

基于对象的 Boosting 方法自动提取高分辨率遥感图像中建筑物目标

孙 显^{①②} 王宏琦^① 张 正^{①②}

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(中国科学院研究生院 北京 100190)

摘 要: 遥感图像空间分辨率的提高,在极大丰富地物目标信息含量的同时,也使得一些传统的目标提取方法受到较大挑战。该文结合基于对象的思想 and Boosting 算法,提出一种新的针对高分辨率遥感图像中建筑物自动提取的方法。该方法通过构建对象网络关联图像分割和识别,有效解决了一般方法中采用预先定义形状和大小的滑动窗检测目标时效果不佳的问题。然后针对建筑物的目标特性训练有效特征分类器,并利用标记置信度来综合分析图像的各类信息,完成目标提取及后续处理。实验结果表明,该方法可用于提取多种类型和结构的建筑物,准确率高、鲁棒性好,具有较高的应用价值。

关键词: 目标识别; 建筑物提取; 基于对象; 多尺度分割; Boosting 算法

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)01-0177-05

Automatic Building Extraction in High Resolution Remote Sensing Image Using Object-Based Boosting Method

Sun Xian^{①②} Wang Hong-qi^① Zhang Zheng^{①②}

^①(Institute of Electronic, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: Many traditional target extraction methods encountered a new challenge as the spatial resolution is increasing quickly. For the purpose of extracting buildings automatically in that circumstance, a new method combing both the object-based approach and boosting algorithm is proposed in this paper. The method associates segmentation with recognition by constructing a hierarchical object network, which improves effectively the problem of detecting targets with a modifiable sliding window existed in other methods. Then some useful features are selected automatically to train a validate classifier, and the confidence in each label incorporating kinds of information is computed to complete the extraction procedure. Competitive results both for multiform and complicated buildings demonstrate the precision, robustness and effectiveness of the proposed method.

Key words: Target recognition; Building extraction; Object based; Multi-scale segmentation; Boosting algorithm

1 引言

典型地物目标的提取日益成为遥感应用研究的热点课题。建筑物作为城市区域的重要特征,是占主体地位的地物目标。在高分辨率图像上,建筑物目标一般细节清晰、结构复杂、形状多样,且受周围背景例如车辆、植被及其它地物阴影等的干扰较大。

现有的建筑物提取算法主要围绕边缘驱动^[1]或区域驱动^[2]的方法展开,关注的只是像素本身或区域的部分特征,采用的信息量有限,在准确提取高分辨率图像中的建筑物时遇到一定困难。针对这些不足,本文提出利用基于对象的 Boosting 方法来自动提取高分辨率遥感图像中的建筑物目标。Boosting 算法将一系列弱分类器通过学习组合成一个强分类器,在诸多领域已取得了较大的成功。基于对象的思想

的本质是以多个相邻像素组成的对象为处理单元,来实现较高层次的处理,突破了传统方法以像素为基本处理单元的局限性^[3]。

本文结合上述两种思想,通过把图像分割和识别关联在一起,得到真实准确的对象实体,较好解决了一般方法采用预先定义形状和大小的滑动窗模型提取建筑物特别是复杂结构建筑物目标时,由于人为假设区域内数据在空间上是均匀及平滑分布的,从而忽略了图像像素间的空间距离和尺度信息,导致效果不佳的 MAUP 问题^[4]。文中对抽取的建筑物和非建筑物样本对象进行特征的统计学习,并选取其中的有效特征训练分类器,避免了特征选择的繁琐及易受人为影响的缺陷。在标记过程中,本文利用标记置信度的计算来综合度量对象网络中的各类丰富信息,经过多图空间叠加得到最终的标记目标。矢量标绘后,可获取建筑物的基本形状以及长宽、面积、方位等参数。实验结果表明,该方法适用于多种类型和结构建筑物目标的提取,准确率高、鲁棒性好,

具有较强的实际应用价值。

2 研究方法

基于对象的 Boosting 方法自动提取建筑物目标的流程大致可分为 3 个部分：构建对象网络；针对对象样本进行学习；标记出建筑物目标对象。下面将对各个部分进行详细阐述。

2.1 对象网络的构建

本文提出的方法首先对遥感图像按照设定的尺度空间进行多尺度分割，构建对象网络来表达完整的图像层次结构，为后续处理奠定良好的基础。

建筑物目标区域一般内部色彩纹理分布均匀，对象间特征差异不明显，而边缘部分色彩纹理变化较大，对象间特征差异明显。本文按 SS 线型^[5]方式定义尺度空间，保证尺度分布合理。多尺度序列中，底层最小尺度为单个像素，顶层最大尺度为图像本身，中间 L 个层次的分割尺度 S_1, S_2, \dots, S_L 以尺度因子 α 自上而下逐次递减：

$$S_i = \alpha^{L-i}, \quad i = 1, 2, \dots, L \quad (1)$$

大尺度下生成的对象可获取区域的总体信息，相比小尺度下生成的对象更具指导意义。因此，在分割过程中，本文利用 Normalized-Cuts 算法^[6]自上而下逐层实现图像的全局最优划分。在对每一层次分割时，将 Normalized-Cuts 算法与尺度 S 相关联，令分割对象数 K 为

$$K_i = \frac{\lceil \sqrt{\max(M, N)} \rceil}{S_i} \lambda, \quad i = 1, 2, \dots, L \quad (2)$$

其中 M 和 N 分别为图像的长、宽像素个数， $\lceil \cdot \rceil$ 表示上取整函数， λ 是分割系数。可以推出，相邻两个图层间分割对象数的比值就是尺度因子 α 。

多尺度分割时，首先按照尺度 S_1 和分割对象数 K_1 完成初始分割，随后，图层的每个对象继续分割成 α 块小对象，由这些小对象来组成下一图层。依此递归处理。这样，关联尺度的 Normalized-Cuts 算法一方面能够将建筑物目标对象从背景复杂、边界模糊的情况下较好地划分出来，把周围非目标对象的干扰降到较低程度；另一方面严格保证了小尺度对象都位于大尺度对象范围内，避免出现边界重叠或交叉等分割不合适的情况。

2.2 目标对象的学习

学习的目的是从对象网络包含的海量信息中找出最符合建筑物目标特性、能将其和非目标背景准确区分的特征，并用这些特征训练高效的分类器。

本文抽取若干训练图像，将每幅图像按照定义的尺度空间进行分割，将获取的对象标注为两类：建筑物类为正样本，非建筑物类为负样本。选择边界清晰、内部特征单一的对象创建样本库，并尽量使样本对象涵盖地物的各个类别，保证样本库的正确性和全面性。

分析发现，在高分辨率遥感图像中，建筑物目标的色彩

与其它地物背景如植被、道路等存在一定差异，纹理细致且分布大致均匀，几何外形较为规则，具有特定的长宽比。表 1 中给出了本文中使用的各类统计特征，期望以此来区分建筑物对象和非建筑物对象。

表 1 统计特征列表

类别	特征描述	个数
颜色	C1-C3: RGB 均值	3
	C4-C6: HSV 均值	3
	C7-C18: 4 种彩色滤波器的 HSV 均值	12
纹理	T1-T6: 均值、标准偏差、平滑度、三阶矩、一致性、熵	6
	T7-T38: 32 种滤波器的响应均值	32
	T39-T70: 32 种滤波器的响应标准方差	32
	T71: T7-T27 共 32 个值的均值	1
	T72: T28-T48 共 32 个值的均值	1
形状	S1: 外接椭圆偏心率	1
	S2: 突壳像素比例	1
	S3: 长宽比	1
	S4: 紧致度	1
位置	L1: 与场景的均值差	1
	L2: 与场景的比例	1
	L3-L4: x, y 归一化均值	2

本文采用 Modest AdaBoost 算法^[7]训练强分类器。输入样本对象的特征统计向量和类别标记。对训练后各个弱分类器的权重系数排序，权重系数越大，说明分类器对应的特征在区分建筑物目标中起的作用越大。本文认为，当权重系数小于 10^{-4} 时，对应特征对于分类结果的影响很小，可以忽略不计，以此自动选择有效特征。最后输出的有效特征分类器为

$$F(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^Q \alpha_i f_i(x) \right], \quad |\alpha_i| > 10^{-4} \quad (3)$$

其中 Q 为有效特征总数， $f_q(x)$ 和 α_q 分别为有效特征对应的弱分类器和权重系数。

2.3 目标对象的标记

本文在目标对象的标记过程中，提出利用标记置信度来度量某个对象是否属于建筑物目标。标记置信度计算的实质是将对象各类信息量化后进行处理。标记置信度主要包括对象的局部、上下文和全局置信度，可分别从对象的局部、上下文和全局信息中计算得到。置信度数值在 0 和 1 区间，数值越大，表明该对象属于目标类的可能性越大。其计算流程如下：

(1) 输入标记对象集 $\{x_{i,l}; y_{i,l}\}$ 、相邻对象集 $\{N_{i,l}\}$ 、父子对象集 $\{E_{i,l}\}$ 和 $\{F_{i,l}\}$ 、多尺度图层数 L 。定义 v 为属于建筑

物对象的标记符号, \mathbf{x} 是对象包含的信息向量, \mathbf{x}_L 、 \mathbf{x}_C 、 \mathbf{x}_G 分别表示对象的局部、上下文和全局信息向量, 其中上下文信息又包括拓扑信息向量 \mathbf{x}_{CT} 和继承信息向量 \mathbf{x}_{CH} ;

(2) 计算尺度 l 下对象 i 的局部置信度 P_L : 可利用特征分类器 F 对对象本身统计特征 $x_{i,l}$ 的响应得到。若特征分类器判断该对象属于建筑物目标类, 则局部置信度为 1, 反之为 0:

$$P_L(y_{i,l} = v | \mathbf{x}_L) = (F(x_{i,l}) + |F(x_{i,l})|) / 2 \quad (4)$$

(3) 计算尺度 l 下对象 i 的上下文置信度 P_C : 上下文置信度包括拓扑置信度 P_{CT} 和继承置信度 P_{CH} , 这两个值相互独立。在多尺度对象网络中, 同层次的相邻对象间、不同层次的父子对象间都相互影响, 这些拓扑信息或继承信息对结果判断起到一定的校正作用。文中通过考察相关对象的局部特征信息和该对象包含信息量的贡献比例得到。其中, 拓扑信息的贡献比例由与相邻对象 $n_{j,i,l}$ 的共有边界长度 $L_{j,i,l}$ 和总边界长 $L_{i,l}$ 的比值得到, 继承信息的贡献比例由子对象 $f_{j,i,l}$ 的面积 $S_{j,i,l}$ 占总面积 $S_{i,l}$ 的比值得到。特别的, 顶层和底层的父子对象缺失, 继承置信度默认值为 1。综合可得:

$$P_C(y_{i,l} = v | \mathbf{x}_C) = P_{CT}(y_{i,l} = v | \mathbf{x}_{CT}) P_{CH}(y_{i,l} = v | \mathbf{x}_{CH}) \\ = \prod_j P_L(y_{j,l} = v | \mathbf{x}_{CT}, n_{j,i,l}) \frac{L_{j,i,l}}{L_{i,l}} \\ \cdot \prod_{j,i \neq 1,L} P_L(y_{j,i,l} = v | \mathbf{x}_{CH}, f_{j,i,l}) \frac{S_{j,i,l}}{S_{i,l}} \quad (5)$$

(4) 计算尺度 l 下对象 i 的全局置信度 P_G 。全局置信度主要是指存在性判断, 用于剔除遥感图像中大部分零星分布的虚假目标。由于建筑物目标一般具有相当的面积, 如果某孤立对象 i 的面积小于定义的噪声门限, 可被视为噪声对象:

$P_G(y_{i,l} = v | \mathbf{x}_G) = 0$, 反之为 1。

(5) 计算标记总置信度 C :

$$C(y_{i,l} = v | \mathbf{x}) = P_L(y_{i,l} = v | \mathbf{x}_L) P_C(y_{i,l} = v | \mathbf{x}_C) P_G(y_{i,l} = v | \mathbf{x}_G) \quad (6)$$

(6) 改变尺度 l , 重复步骤(2)至步骤(5), 自下而上对各个图层进行判断, 以此与多尺度构建时采用自上而下的方式结合, 可避免信息的缺失。计算完毕后依据阈值模型:

$$y_{i,l} = \begin{cases} +1, & C_{i,l} > \sigma \\ -1, & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

实现对图像对象的标记。若最终标记结果为 +1, 该对象属于建筑物目标类; 若标记结果为 -1, 则该对象属于非建筑物目标类。模型中的阈值 σ 由图像清晰度及内容确定。

经过以上环节的处理后, 各图层都形成一个标记的中间结果。这些结果中可能会包含若干误差, 本文通过多图层空间叠加予以最大限度的消除。叠加过程可用下式表示:

$$Y(m, n) = \prod_{l=1}^L y_l(m, n) \quad (8)$$

其中 Y 表示最终结果, l 表示层次, m, n 为坐标值。

随后, 通过角点检测法来标绘矢量多边形。掩模提取目

标对象的二值边缘并做形态学处理后, 用 CCS 算子^[8]检测关键角点。连接这些角点, 即可得到拟合的矢量多边形。

建筑物相关参数包括主方向、最大长度、最大宽度和面积。考虑建筑物外形一般都近似为规则多边形, 利用 Hough 变化提取建筑物主方向角度值, 并用矢量多边形内的像素总数来近似表示建筑物的面积, 用外接矩形长和宽的像素数来分别近似表示最大长度和宽度。

3 实验结果及分析

为验证本文提出的基于对象的 Boosting 方法对高分辨率遥感图像中建筑物目标提取的有效性, 本节利用该方法对真实数据进行了实验。实验中一共收集了 300 幅包含各类建筑物目标的高分辨率遥感图像, 这些图像的分辨率和选择目标的尺度范围基本近似。将其中 30 幅图像用于训练, 其余 270 幅图像用于测试和评估。

取单幅 256×256 大小的原始图像(图 1(a))进行测试。先对其进行多尺度分割, 令尺度个数 $L=4$, 尺度因子 $\alpha=2$, 分割系数 $\lambda=100$ 。图 1(b)显示了分割后的效果, 可以发现, 大尺度下建筑物对象的主体部分被明显划分, 而小尺度下建筑物对象边缘与街道、植被交界部分的划分较为细致。多个尺度相结合, 能较好地避免建筑物目标与非目标背景间的相互干扰。

每一幅训练图像均以相同的尺度空间及参数进行分割。从中抽取每个尺度的正负样本各 1500 个, 总计 12000 个样本对象构成样本库。统计每个样本对象的特征向量用于训练。

实验中使用了表 1 所列的 4 大类共 98 个特征。表 2 给出了各类有效特征的个数及有效率。训练结果表明, 这 4 类特征在建筑物目标对象的提取过程中都起到了一定作用, 相比而言, 纹理和形状特征所起的作用较大, 这和高分辨率下建筑物目标的特性是相符的。

表 2 各类特征被选个数及有效率

特征类别	颜色	纹理	形状	位置
有效特征个数	10	59	4	1
有效率(%)	56	82	100	25

按照置信度计算流程, 对测试图像进行标记。表 3 统计了对象各类信息被忽略后对标记正确率下降的影响。标记正确率采用像素数量误差法^[9]定量计算, 数值下降越大, 说明该类的重要程度越大。结果表明, 分析对象间的各类关系信息大大有助于标记正确率的提高, 特别是拓扑信息和继承信息。

表 3 各类信息被忽略后对标记正确率下降的影响

信息类别	拓扑信息	继承信息	全局信息
下降比例(%)	11	6	4

图 1(c)给出了各图层标记后的结果。前两个图层分割尺度较大,标记出了建筑物目标的大致区域,但边缘部分显得粗糙;后两个图层分割尺度较小,对建筑物目标边缘的标记较为准确,但一些小区域被错分的概率明显增加。多图层空间叠加后的结果如图 1(d)所示,其中 $\sigma=0.8$,叠加后消除了层次间的误差。

图 1(e)显示了角点检测结果,取 CCS 算子参数值 $C=1.5$, $T=160^\circ$ 。图 1(f)标绘出建筑物目标的矢量轮廓。表 4 给出了图 1(f)中各目标的参数。

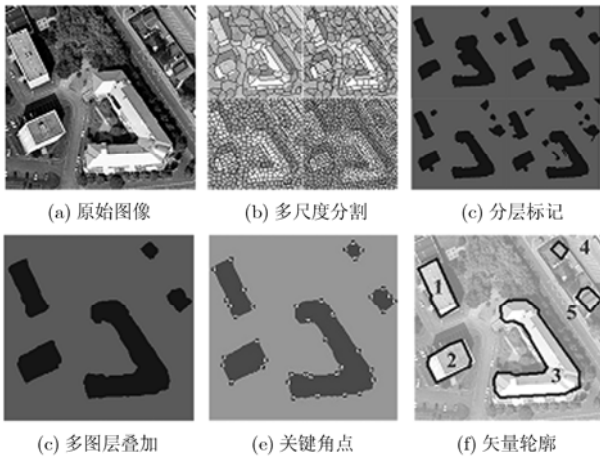


图 1 基于对象的 Boosting 方法提取建筑物目标

表 4 建筑物提取结果参数

序号	面积(像素)	最大长度/宽度(像素)	方位角($^\circ$)
1	2187	91/32	117
2	2150	66/42	29
3	7348	165/109	7/104
4	364	23/20	136
5	714	34/27	129

图 2 显示了其余部分测试图像及提取结果。可以看出,基于对象的 Boosting 方法不仅能准确检测出规则显著的建筑物,对结构形状多样、背景复杂的建筑物也有较好的提取效果。部分目标由于树木或阴影遮挡导致提取的外形参差不齐,通过后期的矢量拟合可以较好地平整。部分目标受周围背景影响大,一些噪声如建筑物外侧面或者附属物等在后期处理中没有能够完全去除,对外形标绘和参数计算造成一定的影响,但主要信息基本上还是正确的。

图 3 显示了基于对象的 Boosting 方法与一般 Boosting 方法(4×4 滑动窗口)采用同样训练特征和样本图像的结果比较。可以发现,前者对目标边界部分的标记较后者更符合实际图像,并且受遮挡或其它背景地物干扰的影响较小,不易出现错分。

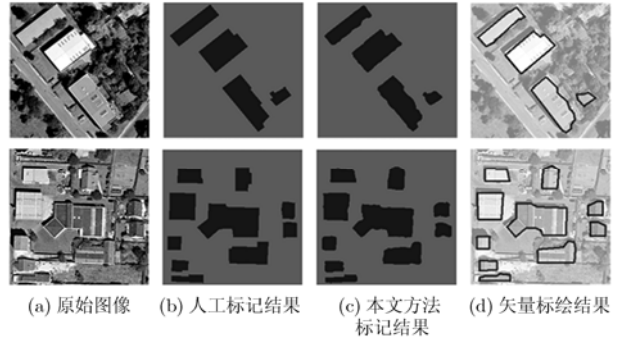


图 2 部分测试图像及提取结果



图 3 实验结果比较

图 4 比较了两种方法的标记正确率。纵轴为 270 幅测试图像正确率的均值,横轴为训练采集的样本数目。可以发现,本文提出的方法在正确率上要明显优于一般的 Boosting 方法。

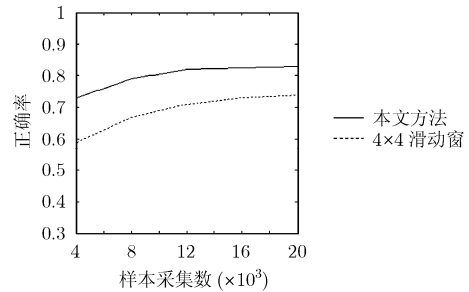


图 4 正确率比较

4 结束语

本文提出利用基于对象的 Boosting 方法来自动提取高分辨率遥感图像中的建筑物目标。该方法不但具有较高的智能化程度,而且通过将图像分割成若干对象,充分分析图像所包含的丰富信息,大大改进了提取效率。

在对象网络的构建过程中,如果分割结果不够理想,会导致对象本身混杂包含建筑物目标和背景,给后续的处理带来不利影响。本文通过标记置信度计算和多层次空间叠加,综合考虑图像局部、上下文和全局的信息来保证结果的准确度。但是对象分割本身是个复杂的过程,各种因素均会对处理结果造成影响。如何较好地解决这一问题,以及怎样在检测过程中合理利用各类特征和对象间的信息,尽量避免错

分、漏分, 是今后需要进一步研究的问题。

总体而言, 本文提出的方法鲁棒性好且易于实现。实际应用时, 抽取若干典型图像输入样本库并设置相关参数后, 无须过多人工交互, 计算机即可对大批量图像中的建筑物目标进行矢量标绘和信息提取。实验结果表明, 该方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, 在地理信息系统和数字城市系统建设中具有一定的实用价值。

参 考 文 献

- [1] 侯蕾, 尹东, 尤晓建. 一种遥感图像中建筑物的自动提取方法[J]. 计算机仿真, 2006, 23(4): 184-187.
Hou Lei, Yin Dong, and You Xiao-jian. An automatic building detection method from remote sensing images [J]. *Computer Simulation*, 2006, 23(4): 184-187.
- [2] 周俊, 晏非, 孙曼. 基于区域分割合并的建筑物半自动提取方法[J]. 海洋测绘, 2005, 25(1): 58-60.
Zhou Jun, Yan Fei, and Sun Man. Semi-automatic extraction of building based on region segmenting and merging[J]. *Hydrographic Surveying and Charting*, 2005, 25(1): 58-60.
- [3] Definiens Image GmbH, Munich, Germany. eCognition User Guide[OL], <http://www.definiensimaging.com/product.htm>, 2002.
- [4] Marceau J. The scale issue in the social and natural sciences[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1999, 25(4): 347-356.
- [5] Hay G, Blaschke T, and Marceau D. A comparison of three image-object methods for the multiscale analysis of landscape structure[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2003, 57(5): 327-345.
- [6] Shi Jianbo and Malik J. Normalized cuts and image segmentation[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 888-905.
- [7] Vezhnevets A and Vezhnevets V. Modest AdaBoost-teaching AdaBoost to generalize better[C]. Graphicon2005, Novosibirsk Akademgorodok, Russia, 2005: 79-81.
- [8] He X C and Yung N H C. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support[C]. Proc 17th International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, UK: IEEE Computer Society, 2004: 791-794.
- [9] 苏俊英, 曹辉, 张剑清. 高分辨率遥感影像上居民地半自动提取研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2004, 29(9): 791-795.
Su Jun-ying, Cao Hui, Zhang Jian-qing. Semi-automatic extraction technique of residential area in high resolution remote sensing image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2004, 29(9): 791-795.

孙 显: 男, 1981 年生, 博士生, 研究方向为遥感图像处理。

王宏琦: 男, 1964 年生, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为信号与信息处理、遥感图像处理。

张 正: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为遥感图像处理。