离实际应用还有很大的差距。第二类方法在利用 LiDAR 数据提供的高程信息分离出建筑物点的基础上,使用遥感影像数据提取建筑物目标的外轮廓。由于这种辅助信息并不总是可得,该方法具有一定的局限性。

面向对象的方法是近年来提出的一种新方法,这种方法通过影像分割提取同质区域,然后对各个区域进行特征分析提取建筑物目标。这避开了边缘检测的问题,同时也能更好地利用目标的光谱和形状特征,相对于第一类方法有其明显的优势,并且无需任何辅助的先验知识。但是在具有较高复杂场景的高分辨遥感影像中,存在严重的树木遮挡、阴影、道路等噪声,使得分割后的建筑物目标形状不完整或者与光谱相似的道路目标混叠而没被分离成独立的对象,同时影像中建筑物形状多样、大小不一,如果对所有候选建筑物对象都采用统一的特征参数进行分析,误判和漏判的问题将会频频发生。为此,在对影像进行邻域总变分分割获取候选建筑物对象后,本文提出一种多特征融合的建筑物分级提取策略,分为三个阶段。第一阶段,通过形状分析提取一部分分割完整的矩形状建筑物目标;第二阶段,针对建筑物与邻近光谱相似的道路目标相互混叠的问题,采用一种多方向形态学道路滤波算法实现两者的分离,确保每一个候选建筑物目标都是独立的对象;第三阶段,利用初提取的建筑物对象和已剔除的非建筑物对象作为样本建立概率模型,根据贝叶斯准则进行建筑物后提取。

2 基于邻域总变分的建筑物分割

若处理影像为 $u(x, y)$, 则邻域总变分定义为影像梯度幅值的积分

$$J_T(u) = \int_{D_u} \sqrt{|\Delta u|^2 + \beta} \, dx dy \quad (1)$$

其中, Δ 为梯度算子; D_u 是影像 u 的支持域; $\beta > 0$ 为可调参数, 避免 $J_T(u)$ 在 $\Delta u = 0$ 时不可微。

由于建筑物一般具有均匀的光谱特性, 使得影像 u 中建筑物区域的总变分相对非建筑物区域要小得多。利用上述特性, 定义如下似然函数^[9]来表征影像中每一点的局部均质程度

$$LS(u(x_0, y_0)) = \frac{\int_{D_{u(x_0, y_0)}} \lambda(x, y) \, dx dy}{\int_{D_{u(x_0, y_0)}} \lambda(x, y) \sqrt{\Delta u(x, y) + \beta} \, dx dy} \quad (2)$$

其中, 分母为加权的邻域总变分; $D_{u(x_0, y_0)}^r$ 为以像素点 (x_0, y_0) 为圆心, 半径为 r 的圆形支持域, 对于 1 m 分辨率的遥感影像, r 取 5~11 皆可; $\lambda(x, y)$ 为支持域 $D_{u(x_0, y_0)}^r$ 中对应像素点的权值, 可通过高斯模板计算; $\beta > 0$, 为可调参数, 避免在 $\Delta u(x, y) = 0$ 时分母为 0, 1。

同总变分一样, 加权邻域总变分也反映了影像中的某一点附近的平滑程度, 其值越小则越平滑。相应地, $LS(u(x, y))$ 越大, 表明 $u(x, y)$ 属于建筑物区域可能性越大。计算得到似然函数并将其规格化至 $[0, 255]$ 之间, 文献[9]通过灰度直方图分析选取合适的分割阈值对 $LS(u(x, y))$ 二值化。然而在高分辨率遥感影像中, 道路、停车场、绿地等目标同样具有均匀的光谱特性, 二值化处理把它们与建筑物归为一类容易造成各个目标相互混叠, 使得它们独特的光谱和结构特征难以被充分利用, 这给后续建筑物提取造成很大的困难。

为了实现建筑物的精确提取, 引入面向对象的思想: 首先通过灰度直方图分析影像 $LS(u(x, y))$ 选取合适的分割阈值, 把小于阈值的像素点赋为 0, 而大于阈值的像素点保留其原始灰度值, 然后采用区域生长方法对影像的非 0 区域进行分割, 以分割后产生的影像对象为基本处理单元进行后续处理。经过上述处理后, 影像中主要包含建筑物对象以及部分同样具有均匀光谱特性的道路和绿地对象, 其中绿地不仅遮蔽建筑物, 导致建筑物形状的缺失, 而且会造成与其形状相近的建筑物混淆。因此首先要把绿地基元从影像中去除, 降低房屋提取的难度。因绿地与其他地物的光谱差异较大, 采用简单的灰度阈值分割法即可将其分离出, 得到屏蔽绿地后的影像。

3 建筑物分级提取框架

图 1(b) 为基于邻域总变分的建筑物分割并

去除绿地的结果。从图中可以看出, 待提取建筑物的外形轮廓在影像中主要表现为下面三种情况: ① 部分建筑物(屋顶)内部灰度值分布均匀且与周围背景对比度较大, 因此被完整的分割出来; ④ 部分建筑物由于树木或者其他建筑物的遮挡, 导致分割后形状缺失, 不能采用统一的几何模型来描述其形状; ④ 部分邻近道路的建筑物由于光谱特征与道路类似, 造成分割后与道路混叠在一起而难以被提取。

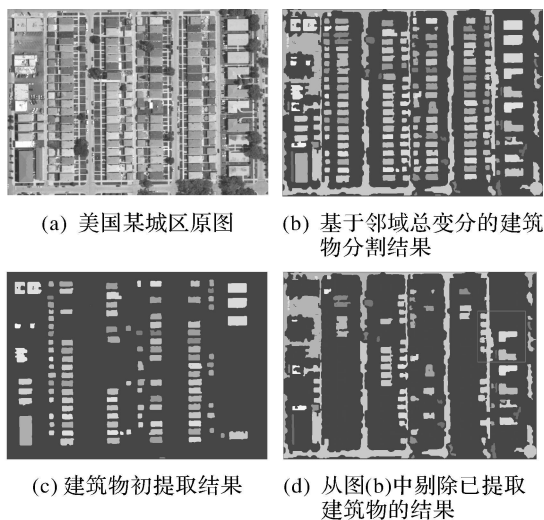


图 1

Fig. 1

为此, 首先通过形状分析提取遥感影像中最常见也最易提取的矩形建筑物, 而其他建筑物虽然形状结构复杂难以根据形状特征进行提取, 但是它们与矩形建筑物(特别是同一幅图像中提取的)具有相似的纹理特征, 所以可以利用初提取的矩形建筑物作为样本提取纹理特征进行学习和建模, 然后利用模型识别其他复杂的建筑物。基于这种思想提出一种多特征融合的建筑物分级提取策略, 包含建筑物初提取、多方向形态学道路滤波、基于贝叶斯准则的建筑物后提取三个阶段。

3.1 建筑物初提取

形状信息是高分辨遥感影像目视判别中的一个非常重要的线索, 在基于影像对象的识别方法中, 每个影像对象都被赋予了形状信息, 依据这些信息可以将特定目标从其他地物中区分出来。虽然现实中建筑物的形状千差万别, 但大多数建筑物的外形都可归结为矩形或者矩形的组合, 因此可以认为矩形是构成这类建筑物的基本形状。一般矩形可通过以下二个参数来描述:

矩形度

$$P_1 = \frac{S_0}{S_R} \quad (3)$$

其中, S_0 为目标面积; S_R 为其最小外接矩形面积。 P_1 反映了一个物体对其最小外接矩形的充满程度。对于矩形房屋 P_1 取得最大值 1.0。

长宽比

$$P_2 = \frac{l_1}{l_2} \quad (4)$$

其中, l_1 、 l_2 分别表示目标最小外接矩形的长和宽。

在初提取阶段, 首先提取那些分割完整的矩形建筑物目标, 故设定矩形度下限为 0.8, 建筑物的长宽比一般不应很大, 设定其长宽比的上限为 4:1。同时在给定分辨率影像中, 建筑物的面积存在恒定的上界和下界, 依据上述特征参数, 提取满足条件的建筑物对象。需要注意的是: 由于特征参数设定相对严格, 某些分割完整但具有复杂结构的建筑物对象并没有被提取出来, 这样做的目的在于保证此阶段的检测尽可能准确, 防止非建筑物噪声被误检, 其他结构的建筑物对象的提取方法将在 3.3 节给出。

3.2 多方向形态学道路滤波

在进行建筑物后提取前, 需要确保每一个候选建筑物目标都是独立的对象。但是在高分辨率遥感影像中同谱异物的现象普遍存在, 使得预处理后的一些建筑物与邻近的道路相互混叠而没被分离成独立的对象, 这直接影响到该类型建筑物的有效提取。为此, 采用一种基于多方向线状结构元素的形态学道路滤波算法来解决上述问题。

数学形态学是一种从集合的角度来刻画和分析影像的数学方法, 它的基本思想是利用一个携带对象特征的结构元素来度量和提取影像中对应的形状, 从而达到特定目标检测和识别的目的。因此可以构造具有道路模型特征的结构元素, 利用形态学滤波原理去除道路目标。下面以图 2 为例来说明道路滤波算法的具体流程:

1. 构造具有道路模型特征的结构元素。形态学算法的性能取决于结构元素的选取, 因此, 选取怎样的结构元素是设计算法的关键。考虑到预处理后道路一般呈细长条几何结构且具有明显的方向性, 但这种方向具有不确定性, 因此可以构造一组多方向线状结构元素 B_{L, α_i} (如图 2(b) 所示) 来描述道路的几何特征

$$B_{L,\alpha_i} = \left\{ \begin{array}{l} (x_i, y_i) \left| \begin{array}{l} y_i = x_i \tan(\alpha_i), x_i = 0, \pm 1, \dots, \pm \frac{(L-1)\cos(\alpha_i)}{2} \text{ if } |\alpha| \leq 45 \\ x_i = y_i \cot(\alpha_i), y_i = 0, \pm 1, \dots, \pm \frac{(L-1)\sin(\alpha_i)}{2} \text{ if } 45 < |\alpha| \leq 90 \end{array} \right. \end{array} \right\} \quad (5)$$

其中,方向角 $\alpha_i = i \times 10^\circ$; 长度 L 取 80 个像素。

2. 形态学滤波。形态学开运算能在去除小于结构元素的影像细节的同时也保留适合结构元素的像素点。利用这个特性,用式(1)得到的多方向线状结构元素 B_{L,α_i} 对待处理的二值影像 I 做如下定义的形态学运算提取影像中的道路区域

$$f = \bigcup_{i=-9}^9 I \circ B_{L,\alpha_i} \quad (6)$$

其中,符号 \circ 表示二值形态学开运算。

3. 去除道路区域。用 I 与 f 做差,剔除影像中的道路区域实现建筑物与道路区域的分离(如图 2(c)所示)。

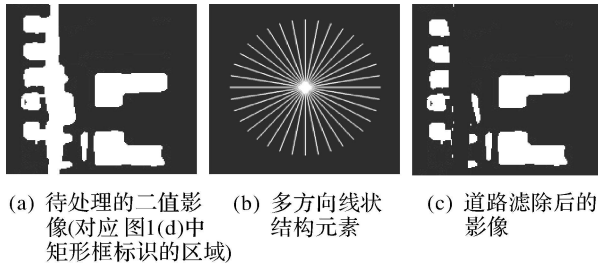


图 2

Fig. 2

3.3 基于贝叶斯准则的建筑物后提取

经过前两个阶段的处理后,余下需要提取的建筑物目标,它们或者形状缺失而与噪声不好区分,或者结构比较复杂难以采用统一的几何特征描述。对于这些较难提取的目标,采用一种基于贝叶斯准则的检测方法,将目标识别问题转化为最大后验概率估计问题:首先利用初提取的建筑物对象和已排除的非建筑物对象(林地,道路)作为训练集提取特征,得到两类类别已知的判别特征矢量集;然后对建筑物类和非建筑物类的特征矢量集分别进行混合高斯建模,以估计两类对象的条件概率密度函数;最后利用贝叶斯判别方法对候选建筑物对象进行判决,得到建筑物后提取结果。

3.3.1 特征提取

由于此阶段待提取的建筑物形状复杂而难以采用统一的几何特征描述,而且在光谱信息上也可能与其他噪声存在重叠部分。在这种情况下,纹理特征作为基本的视觉特征之一,对于区分纹理细节丰富的遥感影像目标会起到积极的作用^[10]。

利用 Gabor 滤波器对原图进行 3 个尺度, 8 个方向的 Gabor 变换,并对同一尺度不同方向的特征取平均得到 3 个纹理特征子带,对这 3 个子带特征进行进一步提取,计算各个对象区域的均值和方差,构成一个 6 维的特征矢量,作为它们的纹理特征信息 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_6\}$ 。用初提取的建筑物和已排除的非建筑物对象作为样本建立训练样本集,分别提取各个样本的纹理特征矢量并采用去均值和除以标准方差的方法对这些特征矢量进行归一化处理得到样本的判别特征矢量。

3.3.2 建立先验模型

在得到训练样本集中所有样本的判别特征矢量后,就要对其中建筑物类和非建筑物类的判别特征矢量集的统计分布分别进行建模,以估计两类对象的条件概率密度函数,为建筑物后提取阶段的贝叶斯判别提供统计意义上的先验模型。

由于高斯混合分布的密度函数可以逼近任何有限断点的连续概率密度函数^[11],所以可以假设判别特征矢量集在特征空间中的条件概率密度分布服从混合高斯分布,令混合成分个数为 r ,其概率密度模型可表示为

$$p(x | \omega) = \sum_{i=1}^r z_i f_i(x) \quad (7)$$

式中, z_i 为第 i 个高斯分布成分的权重因子,且满足归一化条件 $\sum_{i=1}^r z_i = 1$ 及 $z_i > 0$; $f_i(x) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_i|^{1/2}} e^{-\frac{(x-u_i)^T \Sigma_i^{-1} (x-u_i)}{2}}$ 为第 i 个高斯成分的密度函数, u_i 为该分布成分的均值矢量, Σ_i 为该成分的协方差矩阵, $d = 6$ 表示特征矢量 x 的维数。其中混合高斯概率密度模型中的各个参数可采用 EM 算法进行求解(为减少运算量,本文采用 hard-cut EM 算法^[12],实验中 r 取 2)。

3.3.3 贝叶斯判决

在建立建筑物和非建筑物对象的先验概率模型后,就可以根据贝叶斯判别方法对候选建筑物对象进行分类判决。设 Y 为对待判别候选建筑物对象进行纹理特征提取得到的判别特征矢量,则它属于建筑物类和非建筑物类的后验概率分别可表示为 $p(\omega_1 | Y)$ 和 $p(\omega_2 | Y)$, 根据贝叶斯最小错误决策规则得到对该候选建筑物对象进行判别

的公式为

$$Y \in \begin{cases} \text{建筑物} & p(\omega_f | Y) > p(\omega_h | Y) \\ \text{非建筑物} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

其中的后验概率可根据贝叶斯理论通过条件概率 $p(Y | \omega_f)$ 和 $p(Y | \omega_h)$ 计算得到

$$\left. \begin{aligned} p(\omega_f | Y) &= \frac{p(\omega_f)p(Y | \omega_f)}{p(Y)} \\ p(\omega_h | Y) &= \frac{p(\omega_h)p(Y | \omega_h)}{p(Y)} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中, $p(\omega_f)$ 和 $p(\omega_h)$ 为建筑物类和非建筑物类的先验概率; $p(Y)$ 为混合密度函数, 将式(9)代入到式(8)中得到实际计算的判别公式

$$Y \in \begin{cases} \text{建筑物} & p(Y | \omega_f) / p(Y | \omega_h) > \eta \\ \text{非建筑物} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\eta = p(\omega_h) / p(\omega_f)$, 为建筑物类与非建筑物类在图像中出现的先验概率之比, 可根据实际的使

用环境和条件进行调整。实验中取 $\eta = 1.0$, 即认为建筑物类与非建筑物类在图像中出现的概率相同。

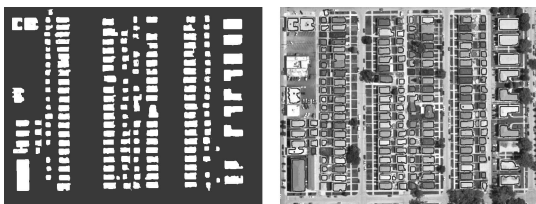
由于建立先验模型所使用的训练样本集均来自于原图, 这充分保证了模型的置信度和可适性; 而且样本集的建立过程不需要人工参与, 这也满足了算法自动化的需求。利用从图 1(a) 中初提取的 79 个建筑物对象和已排除的 51 个非建筑物对象(道路, 绿地)作为样本建立训练样本集(部分训练样本对象的纹理特征统计数据见表 1), 为充分说明两类样本特征的类别可分性, 采用 k 均值聚类算法将训练样本聚为 2 类, 其中建筑物对象中有 72 个被聚为一类, 正确聚类率为 91.13%; 非建筑物对象中有 43 个被聚为一类, 正确聚类率为 84.31%。这表明两类样本的纹理特征矢量在特征空间中是可分的。

表 1 部分训练样本对象的纹理特征统计表

Tab. 1 Statistical table of part of training sample's texture feature

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	K 均值聚类(2 类)
建筑物 1	81.488 7	29.354 2	10.465 6	18.903 6	4.546 9	0.577	1
建筑物 2	77.455 6	27.931 2	9.938 8	18.255 4	4.605 6	0.567 8	1
建筑物 3	74.041 9	27.779 3	9.875 4	21.886 5	3.989 7	0.546 9	1
非建筑物 1(绿地)	36.887 7	13.437 7	4.509 4	15.717 2	6.760 3	1.679	2
非建筑物 2(绿地)	34.511 1	9.209 5	2.654 9	9.294 2	3.808	0.767 9	2
非建筑物 3(道路)	55.643 5	11.595 7	2.933 5	9.663 9	2.575 7	0.564 6	2
非建筑物 4(道路)	62.255 9	11.315 2	2.692 1	10.132 2	3.984 4	0.515 4	2

图 3 为图 1(a) 中建筑物的最终提取结果。从图中可以看出, 结果比较理想, 大部分形状复杂或者分割不完整的建筑物在后提取阶段均被提取出来。



(a) 建筑物提取结果的二值表示 (b) 建筑物提取结果在原图中的掩膜表示

图 3

Fig. 3

4 实验结果与分析

4.1 建筑物提取结果分析与评价

前面已通过一个例子演示了整个算法流程。下面采用多幅美国芝加哥地区的高分辨遥感影像验证上述算法的有效性。影像分辨率为 1 m, 大小为 800 pixels × 600 pixels, 如图 4 所示, 其中第一

列为原图, 第二列为本文算法的建筑物提取结果, 第三列为文献^[5]的建筑物提取结果。实验使用的计算机配置为 Intel Core2 2 GHz CPU 和 1 GB 内存, 所有代码均用 Matlab 实现, 处理时间约为 30 s。

图 4(a) 选择的区域比较简单, 房屋均为矩形结构且周围的干扰较少, 该图的提取效果最好。图 4(d) 和(g) 相对复杂一些, 图中房屋的顶部和道路具有相似的光谱特性, 且存在一些结构较为复杂的建筑物, 同时部分建筑物被树木遮挡而形状缺失, 这些都加大了建筑物的提取难度。但是本文算法充分地考虑到这些问题, 并按照建筑物分级提取的策略来解决这些问题。从实验结果可以看出, 提取效果总体理想, 90% 以上的房屋都被检测出来。其中图 4(g) 的提取结果中出现一些误检现象, 这是由于图中道路受到树木遮挡影响导致分割后断裂较为严重, 使得道路滤波算法没有把它们滤除干净而被误认为建筑物。而文献[5]提出的算法仅对背景简单的图像实验结果理想(如图 4(c) 所示), 当背景过于复杂时, 其实

结果(如图 4(f)、(i)所示)漏提取和误提取现象严重,完整性也较差。

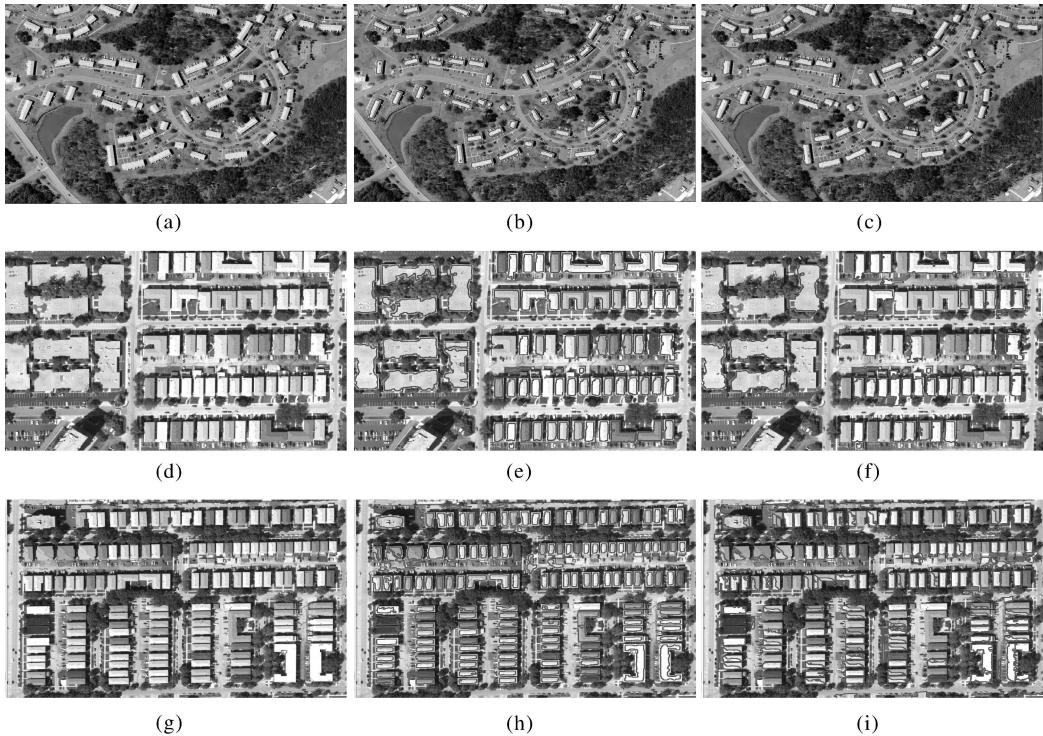


图 4 本文算法与文献[5]算法建筑物提取结果比较((a)、(d)、(g)为原图,(b)、(e)、(h)为本文算法建筑物提取结果,(c)、(f)、(i)为文献[5]算法的建筑物提取结果)

Fig. 4 Comparison of our method and other algorithm[5] for building extraction

为了定量评价算法性能,将算法自动提取建筑物的结果和人工提取结果进行基于像素的比较。设 TP(正确的正值)为算法自动提取结果中被正确分类为建筑物的像素数;FP(错误的正值)为被误分为建筑物的像素数;FN(错误的负值)为未被正确分为建筑物的像素数。根据文献[5],设定建筑物提取的定量评价指标:①分支因子, FP/TP ; ②遗漏因子, FN/TP ; ③完整性(%), $TP/(TP+FP+FN)$; ④检测率(%), $TP/(TP+FN)$ 。其中分支因子和遗漏因子主要与建筑物提取的边界描述性能相关。分支因子随误分类为建筑物像素数量的增加而增加,遗漏因子随正确分类为建筑物像素数量的减少而增加。

选取 50 幅城区影像进行实验,对建筑物提取结果计算上面给出的 4 个指标并与文献[5]中的方法做出对比,结果如表 1 所示。从表 1 的统计数据可以看出,同文献[5]相比,本文的各项提取性能指标都有显著提高。实验结果表明:本文算法能有效提取绝大多数高分辨率遥感图像下的各类建筑物目标。

4.2 实验参数分析

本节主要考察算法中的可调参数对于建筑物

检测结果鲁棒性的影响,其中涉及的可调参数有:

① 似然函数中定义的圆形支持域半径 r ; ④ 避免似然函数分母为 0 的参数 β 。

表 2 算法的性能评价

Tab. 2 The performance evaluation of our algorithm

	本文方法提取结果	文献[5]方法提取结果
分支因子	0.25	0.37
遗漏因子	0.11	0.53
完整性	73.3%	52.8%
检测率	90.1%	65.5%

图 5(a)给出圆形支持域半径 r 为 1~15, β 为 30 时,对 10 幅城区影像进行实验得到的建筑物平均检测率 T 的变化曲线。从图中的结果可以看出,半径 r 的最优取值为 8,且当 r 在 5~11 之间时, T 的变化并不明显并稳定在 85% 以上。图 5(b)给出参数 β 为 1~100, r 为 8 时建筑物平均检测率 T 的变化曲线。由于参数 β 的设置仅仅是为了防止似然函数分母为 0,所以当它的取值在 1~60 之间时对于建筑物检测结果的影响并不明显。但是它的取值不能过大,从图中可以看出,当 β 大于 60 时, T 出现明显下降趋势。

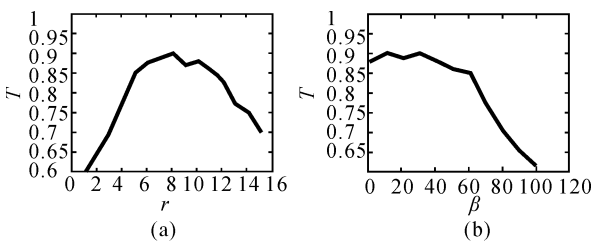


图 5 建筑物平均检测率在不同参数下的变化曲线

Fig. 5 Parameters analysis for the building-detection performance

以上实验结果表明本文算法对于参数变化具有良好的鲁棒性。

5 结 论

本文将面向对象的思想融入基于邻域总变分的建筑物分割方法中, 并通过分析分割后不同类型建筑物提取的难易程度, 提出了一种多特征融合的建筑物分级提取算法。该算法具有良好的稳定性和较强的环境适应能力, 它可以解决建筑物与邻近光谱相近的道路相互混淆的问题, 而且可以检测同一幅影像中具有不同形状结构和光谱特性的建筑物目标。

对于背景过于复杂的影像, 如道路受到树木较严重遮挡, 本文算法的提取结果仍存在一些错判问题。下一步工作考虑在建筑物后提取过程中加入更多的特征以提高检测的准确性, 同时还可以考虑将本文提出的基于多方向线状结构元素的形态学道路滤波算法拓展到道路检测中来实现高分辨率遥感影像中城区多目标快速提取。

参考文献:

[1] TAO Wenbing, LIU Jian, TIAN Jinwen. A New Approach to Extract Rectangle Building Automatically from Aerial Images [J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(7): 866-873. (陶文兵, 柳健, 田金文. 一种新型的航空图像城区建筑物自动提取方法[J]. 计算机学报, 2003, 26(7): 866-873.)

[2] SIMONTON E, ORIOT H, GARELLO R. Rectangular Building Extraction from Stereoscopic Airborne Radar Images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(10): 2386-2395.

[3] CHA J, COFER R H, KOZAITIS S P. Extended Hough Transform for Linear Feature Detection [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(6): 1034-1043.

[4] CHENG Liang, GONG Jianya. Building Boundary Extraction Using Very High Resolution Images and LiDAR [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2008, 37(3): 391-393. (程亮, 龚健雅. LiDAR 辅助下利用超高分辨率影像提取建筑

物轮廓方法[J]. 测绘学报, 2008, 37(3): 391-393.)

- [5] SAMPATH A, SHAN J. Building Boundary Tracing and Regularization from Airborne Lidar Point Clouds [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2007, 73(7): 805-812.
- [6] QIAO Cheng, LUO Jiancheng, WU Quanyuan. Object-Oriented Method Based Urban Building Extraction from High Resolution Remote Sensing Image [J]. Geography and Geo-Information Science, 2008, 24(5): 36-39. (乔程, 骆剑承, 吴泉源, 沈占锋, 王宏. 面向对象的高分辨率影像城市建筑物提取[J]. 地理与地理信息科学, 2008, 24(5): 36-39)
- [7] JIN X, DAVIS C H. Automated Building Extraction from High-Resolution Satellite Imagery in Urban Areas Using Structural, Contextual, and Spectral Information [J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2005, 2005(14): 2196-2206.
- [8] ZHENG J L, SHI Y C, QIN Y. Building Extraction from High Resolution Satellite Imagery Based on Multi-Scale Image Segmentation and Model Matching [C] // International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications, Beijing, China. Beijing: [s. n.], 2008, 1-7.
- [9] LI Shuxiao, CHANG Hongxing. Road Extraction Algorithm for Aerial Images Based on Total Variations and Mathematical Morphology [J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(12): 2173-2179. (李书晓, 常红星. 基于总变分和形态学的航空图像道路检测算法[J]. 计算机学报, 2007, 30(12): 2173-2179.)
- [10] YU Peng, ZHANG Zhenlong, HOU Zhiqun. Textured Image Segmentation Based on Gauss Markov Random Field Mixture Mode [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2006, 35(3): 224-228. (余鹏, 张震龙, 侯至群. 基于高斯马尔可夫随机场混合模型的纹理图像分割[J]. 测绘学报, 2006, 35(3): 224-228.)
- [11] VLASSIS N, LIKAS A. The Kurtosis Based Dynamic Approach to Gaussian Mixture Modeling [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1999, 29(4): 393-399.
- [12] XU L. Bayesian Ying-Yang Machine, Clustering and Number of Clusters [J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(11): 1167-1178.

(责任编辑: 张燕燕)

收稿日期: 2009-04-21

修回日期: 2009-08-07

第一作者简介: 陶 超(1985—), 男, 博士生, 主要研究方向为遥感图像处理和自动目标识别。

First author: TAO Chao (1985—), male, PhD candidate, his research topics cover remote-sensing image processing and automatic target recognition.

E-mail: kingtaocha@126.com