

引用格式: 宋晓阳, 黄耀欢, 董东林, 等. 融合数字表面模型的无人机遥感影像城市土地利用分类[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(5): 703-711.
[Song X Y, Huang Y H, Dong D L, et al. Urban land use classification from UAV remote sensing images based on digital surface model
[J]. Journal of Geo-information Science, 2018, 20(5): 703-711.] DOI: 10.12082/dqxxkx.2018.170635

融合数字表面模型的无人机遥感影像城市土地利用分类

宋晓阳^{1,2}, 黄耀欢^{3,4*}, 董东林¹, 张 飞²

1. 中国矿业大学(北京) 地球科学与测绘工程学院, 北京 100083; 2. 中国科学院声学研究所 声场声信息国家重点实验室, 北京 100190; 3. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101; 4. 中国科学院大学, 北京 100049

Urban Land Use Classification from UAV Remote Sensing Images Based on Digital Surface Model

SONG Xiaoyang^{1,2}, HUANG Yaohuan^{3,4*}, DONG Donglin¹, ZHANG Fei²

1. College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining & Technology, Beijing 100083, China; 2. State Key Laboratory of Acoustics, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 4. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Urban land use is a key issue of urban ecology. It is of great significance to understand the urban land use for planning urban functional zones, improving land use efficiency, estimating human population, analyzing urban landscape and promoting regional economic and environmental development. Therefore, urban land use classification research has been one of the core contents of urban planning and urban geography. With the rapid development of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) technology, rich UAV data have widely been used in different kinds of fields, especially in the urban land use classification. Digital surface model (DSM) and digital orthophoto map (DOM) obtained from UAV remote sensing images can effectively improve the accuracy of urban land use classification. In order to make full use of the rich information of UAV remote sensing images, an urban land use classification method is proposed using high-resolution DOM and DSM. In this study, the composite bands of DOM and DSM were used as data source. Considering the characteristics of urban land use, the object-oriented classification method was optimized by combining DOM spectral information with DSM, which is used as the final threshold of the pixel merge in multi-resolution segmentation and as height feature in objects classification, respectively. The method was validated in Jingjinxincheng located in Baodi District, Tianjin City. The results showed that, comparing with the initial multi-resolution segmentation method, all of the segmentation quality rate (QR), over-segmentation rate (OR), under-segmentation rate (UR) and comprehensive rate (CR) of optimized multi-resolution segmentation method were reduced, and the effects of image segmentation has been improved significantly. The optimized object-oriented classification method improved the classification accuracy, especially for the extraction of roads, buildings and other constructions. The overall accuracy of the classification

收稿日期 2017-12-25; 修回日期: 2018-01-27.

基金项目 : 国家重点研发计划项目(2016YFC0401404)。[**Foundation item:** National Key Research and Development Program of China, No.2016YFC0401404.]

作者简介 宋晓阳(1988-), 女, 博士生, 主要从事 GIS 应用研究。E-mail: songxy@student.cumtb.edu.cn

*通讯作者 黄耀欢(1982-), 男, 副研究员, 主要从事遥感与 GIS 应用研究。E-mail: huangyh@lreis.ac.cn

results increased from 85% to 87.25% and the Kappa coefficient also increased from 0.79 to 0.82. Therefore, the optimized object-oriented classification method can be used for urban land use study more effectively.

Key words: UAV remote sensing; object-oriented classification; land use; Digital Surface Model (DSM); digital orthophoto map (DOM)

***Corresponding author:** HUANG Yaohuan, E-mail: huangyh@reis.ac.cn

摘要 城市土地利用是城市生态学中的关键问题,深入了解城市的土地利用对合理规划城市功能分区、提升用地效益、促进区域经济与环境发展具有重要意义。因此,城市土地利用类型分类研究一直是城市规划学和城市地理学研究的核心内容之一。快速发展的无人机技术为城市土地利用分类提供了丰富的数据支撑,基于无人机遥感影像建立的数字表面模型(DSM)和数字正射影像(DOM)可以有效提高城市土地利用分类的精度。为了充分利用无人机遥感影像的丰富信息,本文提出了一种融合高分辨率DOM和DSM的城市土地利用分类方法。本文融合了DOM和DSM作为数据源。在面向对象分类方法的基础上,DSM分别被用于多尺度分割过程中像元融合的最终阈值和地物分类过程中的地物高度特征。该方法在天津市宝坻区的京津新城进行了验证,结果表明,相对于最初的多尺度分割方法,融合DSM后的多尺度分割方法的分割质量指数(QR)、过分割指数(OR)、欠分割指数(UR)和综合指数(CR)都有所降低,分割效果明显提高。优化后的面向对象分类方法,在分类精度上有所提高,尤其是道路、建筑物和其他建设用地。总体精度由85%提高到了87.25%,Kappa系数由0.79提高到0.82。由此可看出,优化后的面向对象分类方法可以更有效地进行城市土地利用分类。

关键词 无人机遥感;面向对象分类;土地利用;数字表面模型(DSM);数字正射影像(DOM)

1 引言

由人类活动引起的土地利用变化被认为是全球和区域气候变化的重要驱动因素^[1-2],土地利用不但影响了气候、土壤和水文等自然环境要素^[3],还造成了生物多样性、生态系统的物质循环与能力流动的巨大变化^[4]。随着社会经济的快速发展,城市化进程不断加快,城市土地利用变化十分剧烈^[5]。因此城市土地利用/土地覆被变化受到了科学界的广泛关注,一直是国内外学者的研究热点。

随着空间技术发展,运用遥感影像对城市土地利用进行分类已经得到广泛应用。DStow等^[6]基于QuickBird卫星遥感影像数据,采用面向对象方法,提取加纳阿克拉克市的城区建筑物,总体精度达到75%。郑盛等^[7]利用中巴地球资源卫星(CBERS)和环境与灾害监测预报小卫星B星(HJ-1B星)光学数据,基于最大似然法对深圳土地利用进行了分类研究。Myint等^[8]利用亚利桑那凤凰城中部的Quick-Bird卫星遥感影像数据验证了面向对象分类方法的效果,结果表明面向对象方法可以有效进行城市土地利用。周亦等以高分一号卫星数据为数据源,内蒙古自治区包头市和江苏省徐州市为研究区,采用面向对象分类方法进行了土地利用分类^[9]。然而,随着城市的快速发展,城市环境越来越复杂,而且由于遥感卫

星数据很容易受到天气的影响,多光谱遥感影像会受到云的影响,以至于影像信息不完整^[10],仅依靠单一的遥感数据源很难满足城市土地利用研究的需求。数字表面模型(DSM)信息等许多辅助信息被用于土地利用分类研究,提高分类精度^[11-12]。Zhou等^[13]利用DSM来区分透水面和不透水面,Miliaresis等^[14]融合了从LIDAR数据反演的DSM,用面向对象方法提取了建筑物。然而,由于激光雷达数据的不连续性和不规则性,很难直接进行土地利用分类。

近年来,无人机遥感技术发展迅速,因其可以弥补卫星在多云雾地区难以获取遥感数据的缺陷,获得具有更高分辨率、更丰富信息的遥感影像,已成为遥感监测的一种重要手段^[15]。胡勇等^[16]利用无人机遥感影像提取了重庆市长寿区双荣珍的农村房屋,取得了较好的效果。付萧等^[17]充分利用无人机灵活性较高的优点,进行了山区地体利用信息动态监测,快速、高效的获得了土地利用变更信息。但是在大多数应用中,无人机遥感影像仅作为高分辨率影像,影像信息利用率较低。本研究为了充分利用无人机高分辨率遥感影像的丰富信息,提出了针对城市土地利用融合DSM信息的面向对象分类方法,即在面向对象分类方法的2个关键步骤(多尺度分割和地物分类)中加入高度信息DSM,以期提高城市土地利用分类的精度。

2 研究区与数据源

京津新城位于天津市宝坻区,处于环渤海湾经济区的核心地带,地处北温带大陆性气候,地热和其他自然资源丰富。京津新城规划总面积 53 km^2 ,是2006年经国务院批准设立的、天津市在滨海新区开发开放战略中重点打造的十一座新城之一。京津新城以地热综合开发为特色,着力培育旅游度假、温泉疗养、生态居住、文化教育、会议会展、现代金融服务等新兴产业,是以现代服务业为特色的新型城市。本研究区位于京津新城的西南部,地理坐标为 $39^{\circ}31'N, 117^{\circ}22'E$,是一片别墅区。

利用多旋翼无人机平台获取遥感影像,影像拍摄时间为2017年9月11日,设定的无人机飞行高度是254 m,飞翔方向重叠度是70%,旁向的重叠度则是40%。飞行共获得700张影像,整体覆盖了约 2 km^2 。搭载的相机是FC6310,镜头焦距为8.8 mm。无人机原始影像是真彩色影像,包括红、绿、蓝3个波段,分辨率为7.7 cm。通过旋转影像、畸变改正、增强处理、空三加密等处理,获取DSM数据和DOM数据,分辨率都为7.7 cm。考虑到数据边

缘数据有缺失,本文裁取了中间一部分矩形区域作为研究区,如图1所示。从影像中可以看出,研究区土地利用类型比较简单,主要包括有居民地、道路、水体、绿地等。

3 研究方法

无人机遥感影像不仅具有高空间分辨率,而且具有丰富的内部纹理和形状信息。本文在面向对象分类方法的基础上,融合高度信息DSM,提出了针对城市土地利用的面向对象分类方法(图2)。在优化的面向对象分类方法中,在关键步骤多尺度分割过程中,DSM被用作其中像元合并的最终阈值;在地物分类过程中,DSM被用作描述地物图斑的特征值。

3.1 多尺度分割方法优化

多尺度分割是一个自下而上基于区域生长合并的分割方法,通过分析像元的相似性,将相邻的相同或相似像元合并成一个不规则的多边形对象^[18]。在分割程序执行过程中,成对的对象迭代合并,相

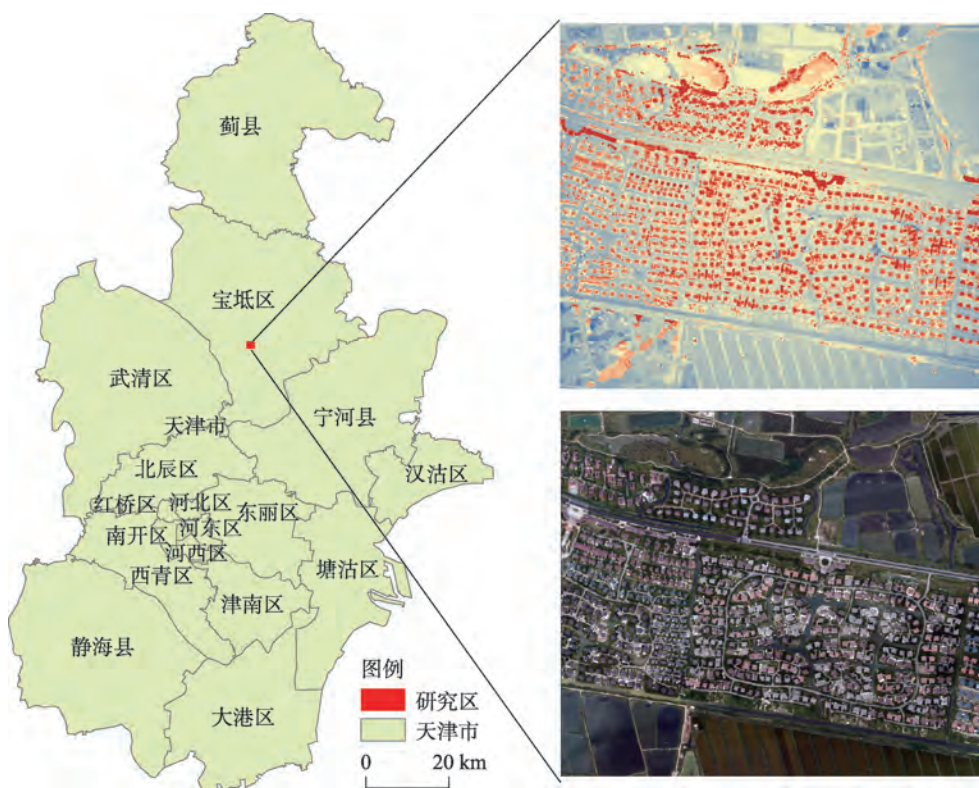


图1 研究区位置

Fig. 1 Location of study area

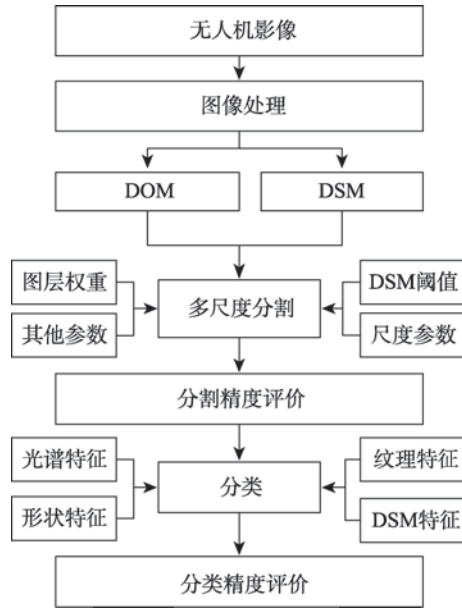


图2 基于无人机遥感的城市土地利用分类流程

Fig. 2 Flow chart of land use classification using UAV remote sensing imagery

邻对象的同质性是判断对象是否合并的唯一准则。多尺度分割指的是多次分割的迭代过程,需要设定每个图层的权重、光谱因子、光滑度因子以及分割尺度4个参数,其中每个图层的权重、光谱因子和光滑度因子3个参数用来计算异质性,分割尺度用来终止分割^[19-20]。分割的流程具体如下:①第一次分割以单个像元作为种子对象,分析该种子对象与其相邻像元的异质性,找到异质性最小的邻居像元;②计算该邻居像元与其邻居像元的异质性,找到该邻居像元的异质性最小的邻居像元,并判断其是否为种子对象;③如果是种子对象,则种子对象和种子像元的邻居像元互为异质性最小邻居像元,且异质性小于分割尺度,则合并2个像元;④如果不是种子对象,则以种子像元的邻居像元,作为新的种子对象,继续寻找新的种子对象的最小异质性像元;⑤所有像元遍历完成后,以第一次分割出来的多边形为新的起点开始第二次分割;⑥多次迭代分割过程,直至所有的对象与邻居对象的最小异质性都大于设定的分割尺度^[21]。

异质性(f)由光谱异质性和形状异质性的加权重值计算,公式如下:

$$f = w_1 \times h_{\text{color}} + (1 - w_1) \times h_{\text{shape}} \quad (1)$$

式中: h_{color} 为光谱异质性; h_{shape} 为形状异质性; w_1 为光谱异质性权重。

光谱异质性是由对象像元的光谱值计算的:

$$h_{\text{color}} = \sum_1^b w_c \cdot [n_m \cdot \sigma_m - (n_1 \cdot \sigma_1 + n_2 \cdot \sigma_2)] \quad (2)$$

式中: b 为影像的总波段数; w_c 为影像中 c 波段的权重; n_m 为合并后对象的像元个数; σ_m 为合并后对象的标准方差; n_1 、 n_2 为合并前2个相邻对象的像元个数; σ_1 、 σ_2 为合并前2个相邻对象的标准方差。

形状异质性是由对象的形状计算的:

$$h_{\text{shape}} = w_2 \cdot h_{\text{com}} + (1 - w_2) \cdot h_{\text{smooth}} \quad (3)$$

式中: w_2 为紧致度的权重; h_{com} 为紧致度异质性; h_{smooth} 为光滑度异质性。

与以往研究^[22]将DSM当做一个图层用来计算光谱异质性不同,本文不仅仅将DSM作为一个图层,而且将其作为决定相邻对象是否合并的条件阈值。城区中主要的土地类型包括建筑物、绿地、水体及道路等,DSM可以有效地区分各类地物。例如,建筑物是城市中占地最大的地物类型,DSM值在建筑物边界内部均匀一致,只有在边界处存在着高度的剧烈变化^[23],因此DSM可以有效区分建筑物和道路等其他人工地物。DSM作为决定2个成对对象是否合并的最后一个准则,公式如下:

$$\text{Merge} = w_{\text{dsm}} \cdot U[\text{Object1}, \text{Object2}] \quad (4)$$

$$w_{\text{dsm}} = \begin{cases} 1 & PN(\Delta \text{dsm} \geq 3\text{m}) / PN < 0.5 \\ 0 & PN(\Delta \text{dsm} \geq 3\text{m}) / PN > 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

式中:Merge等于1,则2个对象合并;Merge等于0,则2个对象不合并。如果2个对象Object1和Object2通过分析其与相邻对象的异质性,发现2个对象可以合并,则 $U[\text{Object1}, \text{Object2}]$ 为1。 PN 是2个对象相邻像元对的个数, $PN(\Delta \text{dsm} \geq 3\text{m})$ 是其中DSM差值大于3m的相邻像元对的个数。

分割过程中,对象合并过程具体如图3所示。

3.2 地物分类

通过多尺度分割,影像变为多个由同质像元组成的不规则多边形对象。本研究区地物比较简单,且分类比较明显,因此本文采用基于规则的分类方法。通过分析分割后的对象的信息,组合各种不同的特征,建立规则集,实现对研究区的分类。对象特征一般包含光谱特征、形状特征和纹理特征。光谱特征包含光谱均值、亮度值和光谱标准差等;形状特征包含面积、长宽比等;纹理特征是基于灰度共生矩阵计算的熵、对比度和相关度等。DSM可以有效的表达地表建筑物、桥梁及树木等各类地物的高度信息,因此DSM作为高度信息被加入到规则集中。

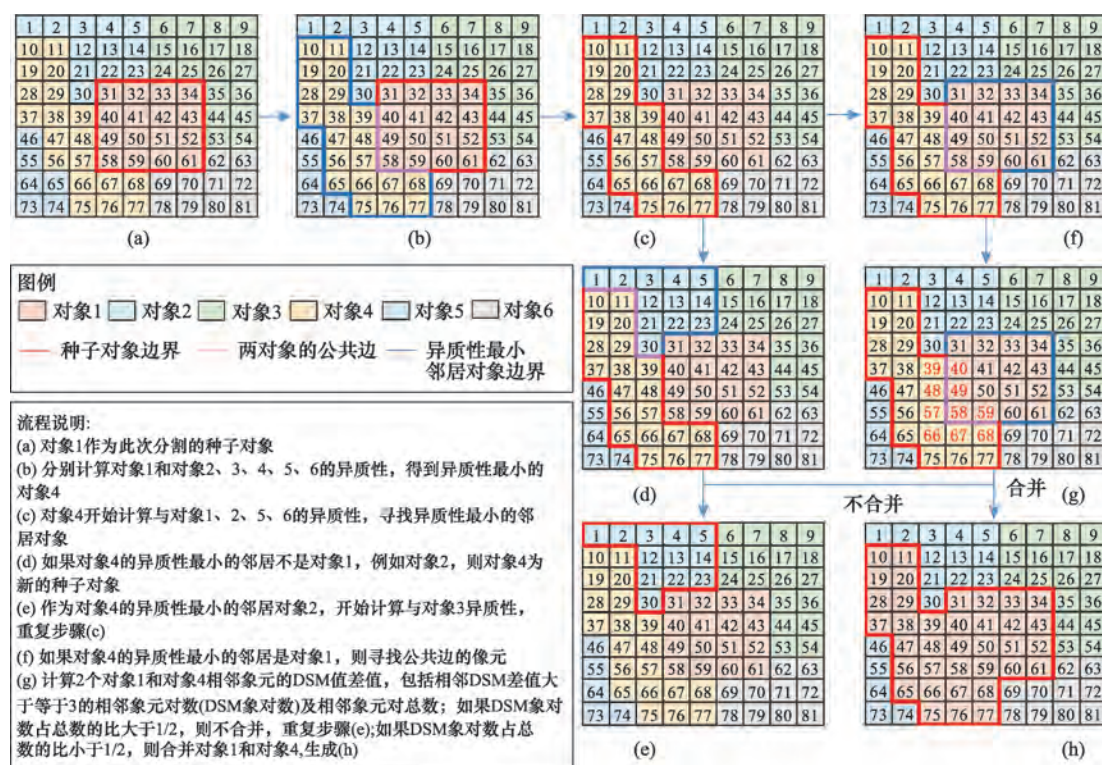


图3 相邻对象合并过程

Fig. 3 The process of merging two adjacent objects

根据已有的参考文献及研究区的背景知识和目视解译情况^[24-26], 本文定义了耕地、建筑物、道路、水体、绿地及其他居住用地。通过分析影像和地物类别, 首先利用光谱信息将所有地物分成人工地物和非人工地物2类。人工地物包括建筑物、道路及

其他居住用地。非人工地物包括水体和绿地。然后根据高度信息提取人工地物中的建筑物, 根据形状及纹理信息区分道路和其他居住用地, 根据光谱和纹理信息区分水体和绿地, 完成城市土地利用分类。图4为构建的规则集。

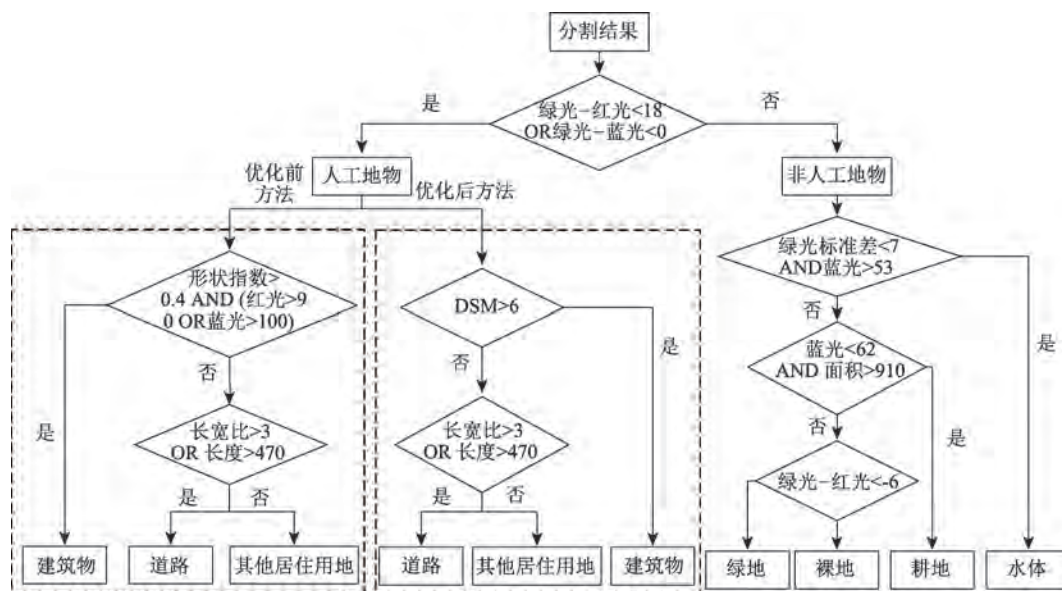


图4 分类规则集

Fig. 4 The ruleset of classification

3.3 精度评价指标

本文采用遥感影像分割精度评价指标来对分割结果进行评价,指标包括分割质量合格率(QR)、过分割指数(OR)、欠分割指数(UR)和综合指数(CR)^[27-29]。具体指标计算方法如表1所示。

表1 分割结果评价指标

Tab. 1 Metrics of segmentation accuracy assessment

评价指标	公式	说明
QR	$QR = 1 - \frac{a(x_i \cap y_j)}{a(x_i \cup y_j)}, y_j \in Y_i^*$	x 是指实际的地物对象, y 是指的分割结果。 Y_i^* 是指和 x_i 有重叠的分割结果的部分图斑。 $a(*)$ 是指图斑“*”的面积。 Y_i^* 主要包括三种情况的 y_j :① x_i 的中心点位于 y_j ;② y_j 的中心点位于 x_i ;③ x_i 和 y_j 的交集面积大于 y_j 或 x_i 面积的1/2。
OR	$OR = \frac{a(x_i) - a(x_i \cap y_j)}{a(x_i)}, y_j \in Y_i^*$	
UR	$UR = \frac{a(y_j) - a(x_i \cap y_j)}{a(y_j)}, y_j \in Y_i^*$	
CR	$CR = \sqrt{(OR^2 + UR^2)/2}$	

本文基于分类结果和人工目视解译结果,构建混淆矩阵进行分类精度评价。根据混淆矩阵。计算分类精度评价指标:用户精度(UA)、制图精度(PA)、总体精度(OA)和kappa系数(Ka)^[30]。具体指标计算方法如表2所示。

4 结果与分析

4.1 分割结果评价

为了与加入DSM的多尺度分割方法相比,本文采用原始的多尺度分割方法对本研究区进行了分割。两次分割采用同样的分割参数,考虑到影像分辨率比较高,而且地物比较分明,因此分割尺度为200。无人机遥感影像只有红绿蓝3个波段,每个波段都一样重要,因此每个图层的权重都设为1。

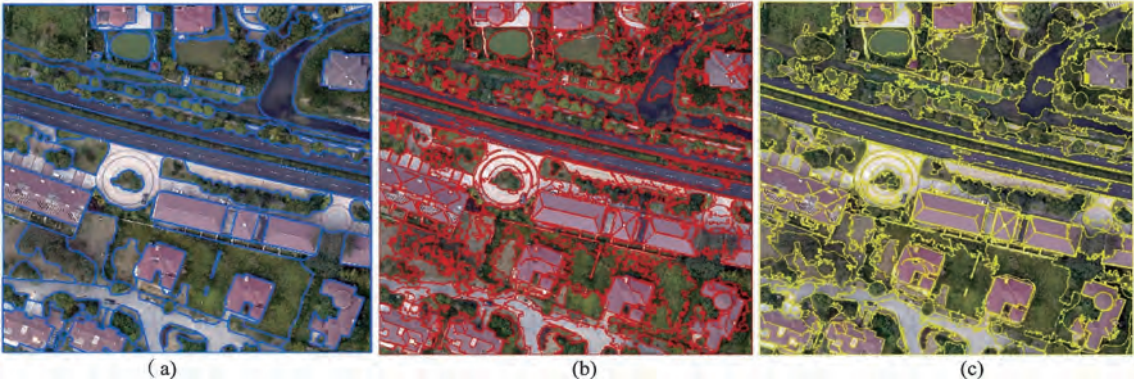
表2 分类结果评价指标

Tab. 2 Metrics of classification accuracy assessment

评价指标	公式	说明
UA	$UA = x_{ii} / \sum_i^r x_{ai}$	r 是混淆矩阵中总列数(即总的类别数); x_{ii} 是混淆矩阵中第 i 行第 i 列上像元数量(即正确分类的数目); x_{ii} 和 x_{ai} 分别是第 i 行和第 i 列的总像元数量; N 是总的用于精度评估的像元数量
PA	$PA = x_{ii} / \sum_i^r x_{i+}$	
OA	$OA = \sum_i^r x_{ii} / N$	
Ka	$Ka = \frac{N \sum_i^r x_{ii} - \sum_i^r x_{i+} x_{+i}}{N^2 - \sum_i^r x_{i+} x_{+i}}$	

DSM作为其中的一个图层,图层的权重也设为1。光谱因子权重设为0.8,形状权重为0.2,紧致度和光滑度的权重都为0.5。

分割结果直接影响分类结果,分析比较2种方法的分割结果是很有必要的。利用 QR 、 OR 、 UR 和 CR 4个指标来定量评价2种方法的分割效果。在2个分割结果中选取多组图斑进行评价指标的计算,参考数据为手工数字化的该区的地物,参考数据含有30个样本,为得到准确的评价结果,样本尽量包括不同类型、不同面积的地物图斑。图5展示了一组典型地物的分割结果与参考数据的对比,蓝色实线为手工数字化分割参考数据,红色实线为原影像分割方法分割的结果,黄色实线为加入DSM数据的影像分割的结果。其中手工数字化将图像分割成了119个对象,原始分割方法将图像分割成了289个对象,加入DSM数据后分割将影像分割成了317个对象。从分割结果的图斑个数来看,加入DSM后,由于加入了新的条件,分割的图斑有所增加。从2种分割方法的评价结果来看(表3),二者 QR 有细微的差别,相差0.05,加入DSM后分割质量有略微提升。2种方法的 OR 都接近0.5,存在过分



注:蓝色线为人工解译结果;红色线为原分割结果;黄色线为加入DSM数据优化后的分割结果

图5 3种分割方法的分类结果

Fig. 5 The segmentation results of three methods

表3 2种分割方法的评价结果

Tab. 3 Assessment results of two segmentation methods

	QR	OR	UR	CR
原分割方法	0.69	0.49	0.33	0.42
优化后分割方法	0.64	0.42	0.32	0.38

割情况,而未加入DSM的分割方法更为严重。而2种方法的UR没有较大差别,基本一致欠分割情况较轻。从4种指数综合来看,加入DSM数据,优化后的分割方法的具有更好的分割效果。

4.2 分类结果评价

本研究利用构建的规则集对分割图斑进行土地利用分类,分类结果如图6所示。研究区总面积为1.81 km²,从图6可以看出,研究区土地利用类型包括绿地、耕地、水体、道路、建筑物及其他建设用地。在本研究区,绿地是主要的地物类型,面积为0.87 km²,约占研究区总面积的一半,高达48.15%。其次是水体和道路,面积为0.29 km²和0.24 km²,分别占研究区总面积的16.00%和13.59%。耕地的面积(0.16 km²)和建筑物的面积(0.18 km²)相对较少,分别占总面积的8.75%和9.66%。剩余的土地利用类型为其他建设用地,面积很小,为0.07 km²,仅占研究区总面积的3.85%。总体来看,绿地、水体和道路所占比例较大,耕地、建筑物和其他建设用地所占比例相对较小。

本文通过计算分类精度来验证方法的可行性。对试验区进行目视解译以及实地调查采样,将其样本作为真实参考。根据实验区范围,在其内水

平方向、垂直方向均布设20条样线,样线呈均匀分布,选择其交叉点为采样点,共有400个样本点,进行实地调查样本点的土地利用类型。基于参考数据和分类结果,构建混淆矩阵(表4),计算UA、PA、OA和Ka 4个评价指标,验证分类的实际精度。

通过分析混淆矩阵(表4)、制图精度和用户精度可以看出,建筑物具有最高的用户精度,精度达到95.24%。主要是因为建筑物分布比较规律,而且在DSM上建筑物和其他地物类型具有明显的区别,建筑物的颜色明显区别于其他地物,因此用户精度较高。建筑物的制图精度相对较低,主要是部分建筑物被树木遮挡,因此在分类时被树木遮挡的建筑物被分成了绿地。道路的用户精度最低,精度为78.79%,主要是居住区内的道路和其他建设用地的光谱非常相似,很难分割开。道路的制图精度也比较低,主要道路和两边的行道树有所混淆。绿地的制图精度最高,高达94.02%;而用户精度相对较低,主要是部分水体、道路和建筑物被错分成了绿地,其中道路和建筑物是由于树木的遮挡被错分成绿地,而水体则是由于水体富营养化或水草较多,使其呈现为与绿地相同的特征,从而被错分成绿地。相对于优化前的分类结果,主要是在道路、建筑物和其他建设用地3种土地利用类型的分类精度有所提高,其中建筑物的精度提高的最多,制图精度由72%提高到了80%,道路的制图精度由68.57%提高到了74.29%。优化前分类结果的总体精度为85%,Kappa系数为0.79。优化后的分类结果总体精度和Kappa系数都有所提高,总体精度为87.25%,Kappa

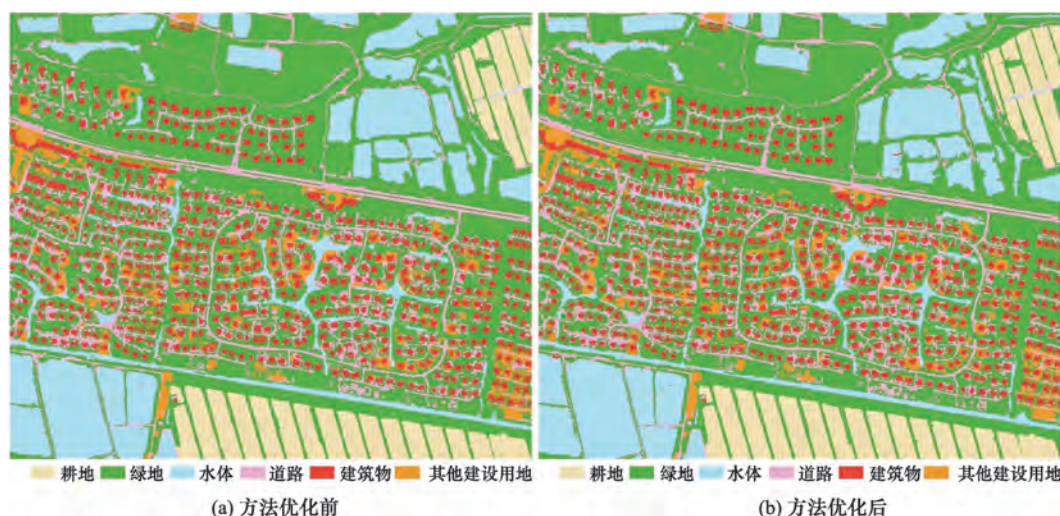


图6 研究区分类结果

Fig.6 The classification result of study area

表4 分类结果的混淆矩阵
Tab. 4 Confusion matrix of the classification

类型		实际土地利用						总计	用户精度/%
		耕地	绿地	水体	道路	建筑物	其他建设用地		
优化前土地 利用分类	耕地	28	3	0	2	0	0	33	84.85
	绿地	4	171	9	6	7	2	199	85.93
	水体	0	3	59	1	0	1	64	92.19
	道路	0	2	0	24	4	3	33	72.73
	建筑物	0	2	0	2	36	3	43	83.72
	其他建设用地	0	3	0	0	3	22	28	78.57
	总计	32	184	68	35	50	31	400	
	制图精度/%	87.50	92.93	86.76	68.57	72.00	70.97		
优化后土地 利用分类	耕地	28	3	0	2	0	0	33	84.85
	绿地	4	173	9	6	8	0	200	86.50
	水体	0	3	59	1		1	64	92.19
	道路	0	2	0	26	0	5	33	78.79
	建筑物	0	0	0	0	40	2	42	95.24
	其他建设用地	0	3	0	0	2	23	28	82.14
	总计	32	184	68	35	50	31	400	
	制图精度/%	87.50	94.02	86.76	74.29	80.00	74.19		

系数为0.82。总体来说,优化后的面向对象分类方法能够更有效地应用于无人机遥感影像城市土地利用分类。

5 结论

无人机遥感影像不仅具有丰富的光谱信息,而且具有高度信息。基于无人机遥感影像反演的DSM可以有效的表达地表、桥梁及树木等各类地物的高度信息。针对无人机遥感影像数据,本文提出了一种融合了DSM数据的面向对象分类方法。在原来面向对象分类方法的基础上,加入高度信息DSM,优化面向对象分类方法,充分利用无人机遥感影像的丰富信息,从而实现高精度的土地利用分类。在面向对象分类方法的关键步骤多尺度分割中,加入DSM作为决定2个成对对象是否合并的最终准则;在地物分类过程中,DSM被用作描述地物图斑高度的特征值。

本文基于优化后的面向对象分类方法,对天津市宝坻区的京津新城的土地利用进行了分类研究,并分别对分割结果和分类结果进行了精度评价。结果表明,加入DSM后的分割效果更好,分割质量略微提升,欠分割情况和过分割情况有所改善,综合测量指数明显下降。从分割评价指数综合来看,优化后的分割方法的具有更好的分割效果。本文基于实地

采样进行分类精度评价,建筑物、水体、绿地等城市主要地物类型分类效果都比较好,相对于优化前,总体精度从85%提高到了87.25%,Kappa系数由0.79提高到了0.82。总体看来,利用优化后的面向对象分类方法得到了较高精度城市土地利用分类。

参考文献(References):

[1] Feddema J J, Oleson K W, Bonan G B, et al. The importance of land-cover change in simulating future climates [J]. Science, 2005,310(5754):1674.

[2] 陈溪,王子彦,匡文慧.土地利用对气候变化影响研究进展与图谱分析[J].地理科学进展,2011,30(7):930-937. [Chen X, Wang Z Y, Kuang H W. Research progress and TUPU analysis on the impacts of land use on climate change[J]. Progress in Geography, 2011,30(7):930-937.]

[3] Foley J A, Defries R, Asner G P, et al. Global consequences of land use[J]. Science, 2005,309(5734): 570-574.

[4] Zomer R J, Trabucco A, Bossio D A, et al. Climate change mitigation: A spatial analysis of global land suitability for clean development mechanism afforestation and reforestation[J]. Agriculture Ecosystems & Environment, 2008,126(1):67-80.

[5] 翟天林,金贵,邓祥征,等.基于多源遥感影像融合的武汉市土地利用分类方法研究[J].长江流域资源与环境, 2016,25(10):1594-1602. [Zhai T L, Jin G, Deng X Z, et al. Research of wuhan city land use classification method based on multi- source remote sensing image fusion[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2016, 25(10):1594-1602.]

- [6] Stow D, Lopez A, Lippitt C, et al. Object-based classification of residential land use within Accra, Ghana based on QuickBird satellite data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007,28(22):5167.
- [7] 郑盛,曹春香,程锦泉,等.基于国产卫星数据的深圳城市化进程中土地利用/覆盖变化探讨[J].*中国科学:信息科学*, 2011,s1:140-152. [Zheng S, Cao C X, Cheng J Q, et al. A study on land use and land cover change during urbanization in Shenzhen using data from Chinese satellites[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2011,s1:140-152.]
- [8] Myint S W, Gober P, Brazel A, et al. Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011,115(5):1145-1161.
- [9] 周亦,张亚亚.利用eCognition进行高分一号卫星数据土地利用现状解译能力测试[J].*测绘通报*,2016,8:77-80. [Zhou Y, Zhang Y Y. A test of land use status interpretation ability based on GF-1 satellite data using eCognition[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2016,8:77-80.]
- [10] 满其霞.激光雷达和高光谱数据融合的城市土地利用分类方法研究[D].上海:华东师范大学,2015. [Man Q X. Fusion of hyperspectral and LiDAR data for urban land use classification[J]. Shanghai: East China Normal University, 2015.]
- [11] Powell R L, Roberts D A, Dennison P E, et al. Sub-pixel mapping of urban land cover using multiple endmember spectral mixture analysis: Manaus, Brazil[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007,106(2):253-267.
- [12] Watanachaturaporn P, Arora M K, varshney P K. Multi-source classification using support vector machines[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2008, 74(2):239-246.
- [13] Zhou W. An object-based approach for urban land cover classification: integrating LiDAR height and intensity data [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2013,10 (4):928-931.
- [14] Awrangjeb M, Fraser C. Automatic segmentation of raw LIDAR data for extraction of building roofs[J]. *Remote Sensing*, 2014,6(5):3716-3751.
- [15] 李德仁,李明.无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J].*武汉大学学报·信息科学版*,2014,39(5):505-513. [Li D R, Li M. Research advance and application prospect of unmanned aerial vehicle remote sensing system[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014,39(5):505-513.]
- [16] 胡勇,张孝成,马泽忠,等.无人机遥感影像中农村房屋信息快速提取[J].*国土资源遥感*,2016,28(3):96-101. [Hu Y, Zhang X C, Ma Z Z, et al. Rural residential area extraction from UAV remote sensing imagery[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2016,28(3):96-101.]
- [17] 付萧,鲁恒,朱庆,等.利用无人机影像进行山区土地利用信息动态监测[J].*山地学报*,2016,34(1):121-126. [Fu X, Lu H, Zhu Q, et al. Landuse information of mountain areas dynamic monitoring based on uav images[J]. *Mountain Reserach*, 2016,34(1):121-126.]
- [18] Benz U C, Hofmann P, Willhauck G, et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information[C]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2004,58(3-4):239-258.
- [19] Baatz M, Sch Pe A. An optimization approach for high quality multi-scale image segmentation[C]. *Proceedings of the Beiträge zum AGIT-Symposium*, F, 2000.
- [20] Tian J, Chen D M. Optimization in multi-scale segmentation of high-resolution satellite images for artificial feature recognition[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007,28(20):4625-4644.
- [21] Gmbh M T G. ECognition Developer8.7 reference book [M]. Trimble: Munich, 2011.
- [22] Shuxi L I, Song Y, Changhui L I. Quick Extraction of Buildings Based on DSM and RGB-Aerial Image[J]. *Bulletin of Surveying & Mapping*, 2012,27(1):33-32.
- [23] 黎树禧,宋杨,李长辉.利用DSM以及彩色遥感航空影像快速提取建筑物目标信息[J].*测绘通报*,2012(1):33-35. [Li S X, Song Y, Li C H. Quick extraction of buildings based on dsm and rgb-aerial image[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2012(1):33-35.]
- [24] 陈松林,刘强,余珊,等.福州市晋安区土地适宜性评价[J].*地球信息科学学报*,2002,4(1):61-65. [Chen S L, Liu Q, Yu S, et al. The evaluation of land resource suitability in Jinan district of Fuzhou supported by GIS[J]. *Geo-Information Science*, 2002,4(1):61-65.]
- [25] 李秦,高锡章,张涛,等.最优分割尺度下的多层次遥感地物分类实验分析[J].*地球信息科学学报*,2011,13(3):409-417. [Li Q, Gao X X, Zhang T, et al. Optimal segmentation scale selection and evaluation for multi-layer Image recognition and classification[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2011,13(3):409-417.]
- [26] 杨俊,孙静,葛全胜.大连市城区绿地时空特征的热环境效应研究[J].*地球信息科学学报*,2016,18(8):1087-1093. [Yang J, Sun J, Ge Q S. Study on thermal environmental effect of spatial-temporal characteristics of urban green space in the city of Dalian[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2016,18(8):1087-1093.]
- [27] Clinton N, Holt A, Scarborough J, et al. Accuracy Assessment Measures for Object-based Image Segmentation Goodness[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2010,76(3):289-299.
- [28] Drăguț L, Csillik O, Eisank C, et al. Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing Official Publication of the International Society for Photogrammetry & Remote Sensing*, 2014,88(100):119.
- [29] 陈扬洋,明冬萍,徐录,等.高空间分辨率遥感影像分割定量实验评价方法综述[J].*地球信息科学学报*,2017,19(6):818-830. [Chen Y Y, Ming D P, Xu L, et al. An overview of quantitative experimental methods for segmentation evaluation of high spatial remote sensing images[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2017,19(6):818-830.
- [30] 杨雪峰,王雪梅.基于决策树的多角度遥感影像分类[J].*地球信息科学学报*,2016,18(3):416-422. [Yang X F, Wang X M. Classification of MISR multi-angle imagery based on decision tree classifier[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2016,18(3):416-422.]