

基于特征增强技术的面向对象分类方法^{*}

曹 宝,秦其明,张自力,马海建,邱云峰

(北京大学 遥感与地理信息系统研究所,北京 100871)

摘 要:针对传统基于像元的分类方法不能满足对高分辨率影像(HRI)进行分类的矛盾,提出基于特征增强技术的面向对象分类方法(FETCOOCA)。并以北京市海淀区的 SPO T5 影像为例,考虑到影像中植被、水体和建筑物等地物之间的特征差异,对影像中地物的光谱、形状、纹理等信息进行特征增强处理,并结合面向对象的分类方法对其进行分类。最后,对 FETCOOCA 与传统基于像元的分类方法进行对比分析。结果表明:提出的 FETCOOCA 明显优于传统分类方法,它可以大幅度提高 HRI 的分类精度,有效抑制椒盐现象的发生,使分类后的图像含有更为丰富的语义信息。

关键词:特征增强;面向对象;分类方法

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2008)01-0135-04

Feature Enhancement Techniques Combined with
Object-Oriented Classification Approach

CAO Bao ,QIN Qi-ming ,ZHANG Zi-li ,MA Hai-jian ,QIU Yun-feng

(Remote Sensing and Geological Information System Research Institute ,Peking University ,Beijing 100871 ,China)

Abstract :To deal with the contradiction of classical pixel based on classification approaches cannot satisfy the requirements of High Resolution Image (HRI) classification. Feature Enhancement Techniques Combined with Object-Oriented Classification Approach (FETCOOCA) is provided. Considering the difference of the objects in terms of spectrum ,shape ,texture etc. contained in HRI ,some feature enhancement techniques are carried out on the area of water body ,vegetation ,and constructions. To test the overall accuracy of FETCOOCA classification result image ,FETCOOCA is performed using SPO T5 image ,which located in Haidian District ,Beijing ,China. Finally ,a comparison between FETCOOCA and classical pixel based classification approaches is carried out. The study proved that :for HRI classification ,FETCOOCA has much better classification result than classical pixel based classification approaches. It can significantly improve the overall classification accuracy of HRI ,can avoid the pepper and salt phenomena ,and have rich syntax information which is easy for image interpretation.

Key words :feature enhancement ;object-oriented ;classification

1 引 言

近年来,随着空间技术、信息技术及微电子技术的快速发展,卫星传感器的空间分辨率大幅度提高,越来越多的商业卫星可以提供高空间分辨率影像(High Resolution Image,以下简称 HRI)。如美国的 QUICKBIRD(空间分辨率 0.61 m),INONOS(空间分辨率 1 m),OBVIEW(空间分辨率 1 m),以色列的 EROS-A 卫星(空间分辨率 1-1.8 m),法国的 SPOT 卫星(空间分辨率 2.5 m),台湾的“华卫 2 号”(空间分辨率 2 m)等。这些卫星影像中地物的形态、结构和纹理等细节信息清晰可见,可以提供比中、低分辨率卫星更加准确的空间位置信息。因此,高空间分辨率的数字影像被广泛地应用于军事侦察、环境及灾害监测、土地动态监测、公共设施管理以及工程选线等领域。在 HRI 上人们可以轻松地区别出河流、道路、桥梁、建筑物、绿地等常见地物的类别,然而,要使计算机系统自动识别以上地物类别绝非易事。其主要原因在于 HRI 虽然含有十分丰富的细节信息,但是,现

有的计算机智能识别系统只能从中提取十分有限的知识。

遥感信息提取是一项十分复杂而具有挑战性的工作。人类之所以能轻松地识别 HRI 上的各种地物,主要是因为人的眼睛就是一个精巧的光学系统,人类可以利用自己的眼睛获取地物的亮度、对比度、大小、形态、颜色、结构、纹理、空间位置等信息,综合利用日常积累的经验知识,经过复杂的逻辑推理和思维过程,识别出不同地物类别的特征信息(或知识),从而达到识别不同地物类别的目标。对于遥感影像智能识别专家来说,人类的这套影像信息提取与识别系统是非常复杂的,很难用计算机系统进行模拟。除了高空间分辨率遥感影像自身固有的复杂性外,其他因素诸如成像日期,天气状况,卫星姿态,传感器类型,成像区域等均可以影响 HRI 信息的提取精度。理论上讲,HRI 含有丰富的光谱、形状、结构、纹理、空间位置等信息,所有这些都应被有效地用于遥感影像信息提取过程。然而,由于图像处理和人工智能理论和技术的限制,仅有十分有限的高空间分辨率遥感影像

^{*} 收稿日期:2006-10-31

基金项目:北京市自然科学基金项目(9062006);空间信息集成与 3S 工程应用北京市重点实验室项目(SIIB KL06-3-03)

作者简介:曹宝(1971-),男,助理研究员,博士研究生,主要从事遥感与地理信息技术应用研究。

信息被利用。

从高空间分辨率遥感影像中提取信息量的多少取决于遥感影像分类结果的精度,而遥感影像分类精度又受制于遥感分类方法和分类技术的发展水平。从遥感影像分类的发展趋势来看,可以将遥感影像分类方法概括为像元级分类、特征级分类和对象级分类 3 个层次。像元级分类以影像像元的光谱特征信息为主进行分类,对于高分辨率遥感影像,只有十分有限的细节信息被用于像元级分类中,因此,像元级分类处于遥感影像分类中较低的层次。为了提高像元级遥感影像分类精度,国内外学者在遥感分类研究领域进行了大量的探索工作,并将一些新的方法引进到像元级分类方法中来。如神经网络分类器^[1-2]、空间逐步寻优模型^[3]、模糊集^[4]、分层聚类^[5]等等,这些方法在提高影像分类精确度上有较大进步,但从本质上讲,这些方法还是基于像元层次的。像元级遥感分类有其内在的缺点——缺乏语义信息,尤其对于高分辨率遥感影像分类来说,像元级分类精度较低,不能满足实际应用的需求。

特征级分类是基于遥感影像中对象的特征进行分类的,属于中间层次的遥感影像分类方法。计算机智能识别方面的有关专家发现,人类识别图像与计算机识别图像的信息处理次序刚好相反。通常人类识别图像时是首先获取图像的整体轮廓信息(如亮度、形状、大小等),然后地物的细节信息(如颜色、结构、纹理等)才进入人的大脑。然而,传统的计算机遥感分类方法是以像元的光谱特征信息为主要信息基础,缺乏地物特征信息对分类结果的限定,导致像元级分类方法对高分辨率遥感影像分类精度较低。因此,一些学者试图利用高分辨率遥感影像中地物的特征信息参与分类,并提出了基于图像分割的每块地分类方法^[6-7]和模糊准则分类法^[8]。这些分类方法在一定程度上改善了高空间分辨率遥感影像的分类精度。

对象级遥感分类方法是以从遥感影像中获取的对象为分类单元或基元,处于遥感分类方法的较高层次。目前对象级遥感分类方法和技术尚不成熟,其算法也较为复杂,然而,对象级遥感分类方法为提高 HRI 的分类精度提供了新的途径和方法。HRI 与中低分辨率影像相比,可以提供较高的对比度、高清晰度以及丰富的细节信息,同时, HRI 也大幅度增加了图像中像元的空间异质性,导致像元级遥感影像分类精度较低。而对象级遥感分类方法可以更多地利用 HRI 所提供的细节信息。因此,可以明显提高 HRI 的分类精度。

面向对象的分类方法处理的最小单元是一个个对象或基元,因此,如何从 HRI 中提取合适的对象或基元显得十分重要。提取对象或基元的主要方法是采用某种算法对影像进行分割。目前遥感图像的分割方法较多,不同的遥感图像分割方法所得到的对象或基元往往不同,这种图像分割结果并不是我们所期望的。从遥感分类专家的角度看,不论采用什么样的图像分割方法,只有一种分割结果与现实情况最接近。因此,如何提高图像分割质量,减少图像分割的不确定性成为提高对象级分类精度的制约瓶颈。

我们在研究中发现,在进行图像分割处理之前,采用一系列特征增强技术对 HRI 进行预处理,可以显著提高图像分割的质量。该文的主旨在于如何应用特征增强技术对地物的某些特征进行增强处理,结合面向对象的分类方法(以

下简称 FETCOOCA)提高 HRI 的分类精度。

2 FETCOOCA 的工作流程

FETCOOCA 是以嵌入在商业软件包 eCognition 中的面向对象的多尺度影像分析方法^[9]模块为支撑,对图像进行相应的处理后,再进行面向对象的遥感分类。其工作流程如图 1 所示:对 HRI 进行几何纠正和辐射纠正等图像预处理工作,进行灰度分割处理,制作建筑区域图像掩膜;对 HRI 进行特征增强处理,得到特征增强处理后的影像图层;输入光谱因子和形状因子,并输入特征增强处理后的图层,对图像进行多尺度分割^[10],得到面向对象分类方法所需的对象或基元;对图像进行多种特征提取,得到对象的各种特征(如光谱、形状、大小、结构、纹理、阴影、方向、空间分布等);结合专家知识、地理底图、专题地图等,应用上一步提取的对象特征,进行面向对象的遥感图像分类,得到分类结果图像。

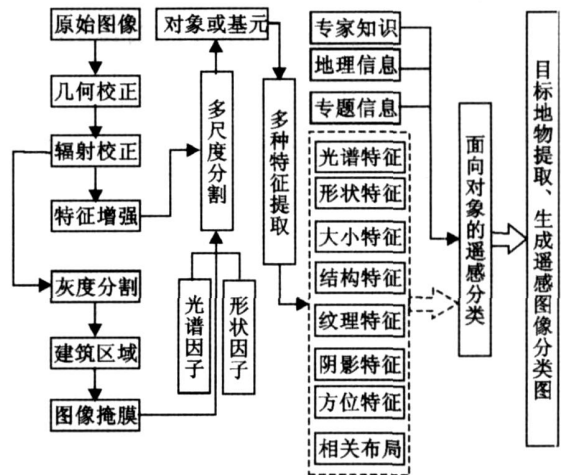


图 1 FETCOOCA 工作流程

3 试验及验证

3.1 研究区域

研究区域(如图 2 所示)位于北京市海淀区颐和园附近。遥感数据源为 SPOT5 多光谱及全色波段影像,其中包括短波红外、近红外、红色、绿色和全色共 5 个波段,成像日期为 2004 年 9 月,气候条件为晴朗无云天气,成像质量较好。多光谱波段及全色波段的空间分辨率分别为 10 m 和 2.5 m。根据研究区的实际情况,我们将研究区内的土地利用和土地覆盖类型分为如下 7 类:草地、林地、裸地、水体、低层建筑、高层建筑和道路。

3.2 特征增强

目前的图像增强技术方法较多。如边缘检测增强、灰度拉伸、纹理提取等。但这些图像增强技术都是对整幅图像中的所有对象进行统一处理,对图像中的不同类别地物不进行区别对待,特征增强的针对性不强。这类图像增强处理的结果是在提高某类地物的特征值时,也降低了其他地物类别的特征值,从而导致不同类别地物之间的总体特征差异变化不大,特征增强处理的总体效果不好。尤其是在城市区域,地物之间的光谱特征差别不大,对整幅图像进行特征增强的结果往往是失败的。

特征增强技术的核心是增强不同类别之间的特征差异,

所采用的特征增强技术要有很强的针对性,所采用的处理方法和 技术要符合健壮性的原则。针对图像目标地物提取的要求,对 HRI 图像中的不同类别地物,分别采取不同的特征增强处理技术,可以有效弥补传统特征增强处理技术效果不理想的缺点。文中所采用的图像增强处理技术包括:NDVI 特征增强。根据 NDVI 对图像中的绿色植被有很好的指示作用的特点,通过计算试验区的 NDVI,建立相应的植被特征增强图层;对于城区中的建筑用地和非建筑用地,全色波段可以很好地反映两者的差异。通过对全色波段进行灰度分割,建立了研究区内的建筑区和非建筑区掩膜;对于研究区内的道路和其他建筑物,通过 HSV 锐化处理,提高了道路、建筑物与其他地物之间的特征差异。

3.3 多尺度分割

将特征增强处理后得到的 3 个图层以及 SPOT5 的短波红外、近红外、红色、绿色和全色 5 个波段输入到 eCognition 软件包的多尺度分割模块,输入相应的光谱因子和形状因子,得到分割后的图层。这个图层中的对象数量较少,单个对象的面积较大。然后,在这个图层的基础上,输入新的光谱及形状参数后,再次运行多尺度分割运算,得到对象数量较多,对象面积相对较小的第个分割图层。依上述方法,进行第三次多尺度分割运算,得到最后的分割图层。最后得到的多尺度分割图层中,所得到的对象或基元应该与待分类或提取的目标地物的大小和形状基本吻合,如果相差较大,则应调整相应的光谱参数和形状参数,重新运行多尺度分割模块 3 次,直到多尺度分割所得对象或基元与待分类或提取的地物的大小和形状基本吻合为止。



图 2 研究区域

3.4 FETCOOCA 分类

在研究区影像上分别选取草地、林地、裸地、水体、低层建筑、高层建筑和道路的 训练样本子区块,建立相应地物类别的 ROI 训练样本子区。采用 ENVI 4.0 软件包提供的最近邻域分类法,以多尺度分割结果所得到的对象图层作为输入数据,进行相应的遥感分类处理,得到 FETCOOCA 分类处理后的结果图像(如图 3A 所示)。

4 FETCOOCA 与其他遥感分类方法对比分析

为了定量评价 FETCOOCA 在 SPOT5 遥感分类中的优

缺点,将该方法与基于像元的传统分类方法进行了对比分析。即在 ENVI 4.0 软件的支持下,分别用最大似然法、最小距离法、马氏距离法、平行六面体法和光谱角法对试验区进行监督分类。在进行监督分类时,为了最大限度地降低人工选取监督样本带来的不确定性因素,对所有监督分类方法均使用与 FETCOOCA 相同的训练样本集。分类结果如图 3 所示。

为了定量检验以上分类方法的总体精度,在试验区内有代表性地选择草地、林地、裸地、水体、低层建筑、高层建筑和道路的典型区块作为候选样本集,尽量使候选样本集均匀覆盖研究区。然后,从候选样本集中随机抽取 10 % 像元作为检验样本,分别计算 FETCOOCA 和基于像元的传统分类方法的混淆矩阵,所得计算结果如表 1 所示。

表 1 不同遥感分类方法的总体分类精度

分类方法	总体精度/ %	Kappa 系数
FETCOOCA	93.64	0.8986
马氏距离法	62.38	0.4845
最小距离法	61.01	0.4582
最大似然法	54.08	0.4091
平行六面体法	31.41	0.2194
光谱角法	26.64	0.1846

分类结果图像和计算结果表明:FETCOOCA 总体分类精度和 Kappa 系数分别为 93.64 % 和 0.8986;而传统基于像元的遥感图像分类方法所得到的最高总分类精度和 Kappa 系数分别为 62.38 % 和 0.4845。因此,FETCOOCA 的分类精度明显高于传统基于像元分类方法的精度。从分类结果图比较结果来看,FETCOOCA 所得分类结果图像,地物对象之间的相关关系明确,语义信息丰富,分类后的图像较其他分类结果更易于理解和解译。而传统基于像元的分类结果中,以马氏距离分类结果较好,但将水体误分为道路的现象较普遍;而光谱角分类结果中,有很大的一部分归为未分类别,这说明光谱角法在图像波段少,地物光谱特征不明显时,其分类精度较低。对比 FETCOOCA 与其他分类方法可以发现,基于像元的传统分类结果图像中有许多细碎的斑块,即所谓的“椒盐现象”。产生“椒盐现象”的主要原因是高分辨率图像的空间异质性大,而基于像元的传统分类方法没有充分挖掘像元与邻接像元的上下文信息,因此,“椒盐现象”明显,这是传统分类方法的局限性。

5 讨论与结论

5.1 讨论

在 FETCOOCA 分类试验中,根据全色波段灰度值的分布与建筑物之间的相关关系,对其中的建筑区与非建筑区建立掩膜,对试验区中的植被通过 NDVI 进行特征增强,并对道路进行了 HSV 锐化处理,然后进行多尺度分割和面向对象的分类,取得了较好的分类效果。然而对于不同的研究区,其所覆盖的地物类别不尽相同,地物的特征也会千差万别,如何结合研究区的具体情况和特点,选择简单、有效的特征增强处理方法与技术?另外,多尺度分割是获得对象或基元的有效方法,采用多次尝试的方法来获取多尺度分割所需的光谱和形状参数,存在一定的不确定性及效率低下的问题,如何简便、高效地选择多尺度分割所需的光谱及形状参数还有待研究。

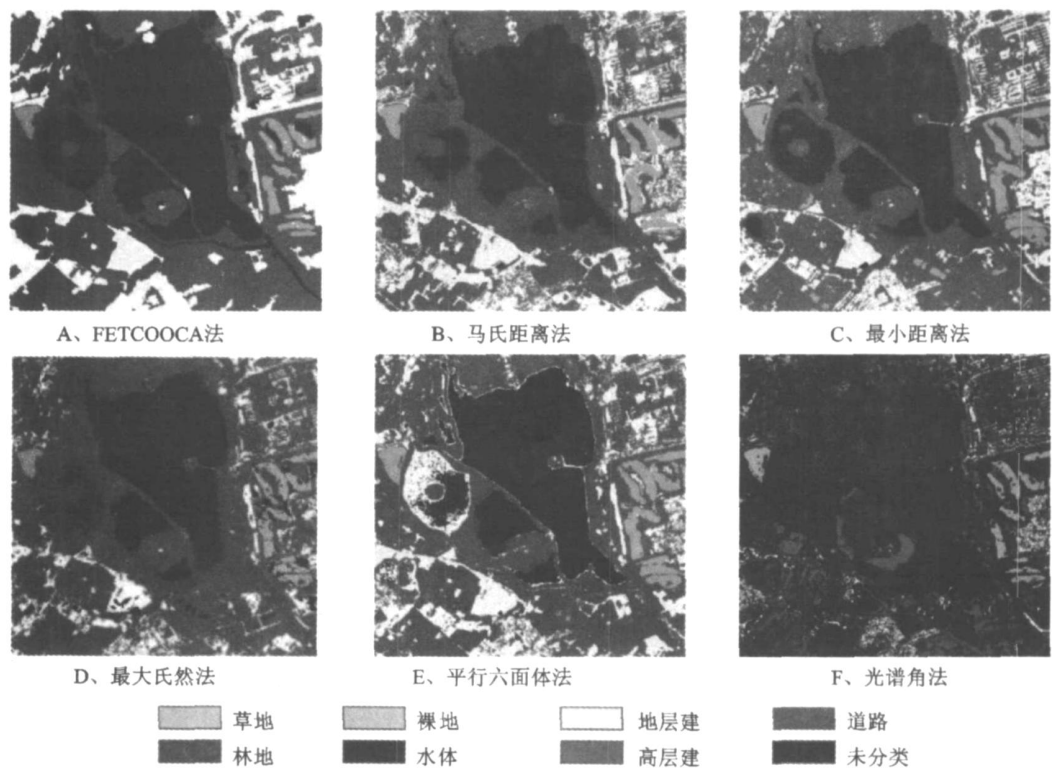


图 3 FETCOOCA 分类与传统分类结果对比图

5.2 结 论

FETCOOCA 在 SPOT5 图像分类中具有明显优势,总体分类精度显著高于基于像元的传统分类方法,其分类结果图像不仅含有丰富的语义信息,而且还可以有效避免“椒盐现象”的发生。FETCOOCA 在高分辨率遥感图像分类中,有针对性地增强了不同地物之间的特征差异,提高了图像多尺度分割的精度,因此可以较好地利用高分辨率遥感图像提供的光谱、形状、结构、纹理、相关布局等细节信息,从而提高了 HRI 的总体分类精度。在 FETCOOCA 分类方法中,如何快速、简便地选择特征增强方法与技术,提高多尺度分割的精度还有待进行深入研究。

参考文献:

[1] Skidmore A, Turner B, Brinkhof W, et al. Performance of neural network: mapping forests using GIS and remotely sensed data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1997, 63: 501-514.

[2] 秦其明, 陆荣建. 分形与神经网络方法在卫星数字图像分类中的应用[J]. 北京大学学报: 自然科学版, 2000, 36(6): 858-864.

[3] 周成虎, 骆剑承, 杨存建, 等. 遥感图像地理解与分析[M]. 北京: 科学出版社, 2001.

[4] Maselli F, Rudolf A, Conese C. Fuzzy Classification of spatially degraded thematic mapper data for the estimation of sub-pixel components [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17: 537-551.

[5] 骆剑承, 梁怡, 周成虎. 基于尺度空间的分层聚类方法及其在遥感图像分类中的作用[J]. 测绘学报, 1999, 28

(4): 319-324.

[6] Lobo A, Chic O, Casterad A. Classification of mediterranean crops with multisensor data: per-pixel versus per-object statistics and image segmentation[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17 (12): 2385-2400.

[7] Aplin P, Atkinson P, Curran P. Perfield classification of land use using the forthcoming very fine resolution satellite sensors: problems and potential solutions [M]// Advances in Remote Sensing and GIS Analysis. Chichester: Wiley & Sons, 1999: 219-239.

[8] Blaschke T, Lang S, Lorup E, et al. Object-oriented image processing in an integrated GIS/ remote sensing environment and perspectives for environmental applications [C]// Environmental Information for Planning. Metropolis-Verlag, 2000, 2: 555-570.

[9] BAATZ M A SCHÄPE: Object-Oriented and Multi-Scale Image Analysis in Semantic Networks [C]// Proc. of the 2nd International Symposium on Operationalization of Remote Sensing. August 16th-20th 1999. Enschede. ITC. 1999.

[10] BAATZ M A SCHÄPE: Multiresolution Segmentation-an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation[C]// Strobl, Blaschke & Greisebener: Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XI. Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 1999. Karlsruhe. Herbert Wichmann Verlag. 2000.