

网络出版时间:2013-09-22 16:57

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1390.S.20130922.1657.004.html>

高分辨率影像城区建筑物提取研究

刘海飞,常庆瑞,李粉玲

(西北农林科技大学 资源环境学院,陕西 杨凌 712100)

[摘要] **【目的】**探讨高分辨率遥感影像城区建筑物提取方法,为快速获取城区建筑物分布和辅助制订城区发展规划提供参考。**【方法】**以陕西杨凌西北农林科技大学北校区为研究对象,采用知识规则与支持向量机(Support vector machines, SVM)相结合的面向对象分析方法,从 QuickBird 影像中提取建筑物,并与基于 SVM 的面向对象分析方法及传统的基于像元的分类方法进行比较。**【结果】**采用知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析方法所得的分类结果表明,提取建筑物总体精度达到 90.68%, Kappa 系数为 0.81,较基于 SVM 的面向对象分析方法、SVM、最大似然法、K 均值法总体精度分别提高了 10.38%, 15.31%, 26.4% 和 29.2%。**【结论】**基于知识规则和 SVM 相结合的面向对象分析方法精度高、速度快,可快速获取建筑物的分布情况。

[关键词] 高分辨率;知识规则;支持向量机;多尺度分割;面向对象;精度评价

[中图分类号] TP751.1

[文献标志码] A

[文章编号] 1671-9387(2013)10-0221-07

Urban building extraction from high-resolution multi-spectral image with object-oriented classification

LIU Hai-fei, CHANG Qing-rui, LI Fen-ling

(College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: **【Objective】** This study explored the method of urban building extraction to help get building distributions faster and make better urban plan. **【Method】** The study extracted the building roof from QuickBird image of north campus of Northwest A&F University using object-oriented classification with rules and support vector machine. The classification result was compared with object-oriented classification using SVM and traditional methods based on pixels. **【Result】** Classification results showed that the overall classification accuracy of object-oriented classification using rules and SVM was 90.68%, 10.38%, 15.31%, 26.4%, and 29.2% higher than object-oriented classification using SVM, SVM classifier, maximum likelihood classifier and K-Means classifier, respectively. **【Conclusion】** Object-oriented classification using rules and SVM led was an efficient way to get building distributions.

Key words: high-resolution; rules; SVM; multi-resolution segmentation; object-oriented; accuracy assessment

建筑物是一类极其重要的人工地物目标,如何从高空间分辨率遥感影像中高效地识别和提取建筑物信息,对于推动高分辨率影像信息挖掘技术的发

展及其在城区建筑制图等相关领域的应用有重要意义^[1]。但由于高分辨率影像背景信息复杂,同物异谱和同谱异物现象严重,应用传统基于像元的分类

[收稿日期] 2012-1212

[基金项目] 国家自然科学基金项目(30872073);国家“973”重点基础研究发展计划项目(2007CB407203)

[作者简介] 刘海飞(1988—),男,安徽合肥人,硕士,主要从事遥感应用与分类研究。E-mail: haikuotiankongliu@163.com

[通信作者] 常庆瑞(1959—),男,陕西子洲人,教授,博士生导师,主要从事土地资源与空间信息技术研究。
E-mail: changqr@nwsuaf.edu.cn

方法进行建筑物提取,其方法本身存在技术上的缺陷^[2-3]。

面向对象分析方法已成为近年来遥感影像分析和地物识别的新方法,其影像处理不是针对单个像元,而是将影像分割为一系列同质区域,并进一步将这些同质区域识别为不同类别的地物。在此过程中,最基本的影像单元不再是像元,而是影像对象,因此分类的依据不仅有光谱特征,还包括对象大小与形状、对象间的空间关系等。当前,已有不少研究者尝试利用面向对象分析方法来进行高分辨遥感影像城区建筑物提取制图,但当前的相关研究主要针对的是排列较为规则或建筑物材料较为单一的城区场景^[4],或者是综合利用外部数据^[5],且只利用单一分类器的面向对象分析方法来提取城区建筑物,而对于更一般的城区场景,如在城区建筑物排列分布

模式复杂多样或缺乏其他有效外部数据的情况下,应用面向对象分析方法进行城区建筑物提取的研究还较少^[6]。为此,本研究通过 2 次影像分割,采用知识规则与支持向量机(Support vector machines, SVM)相结合的面向对象分析方法提取城区建筑物,旨在为从遥感影像中快速获取建筑物分布情况提供参考依据。

1 遥感数据来源及其处理

1.1 研究区概况及数据源

研究区位于陕西杨凌西北农林科技大学北校区,研究区内植被茂密,屋顶材料多样、形状复杂。试验数据为 2003-06-19 获取的经过辐射校正和几何校正的 QuickBird 全色影像及多光谱影像(图 1),空间分辨率分别为 0.6 和 2.4 m。

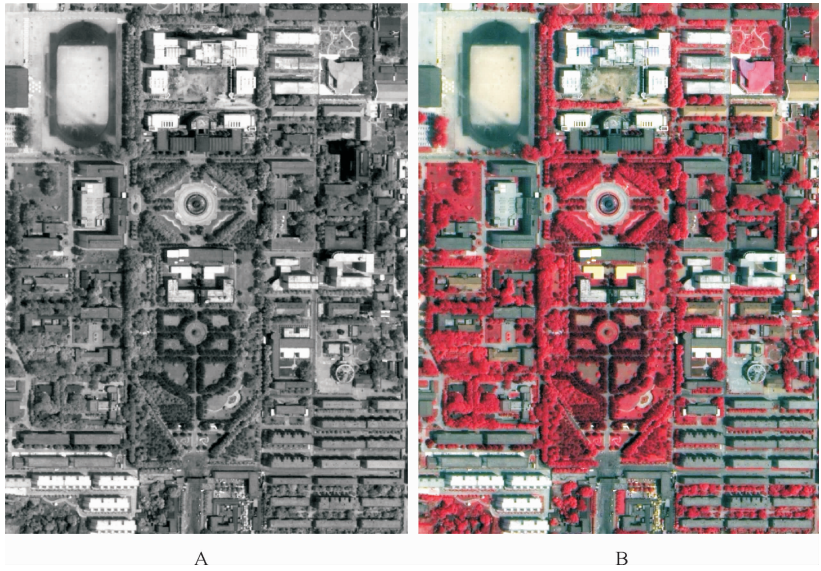


图 1 陕西杨凌西北农林科技大学北校区 QuickBird 全色影像(A)和假彩色影像(B)

Fig. 1 QuickBird panchromatic image (A) and false color image (B) of north campus of NWSUAF in Yangling, Shaanxi

1.2 图像预处理

影像增强有利于影像中感兴趣地物的分割提取。Gram-schmidt(GS)变换是线性代数和多元统计中常用的多维线性正交变换,其通过对矩阵或多维影像进行正交化来消除冗余信息。本研究采用 GS 法(具体算法参见文献[7])将 QuickBird 全色波段与多光谱波段融合成分辨率为 0.6 m 的多光谱影像,并对融合后的多光谱影像进行直方图均衡化,以增强对比度,抑制细小噪声。

1.3 纹理特征提取

纹理是灰度(颜色)在空间一定形式的变化而产生的图案(模式),可以认为纹理是由许多相互接近、

互相编织的元素所构成,直观而言,纹理描述可以提供图像区域的平滑、稀疏、规则性等特性^[8]。目前的图像纹理特征计算方法中,以灰度共生矩阵法^[9]的应用最为广泛。该方法通过计算图像灰度级之间的联合概率密度 $P(i, j, \theta)$ 来表示纹理特征。 $P(i, j, \theta)$ 表示在给定空间 d 和方向 θ 时,以灰度 i 为始点,出现灰度 j 的概率^[10]。由于研究区部分地物光谱混淆严重,单纯依靠光谱特征很难区分,本研究加入纹理特征作为辅助分类数据。结合不同类型地物特征值的统计分析比较结果,利用灰度共生矩阵法,计算融合后多光谱影像的和均值(Sum Average)、对比度(Contrast)、局部平稳度(Homogeneity)和信息熵

(Entropy)这 4 种纹理特征参与影像分类。

2 基本地物的分类提取

通过对研究区的实地考察并结合影像目视解译,初步认为研究区内基本地物由植被、建筑物、其他不透水地面类(包括道路和水泥地面)、阴影等构成。本研究首先通过影像多尺度分割和基于知识规则的模糊分类,将植被、阴影和部分道路信息从影像中剔除出去,提取出包含建筑物的不透水地面类,进而将影像纹理特征图层作为辅助数据,参与建筑物信息的自动提取。对基于知识规则提取后的不透水地面类,利用基于像元分类方法和面向对象分析方法

法进行建筑物提取。本研究采用的基于像元分类方法针对纹理信息和融合后的多光谱影像,采用最大似然法^[11]、K 均值法^[12]和 SVM^[13]对不透水地面类影像直接进行像元级分类提取;而采用面向对象分析方法时,首先对不透水地面类影像进行重新分割,针对分割后的影像对象,采用 SVM 进行建筑物信息的精确提取。同时为了更好地说明本研究中知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析方法的分类效果,对第 1 次多尺度分割后的影像直接采用 SVM 进行面向对象分析,并将二者的分类结果进行了比较。本研究技术路线见图 2。

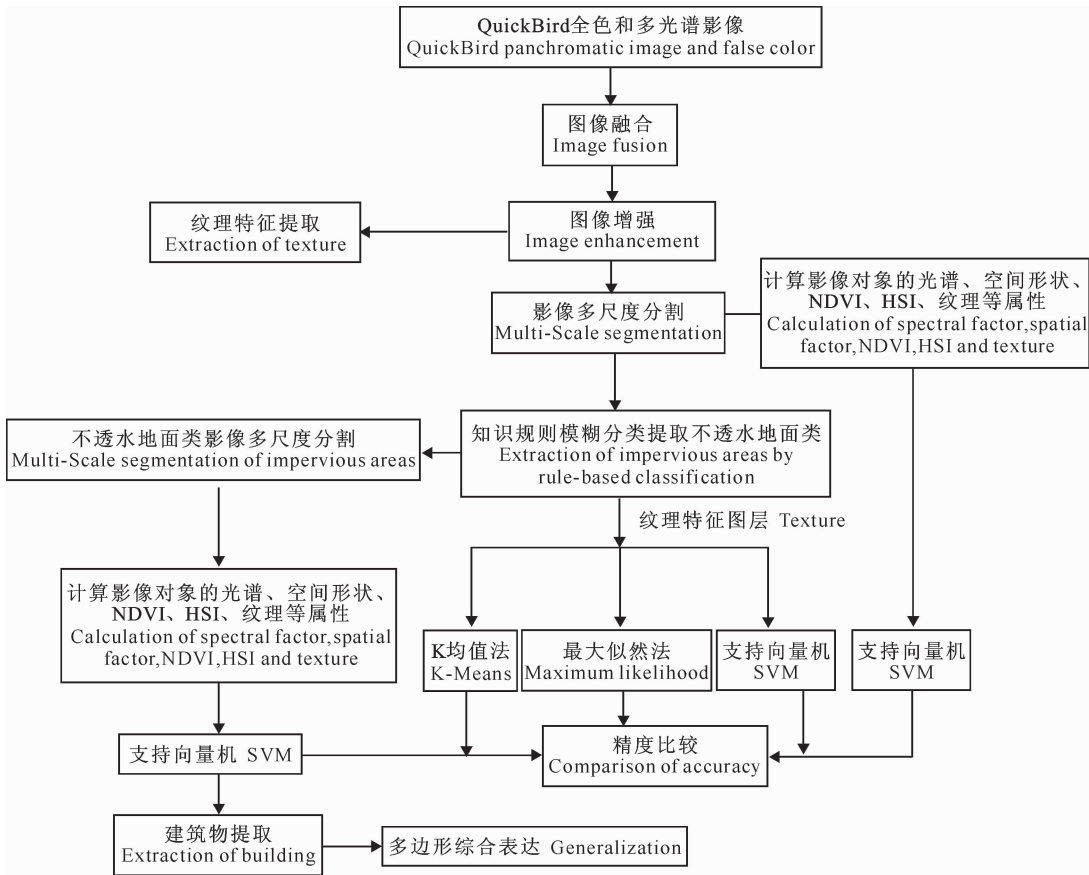


图 2 高分辨率影像城区建筑物提取技术流程

Fig. 2 Technical flow chart of urban building extraction from high-resolution multi-spectral image with object-oriented classification

2.1 影像多尺度分割

将融合增强后的多光谱影像作为输入数据层,采用基于分水岭变换的多尺度分割算法^[14]进行影像分割。此算法不是直接在输入影像上进行,而是在其梯度图像上实施,目的是为了让分水岭位于像素灰度值的跃迁点上。但是背景的不同以及目标区域内部的细小变化,往往使得梯度图像出现过多的

极小点,导致分割结果出现大量细小区域,即产生过度分割的问题。为了解决这一问题,需设置一个参数,使梯度图像累计直方图中排在前面一定百分比的图像区域不参与生成边界,以产生多尺度分割结果。该参数为 0 时表示所有像元都是对象,参数等于 100 时表示整幅影像分割成一个对象。之后再采用 Full Lambda-Schedule 算法对分割后的对象按照

空间异质性最小原理^[15]进行合并。本研究通过对欲分离对象边界附近最小梯度值的统计,找出其在累计直方图中所占的百分比,并结合 ENVI 软件的实时分割预览效果,设置分割参数为 23,Full Lambda-Schedule 合并参数设置为 75,同时计算每个影像对象的光谱(spectral)、空间形状(spatial)、NDVI、纹理(texture)、颜色(HSI)等属性值,其中空间形状选用影像对象的紧密度、凸度、完整度、延伸率及指向因子,分割结果见图 3。

2.2 结合知识规则和 SVM 的面向对象建筑物信息提取

2.2.1 基于知识规则的模糊分类 成员函数是表达影像对象特征值与某类地物隶属度之间关系的数学模型。基于知识规则的模糊逻辑分类器通过成员函数来表达影像对象的地类隶属度^[16]。当对象特

征值增大、地类隶属度也增大时,利用上升型函数来表达;相反则利用下降型函数表达。地类 x 隶属度 U_x 采用 Sigmoid(S 型)成员函数曲线表示。由于建筑物在高分辨率图像上主要表现为屋顶的反射光谱信息,它和道路之间的光谱特征存在一定程度的重叠。因此,首先通过基于知识规则的模糊分类方法,从影像中剔除植被、阴影和部分道路信息,提取出包含建筑物的不透水地面类影像。本研究结合先验知识,对影像中不透水地面类信息进行反复统计分析,最终设置规则为影像对象红光波段平均值为 350~1 900,NDVI 值为 0.016~0.13。依据以上规则对影像进行模糊分类,发现能有效剔除植被、阴影信息,结果输出为不透水地面类影像(主要包括建筑物和道路,图 4)。混淆矩阵评价表明,总体精度达 98.3%。

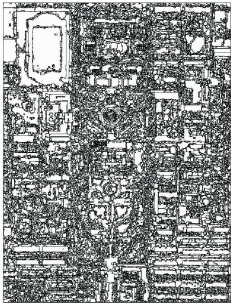


图3 影像多尺度分割结果
Fig.3 Segmentation areas



图4 提取的不透水地面类(黑色)
Fig.4 Impervious areas (black)

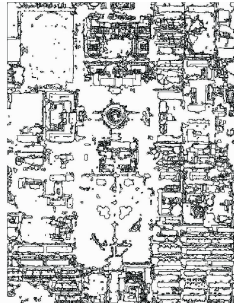


图5 不透水地面类影像的多尺度分割
Fig.5 Segmentation of impervious

2.2.2 不透水地面类影像分割 在基于知识规则提取不透水地面类影像时,主要考虑了植被和阴影的影响,结果导致部分建筑物和道路分割破碎,为了更好地分离出建筑物,需要对不透水地面类影像进行重新分割。结合对建筑物边界附近梯度值的统计和 ENVI 软件的预览效果,将多尺度分割参数设置为 38,Full Lambda-Schedule 合并参数设置为 61。同时计算每个影像对象的光谱、空间形状、NDVI、纹理和颜色等属性值,分割结果见图 5。

2.2.3 SVM 原理 SVM 是一种基于结构风险最小化准则的机器学习算法^[17]。其核心思想是将输入空间的样本通过非线性变换映射到高维核空间,在高维核空间求取具有较低 VC 维的最优分类超平面,使其尽可能地将各个类别数据分开,并使分开的各类别数据距离超平面最远^[18]。本研究结合专家知识,根据影像对象的光谱、空间形状、NDVI、纹理、颜色等属性值,利用训练样本对分割后的影像执行 SVM 分类。训练样本是结合实地考察和影像目视解译随机选取的 60 个区域(建筑物和其他不透水

地面类样本各 30 个),并对样本数据做归一化处理。核函数在 SVM 分类过程中起着关键作用。本研究选用的核函数为径向基函数(RBF),并通过交叉验证算法来确定 RBF 的惩罚系数(C)和间隔(g),最终确定 C 为 128, g 为 0.031。

2.3 结合 SVM 的面向对象建筑物信息提取

对第 1 次多尺度分割的影像对象,根据其光谱、空间形状、NDVI、纹理、颜色等属性值,利用训练样本结合 SVM 直接进行面向对象分析,类别为植被、阴影、建筑物和其他不透水地面类,训练样本是结合实地考察和影像目视解译随机选取的 120 个区域,其中建筑物和其他不透水地面类样本各 30 个,与结合知识规则和 SVM 的面向对象分析法训练样本相同,另外再随机选取 30 个植被样本和 30 个阴影样本区域,并对样本数据进行归一化处理。SVM 分类时选用的核函数为径向基函数(RBF),并通过交叉验证算法确定惩罚系数 C 为 8,间隔参数 g 为 0.125。为了方便后续评价,最终结果只提取建筑物和其他不透水地面类。

2.4 基于像元的建筑物信息提取

将纹理特征图层作为辅助分类数据,分别采用 K 均值法、最大似然法、SVM 这 3 种基于像元的分类方法,对知识规则提取后的不透水地面类影像进行分类,分类类别为建筑物和其他不透水地面类。其中最大似然法、SVM 及知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析法的训练样本相同。SVM 分类时选用的核函数为 RBF, g 为 0.06, C 为 80。

3 结果与分析

为了便于对面向对象分析法和基于像元分类方法的处理结果进行直接比较,将面向对象分析方法

所得的结果转换输出为像元分类格式。转换后不同分类方法获得的分类结果都具有像元级表达形式,从而可以采用完全相同的随机样本像元来对不同方法的分类结果进行评价。本研究结合实地考察和影像目视解译,重新选取 60 个随机参考区域(建筑物和其他不透水地面类样本各 30 个)作为精度评估样本。精度统计采用混淆矩阵,精度指标采用基于像元混淆矩阵计算的总体精度和 Kappa 系数。

3.1 不同提取方法分类结果的比较

采用基于像元分类方法和面向对象分析法的分类结果见图 6。

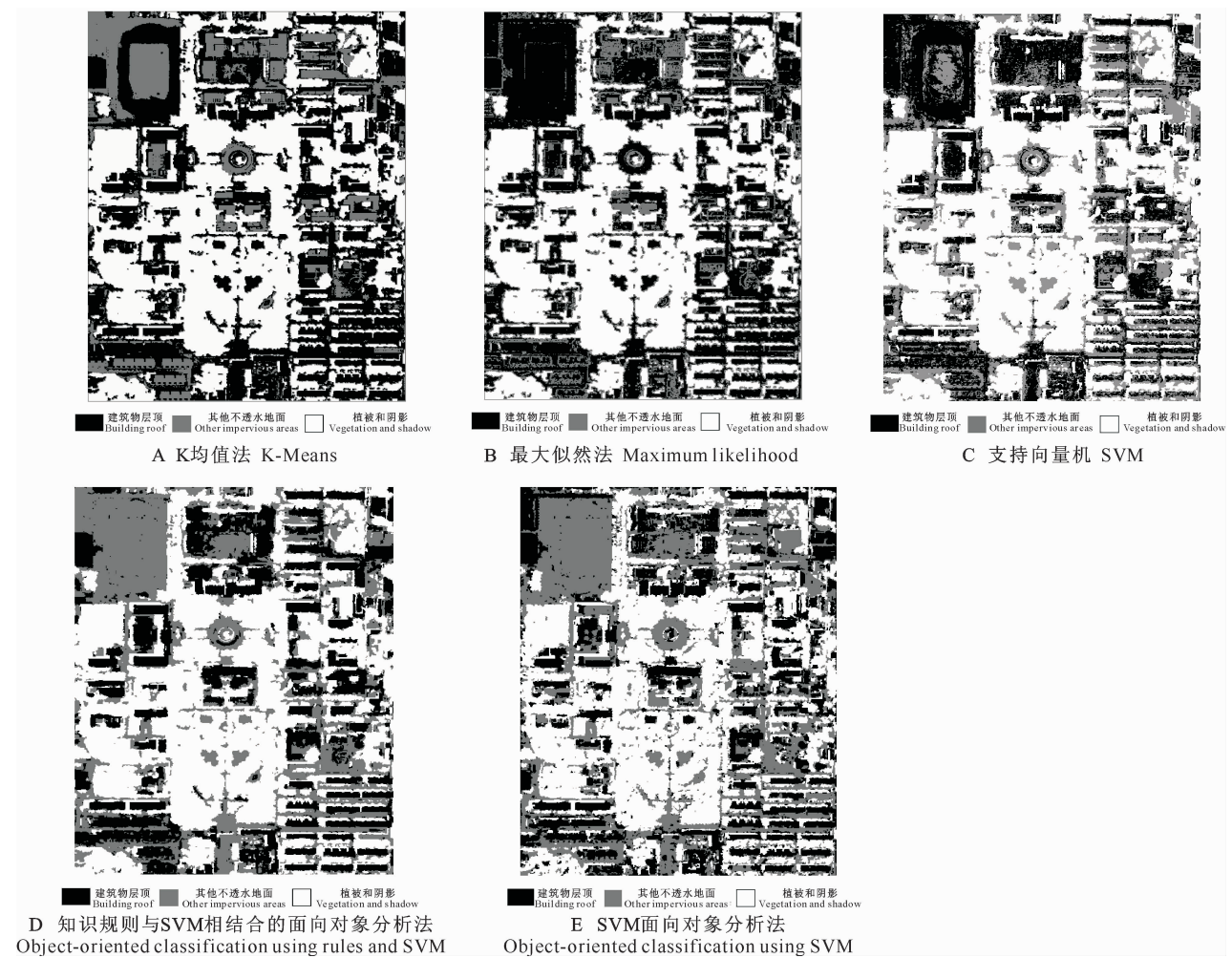


图 6 不同提取方法分类结果的比较

Fig. 6 Comparison of different classification approaches

由图 6 可知,采用 K 均值法、最大似然法、SVM 这 3 种基于像元的分类方法所得到的分类结果中,地物破碎,分类结果不连续,即出现“椒盐现象”。影像西北边的区域主要是道路和操场,只有一处建筑物,在采用面向对象分析法所得的分类结果中,建筑

物能够很好地与道路及操场分离;而基于像元分类方法所得的分类结果中,此区域有明显的混淆,出现了较多建筑物信息。纵观整个研究区,采用基于像元分类法所得的分类结果中均存在不同程度的建筑物误分现象。主要原因是传统的基于像元分类法在

处理高分辨率影像时,普遍存在“同物异谱”和“同谱异物”现象。相比较而言,采用面向对象分析法时所得的分类结果连续,建筑物的分布与实际状况较为吻合,有效弥补了传统的基于像元分类法的不足,在研究区建筑物信息获取中取得了较为满意的效果。

在 2 种面向对象分析方法中,基于 SVM 的面向对象分析方法,由于在多尺度分割过程中要区分植被和阴影,导致不透水地面类内部过分割,出现过多的碎块,使得建筑物本身的形状特征不能很好地参与到分类过程中,导致最终分类结果中部分植被、建筑物和其他不透水地面类混淆。相比较而言,对高分辨率影像进行 2 次分割后,采用知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析方法所得的分类结果连续,碎斑更少,效果更好。

3.2 不同提取方法分类精度的比较

采用相同的检验样本,分别计算 K 均值法、最

大似然法、SVM 和 2 种面向对象分析法的混淆矩阵,对分类结果进行精度评价,结果见表 1。在先验概率相同的情况下,总体精度表示分类结果中正确分类样本占总检验样本的百分比;若先验概率不同,则总体精度应为各类别分类精度的加权平均。Kappa 系数则是测定分类结果和检验样本之间吻合度的指标^[19]。总体精度和 Kappa 系数值越大,表明分类效果越好。从表 1 可以看出,知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析法及 SVM 面向对象分析法的总体精度分别为 90.68%和82.15%,Kappa 系数分别为 0.81 和 0.77,整体优于基于像元的各分类方法,分类效果较好,在一定程度上克服了其他方法分类结果中地物破碎的缺点。而在 2 种面向对象分析方法中,知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析法的总体精度及 Kappa 系数均高于基于 SVM 的面向对象分析方法。

表 1 不同提取方法分类精度的比较

Table 1 Comparison of accuracy of different classifiers

分类方法 Classification method	总体精度/% Overall classification accuracy	Kappa 系数 Kappa coefficient
知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析法 Object-oriented classification using rules and SVM	90.68	0.81
基于 SVM 的面向对象分析法 Object-oriented classification using SVM	82.15	0.77
支持向量机 SVM	78.64	0.73
最大似然法 Maximum likelihood	72.13	0.64
K 均值 K-Means	70.18	0.61

4 多边形综合表达

不同提取方法分类精度的分析结果表明,结合知识规则和 SVM 的面向对象分析方法在获取建筑物信息时效果较好。但由于影像是数字栅格图像,分割合并后的对象边界不规整,会出现锯齿和尖角等形态,而地面建筑物一般形状规则,所以需要提取后的建筑物对象轮廓进行制图综合表达。本研究首先从知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析法所得的分类结果中提取建筑物(图 7),滤掉面积小于 100 m² 的碎斑;然后对不规整建筑物多边形进行简化^[20],即在尽量不偏离建筑物基本形状和大小的情况下,增强其直角形状表达,填充边缘凹陷,去除边界锯齿,最终获得具有规则几何形状的多边形建筑物(图 8),处理效果较好。

5 结论与讨论

本研究提出一种知识规则与 SVM 相结合的面向对象建筑物提取方法,并与基于 SVM 的面向对

象分析方法及传统基于像元的分类方法进行了比较分析,得出如下结论:

1) 分类结果的混淆矩阵显示,知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析法分类结果总体精度达到 90.68%,Kappa 系数为 0.81,较基于 SVM 的面向对象分析法、SVM、最大似然法、K 均值法精度分别提高了 10.38%,15.31%,26.4%和 29.2%。说明利用知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析方法可以取得较好的提取精度,有效解决了遥感影像中普遍存在的“同物异谱”和“同谱异物”现象,且在分类过程中不需要其他外部数据,不必再对建筑物之外的其他不透水地面类影像进行细分,对于建筑物分布不规则的地区也能取得较好的效果。

2) 知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析法可以结合地物的空间几何形状、纹理特征、光谱、HSI 色彩等信息,充分挖掘了人的思维知识库,比基于 SVM 的面向对象分析法取得了更好的分类效果,是利用高空间分辨率遥感影像数据进行城区建筑物分布制图的有效方法,对于快速获取建筑物分

布情况和制定城区发展规划具有参考应用价值。



图 7 基于知识规则与 SVM 相结合的面向对象分析法提取的建筑物

Fig. 7 Buildings of object-oriented classification using rules and SVM

采用知识规则和 SVM 相结合的面向分析方法进行城区建筑物提取时,还有以下方面有待进一步研究:

1) 由于光谱混淆严重,为了分割建筑物和其他不透水地面类影像,会导致分水岭分割参数设置过小,产生过分割,将原本是整体的地物分成多块,因此应探索新的多尺度多层次分割算法。另外,对于如何更好地将空间信息、上下文关系、各种约束条件加入到分割过程中,使分割的目标能更准确地表达地面实物,从而获得更好的分类效果,还需要进一步研究。

2) 核函数在 SVM 分类过程中起着关键作用,本研究选用的核函数为 RBF,但如何选择最佳核函数仍无统一认识^[21],还有待进一步研究。

[参考文献]

- [1] 孙 宁. 面向高空间分辨率遥感影像的建筑物目标识别方法研究 [D]. 杭州:浙江大学,2010.
Sun N. Study on urban building extraction from high resolution multi-spectral images [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2010. (in Chinese)
- [2] Baatz M, Schape A. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation [C]// Strobl J, Baschke T, Griesebner G. Angewandte geographische informationsverarbeitung Ⅲ. Wichmann-Verlag, Heidelberg, 2000: 12-23.
- [3] Baatz M, Benz U, Dehghani S. eCognition user guide 4.0 [M]. Germany: Definiens Imaging GmbH, 2004.

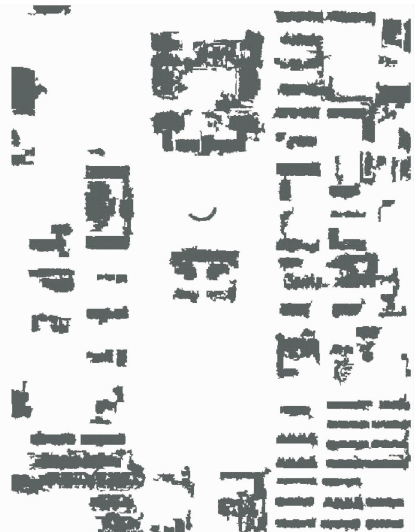


图 8 经过多边形综合表达处理后的建筑物

Fig. 8 Buildings after polygon simplification

- [4] Shackelford A, Davis C. A combined fuzzy pixel-based and object-based approach for classification of high resolution multi-spectral data over urban areas [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(10): 2354-2363.
- [5] Carleer D, Wolf E. Urban land cover multi-level region-based classification of VHR data by selecting relevant features [J]. Int J Remote Sensing, 2006, 27(6): 1035-1051.
- [6] 谭衢霖, 王今飞. 结合高分辨多光谱影像和 LiDAR 数据提取城区建筑 [J]. 应用基础与工程科学学报, 2011, 19(5): 741-748.
Tan Q L, Wang J F. Building extraction using high-resolution multi-spectral image and LiDAR data [J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2011, 19(5): 741-748. (in Chinese)
- [7] Clayton D G. Gram schmidt orthogonalization [J]. Applied Statistics, 1971, 20(3): 335-338.
- [8] 章毓晋. 图像工程: 中册 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
Zhang Y J. Image engineering: II [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. (in Chinese)
- [9] Haralick P M. Staistical and structural approaches to texture [J]. Proceedings of the IEEE, 1979: 67.
- [10] 张伐伐, 李卫忠, 卢柳叶, 等. SPOT5 遥感影像土地利用信息提取方法研究 [J]. 西北农林科技大学学报: 自然科学版, 2011, 39(6): 143-147.
Zhang F F, Li W Z, Lu L Y, et al. Study on extraction methods of land utilization information based on SPOT5 [J]. Journal of Northwest A&F University: Natural Science Edition, 2011, 39(6): 143-147. (in Chinese)