

# 面向对象 CART 决策树方法的湿地遥感分类

姚 博, 张怀清\*, 刘 洋, 刘 华, 凌成星

(中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091)

**摘要:** [目的] 以北京地区为例, 对大区域多类型湿地信息提取方法进行研究。 [方法] 采用面向对象多尺度分割算法及光谱差异分割算法分割 Landsat8 OLI 遥感影像, 辅助 Google Earth 高清影像及 2015 年人工解译结果, 使用分层抽样法随机产生训练样本与验证样本; 综合运用光谱、形状、纹理特征及拓扑关系, 构建 CART 决策树模型提取研究区湿地信息; 与最大似然法、面向对象最邻近方法的分类结果进行对比。 [结果] 利用面向对象 CART 决策树方法, 分类结果的总精度为 88.05%, Kappa 系数为 0.844, 相较于面向对象最邻近方法, 总体精度、Kappa 系数相差不大, 但针对部分湿地类型, 如河流、沼泽湿地, 精度提高了 10%~20%; 比使用最大似然分类法的总精度高近 30%, Kappa 系数提高 0.355。 [结论] 对于湿地分布广泛、类型及数量较多的地区, 面向对象 CART 决策树方法分类结果较好, 是一种快速、有效的分类方法。

**关键词:** CART 决策树; 湿地信息; 湿地类型; 北京地区; Landsat8 OLI

**中图分类号:** TP751

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1001-1498(2019)05-0091-08

湿地生态系统位于水陆过渡地带, 生态环境十分复杂<sup>[1]</sup>, 内部可达性较差, 很多实地调查工作难以开展。遥感技术因监测范围大、更新周期快、客观性强等优点, 已广泛应用于湿地研究领域<sup>[2]</sup>。国内外学者做了很多相关研究, 致力于提高湿地遥感分类精度<sup>[3-5]</sup>。大区域内湿地类型较多且分布广泛, 面向对象分类可充分利用影像的光谱、形状、纹理特征和拓扑关系, 较好地弥补基于像元分类方法易产生“同物异谱、同谱异物”现象的不足<sup>[6]</sup>。Frohn 等运用图像分割和面向对象技术提取零星湿地, 验证数据与分类结果叠加后有很好的 consistency<sup>[7]</sup>。莫利江、谢静均使用面向对象方法对湿地分类, 精度有明显提高<sup>[8-9]</sup>。HubertMoy 使用面向对象方法对谷底湿地进行提取, 结果表明湿地提取的准确度很高<sup>[10]</sup>。

当前, 有些学者将面向对象分类应用于低空间分辨率遥感影像(如 MODIS)进行大区域的湿地信息提取<sup>[11-12]</sup>, 但是此类影像在空间分辨率上存在一定的劣势<sup>[13]</sup>。Landsat 系列中等分辨率影像光谱信息丰富, 覆盖全面, 获取方便<sup>[14]</sup>, 且目前大区域只是提取水体或者细分局部湿地的研究较多, Mui 等使

用面向对象方法只提取了沼泽湿地<sup>[15]</sup>。孙俊杰等使用该方法提取森林地区的湿地信息<sup>[16]</sup>。很多学者利用面向对象决策树分类方法对森林覆被、土地类型、湿地植被研究, 兼顾大区域及多类型湿地分类的相关研究较少。因此, 探讨基于中等分辨率遥感数据, 采用面向对象 CART 决策树方法对大区域湿地遥感分类, 具有重要的实践意义。

面向对象技术针对对象分类, 可避免以像元分类产生的同一地物被分为多种不同地物的现象, 有效解决一些人为活动明显地区地物提取不完整的问题。常规决策树一般根据人为经验设定规则, 受主观影响较大<sup>[17]</sup>; CART 决策树可以处理非数值型数据, 具备多种决策树的优点, 并且可根据所选特征自动确定节点阈值, 有较强的稳健性<sup>[18]</sup>。本研究利用 Landsat8 OLI 影像, 拟采用面向对象 CART 决策树方法, 对大区域湿地遥感分类进行研究。

## 1 研究区及数据

北京地处华北平原的西北部, 与天津市、河北省相邻, 地理坐标为 115°25'~117°30'E, 39°26'~41°

收稿日期: 2019-01-10 修回日期: 2019-04-09

基金项目: 国家林业科学数据平台项目(2005DKA32200-04)、国家自然科学基金项目(31370712)、国家重大专项(21-Y30B05-9001-13/15-2)

\* 通讯作者: 张怀清, 研究员。主要研究方向: 计算机可视化模拟技术与湿地监测技术。E-mail: zhang@ifrit.ac.cn

04'N(如图1)。北京市土地面积约1.64万km<sup>2</sup>,西部、北部、东北部三面环山,为典型的北温带半湿润大陆性季风气候,四季分明,干旱少雨。年平均气温不一,平原地区为11.5℃,浅山区为10℃,西、北部

在8℃左右;年平均降水量630mm,各地区降水量分布不均,大部分地区雨季在6—9月之间。研究区湿地类型丰富、数量较多且分布较广,适合采用遥感技术及地理信息系统进行研究。

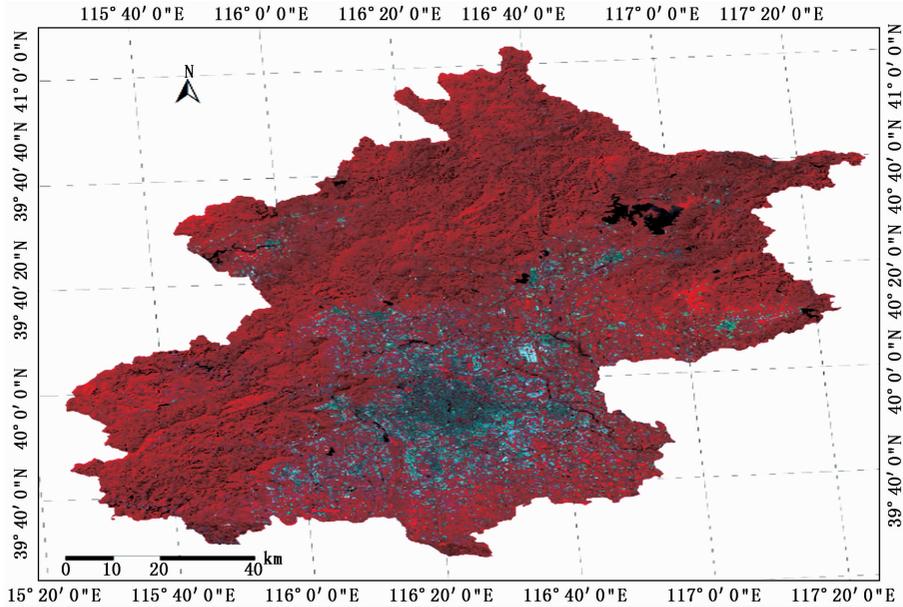


图1 研究区范围

Fig. 1 Study area

本研究选用3景2015年Landsat8 OLI影像为数据源(地理空间数据云下载),条带号、行编号分别是123/32、123/33、124/32,对北京市湿地展开研究。考虑到湿地遥感影像解译的最佳季节,选择6—9月丰水期的数据。数据主要经过定标、校正、镶嵌、剪切等预处理工作,并统一转换至Albers投影以及WGS84坐标系。其他相关资料包括Google Earth高清影像、2015年人工解译结果和第二次全国湿地资源调查资料等。

## 2 研究方法

使用面向对象方法对研究区数据进行分割来确定最优分割尺度,选取不同地物特征指数, CART决策树自动建立规则进行分类提取。采用最大似然分类方法、面向对象最邻近方法与面向对象CART决策树方法进行精度对比。技术路线如图2所示。

### 2.1 湿地分类体系

将研究区湿地生态系统分至2级,主要包括7个湿地类型。其中,考虑到研究区城市化率较高,河流与人工湿地中的输水河/运河难以区分,提取结果

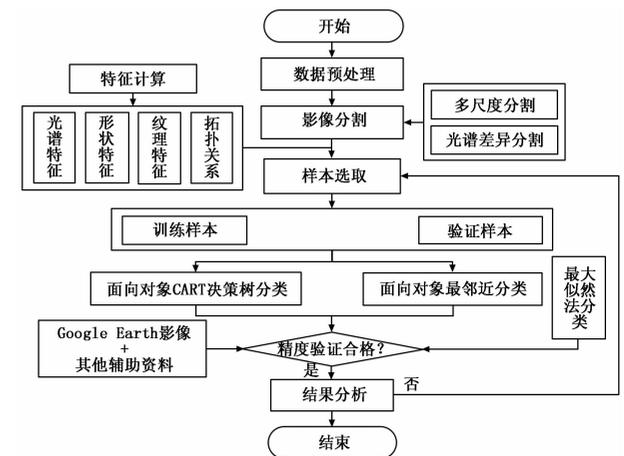


图2 技术流程

Fig. 2 Technique flowchart

中将天然河流与输水河/运河归为一类显示;库塘与水产养殖场分为一类,以库塘类显示。北京市湿地分类体系如表1所示。

### 2.2 特征计算

通过设定波段权重、分割尺度、形状因子及紧密度对影像进行分割,得到若干相同特征像元组成的对象,同时辅助光谱差异分割对亮度差异值内的相

表1 研究区湿地分类体系  
Table 1 Wetland classification system

湿地 Wetland	湿地类型 Wetland types	说明 Description
自然湿地 Natural wetland	河流 Rivers	包括永久性河流、季节性或间接性河流 Including permanent rivers, seasonal or indirect rivers
	洪泛湿地 Flood plains	主要包括丰水季节洪水泛滥的河滩以及季节性泛滥的草地 Includes river beach flooded during the wet season, seasonal flooded grasslands
	湖泊 Lakes	主要为由淡水组成的永久性淡水湖 Permanent freshwater lakes composed of fresh water
	沼泽 Swamp	主要为以草本植物为主的沼泽湿地 Swamp wetland dominated by herbs
人工湿地 Artificial wetland	库塘 Reservoir and pond	人工建造的面积不小于8公顷的蓄水区 Artificially constructed water storage area of not less than 8 hectares
	水产养殖场 Aquafarm	以水产养殖为目的修建的人工湿地 Constructed wetland for aquaculture
	输水河/运河 Artificial stream	输水或水运为主的人工河流湿地 Artificial river wetland dominated by water or water transport

邻对象进行合并。影像分割完成后,对其进行特征指数计算。主要的特征参数及计算公式如表2。

使用光谱特征,如 MNDWI 提取水体,具有易于区分阴影、建筑的优势;采用 NDVI,可使植被从水体和土壤中分离出来。形状特征可以有效地分离光谱、纹理相似而几何形态不同的湿地地物,比如库塘和湖泊,一些学者<sup>[19]</sup>仅使用面积作为节点分类并不完全分离。湖泊湿地大多近似椭圆且面积较大,形状指数较低;河流呈条带状,长宽比大于其它湿地地物。近红外波段的同质性对纹理不同的地类分离有一定贡献。拓扑关系可通过目标湿地与特殊地物间的边界距离区分两者,例如,沼泽的光谱特征与一些植被相似,一般分布在水体附近,在使用其他特征的基础上,增加与水体的距离特征可以将两者分离。

### 2.3 决策树构建

CART 决策树是由 Breiman<sup>[20]</sup>提出的一种决策树构建算法,其核心思想是通过若干判断条件在原始数据集中找到一个最优特征将数据集逐步二分和细化,然后递归上述操作,直到满足实现影像对象的

表2 特征参数及计算公式  
Table 2 Feature parameters and formula

特征 Feature	计算公式/描述 Formula/ Description	说明 Explanation
光谱特征 Spectral feature	改进的归一化水体指数 Modified NDWI $MNDWI = \frac{(\rho_{green} - \rho_{swir})}{(\rho_{green} + \rho_{swir})}$	$\rho_{green}$ 、 $\rho_{swir}$ 、 $\rho_{nir}$ 、 $\rho_{red}$ 分别为绿波段、短波红外波段、近红外波段以及红波段的反射率
	归一化植被指数 Normalized Difference Vegetation Index $NDVI = \frac{(\rho_{nir} - \rho_{red})}{(\rho_{nir} + \rho_{red})}$	
形状特征 Shape feature	面积 Area $A = \sum_{i=1}^n a_i$	构成该对象的像素总数 The total number of pixels that make up the object
	形状指数 Shape Index $S = \frac{p}{4\sqrt{A}}$	描述对象边界的光滑程度,边界越破碎,形状指数越大 Describe the smoothness of the object boundary, the more broken the boundary, the larger the shape index
	长/宽 Length/Width $\gamma = \frac{1}{w} = \frac{eig_1(s)}{eig_2(s)}, eig_1(s) > eig_2(s)$	$eig_1(s)$ 、 $eig_2(s)$ 是协方差矩阵的特征量 $eig_1(s)$ 、 $eig_2(s)$ is the characteristic quantity of the covariance matrix
	矩形拟合度 Rectangular Fit	图像对象与大小和比例相似的矩形的匹配程度 The degree to which the image object matches the rectangle of similar size and scale 特征值范围[0,1] Characteristic value range [0,1]
纹理特征 Texture feature	同质性 Homogeneity $Hom_{ij} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p(i,j) * \frac{1}{1 + (i - j)^2}$	$i$ 、 $j$ 为图像灰度值, $p(i,j)$ 为灰度矩阵中同时出现的频数。 $i$ and $j$ are the gray value of the image, and $p(i,j)$ is the frequency at which the gray matrix appears at the same time.
拓扑关系 Topological relation	与相邻对象关系 Relation to neighbor objects 可描述影像对象间或整个影像的位置关系或相对方向特征。 The positional relationship or relative orientation characteristics between image objects or the entire image can be described.	表示一个影像对象与其他相邻影像对象的关系, Represents the relationship between an image object and other adjacent image objects.

自动分类条件为止。与其他决策树相比,CART 决策树模型运算简单且速度较快。

在构建 CART 决策树之前,需要指定的训练样本对其进行训练。本研究区分为库塘类、沼泽、湖泊、河流、洪泛湿地、植被和建筑,以 2015 年人工解译结果及 Google Earth 高清影像作为参考,选取了 625 个具有代表性且分布广泛的样本进行训练。CART 决策树选择不同地物的分类特征,自动建立规则,避免其他地物产生的干扰和影响,逐步将待提取目标分离出来。

### 3 结果与分析

#### 3.1 CART 决策树分类

本研究在 eCognition 8.7 中尝试不同尺度对影像分割,参照已有文献的研究经验<sup>[21-22]</sup>,将分割尺

度定在 80~150 之间。通过比较分割结果,当分割尺度为 120 时更接近地物目标的真实轮廓,即为研究区最优分割尺度,同时根据研究区地形、地物分布特点,形状因子和紧密度分别设为 0.25、0.5。辅助光谱差异分割算法将光谱特征相近的碎斑进行合并以保持目标地物的完整性,排除了河流与库塘、湖泊形状相似的干扰性,最大光谱差异设置为 80。

分割完成后,计算数据的光谱、形状、纹理特征和拓扑关系,CART 决策树根据特征指数自动建立分类规则。本研究经过计算特征变量在训练样本间的可分离度,确定使用特征为 MNDWI、NDVI、Shape Index、Area、Rectangular Fit、Length/Width、GLCM Homogeneity、Rel. border to neighbor objects 时地类与地类间的可分性最大。最后构建出研究区湿地分类决策树模型,如图 3 所示。

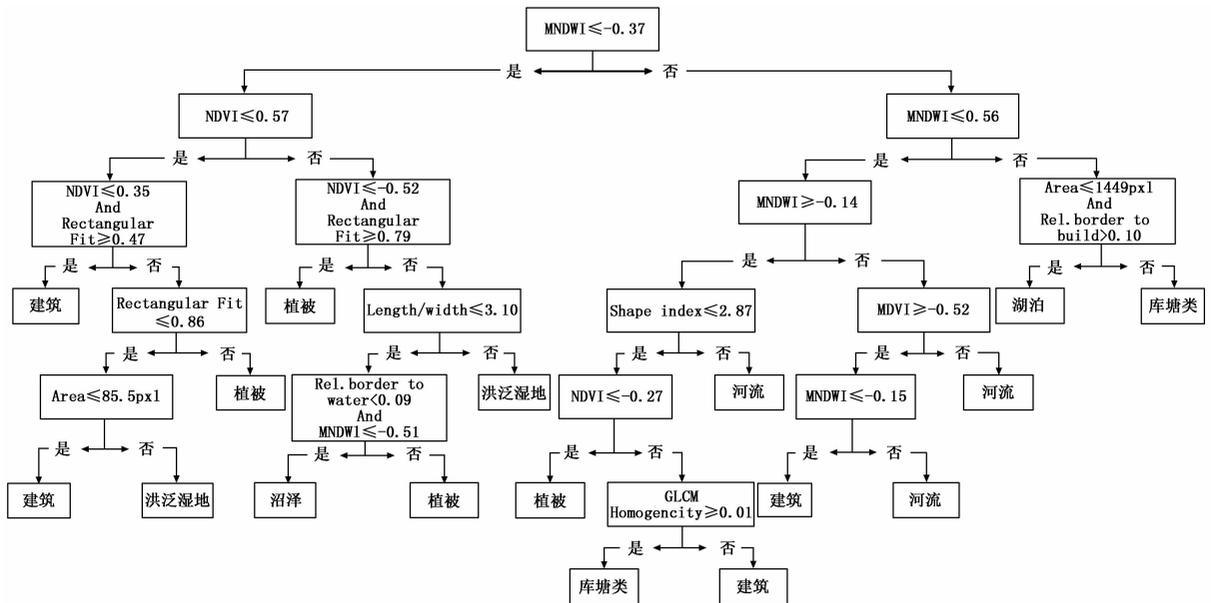


图 3 决策树湿地提取模型

Fig. 3 Decision tree model of wetland extraction

运行决策树模型,经分类后处理得到研究区湿地分类结果。为对比验证面向对象 CART 决策树方法的精度,同时使用最大似然法、面向对象最邻近方法对影像进行分类。运用 ENVI 进行最大似然法分类,训练样本与面向对象 CART 决策树相同;两种面向对象方法均在 eCognition 中进行分类,特征条件相同。分类结果如图 4(a)、4(b)和 4(c)所示。

分类结果图 4 中标出的 3 个区域分别对应图 5 中的区域。根据分类结果图 4、5 对比发现,最大似然法和面向对象方法对湿地类型的判定上有很大差

别。传统的最大似然法在仅依据光谱信息的条件下,椒盐现象严重,碎斑较多,出现更多错分及混淆现象。库塘类、河流、湖泊等湿地类型混淆严重,部分山体阴影错分为库塘类,如图 5(a)区域 1 所示;图 5(a)区域 2 和 3 中,部分植被错分为沼泽湿地或洪泛湿地,细的河流错分为建筑(道路)。

与 2015 年人工解译结果对比,面向对象方法总体分类效果较好。其中,面向对象最邻近方法各类型间出现混淆现象,如图 5(b)中所示,植被错分为沼泽,洪泛湿地与建筑、植被存在较多的错分现象;

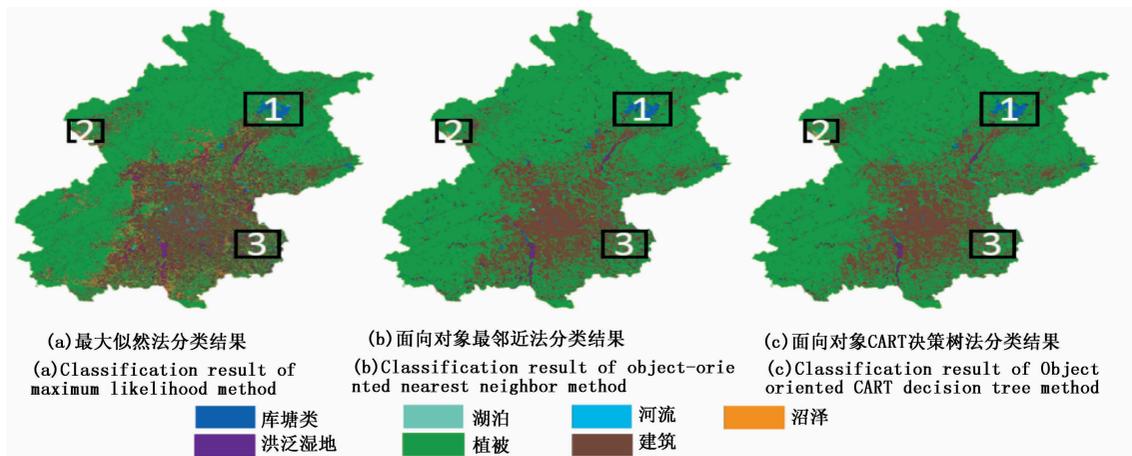


图 4 研究区湿地分类结果  
 Fig. 4 Classification of wetland types

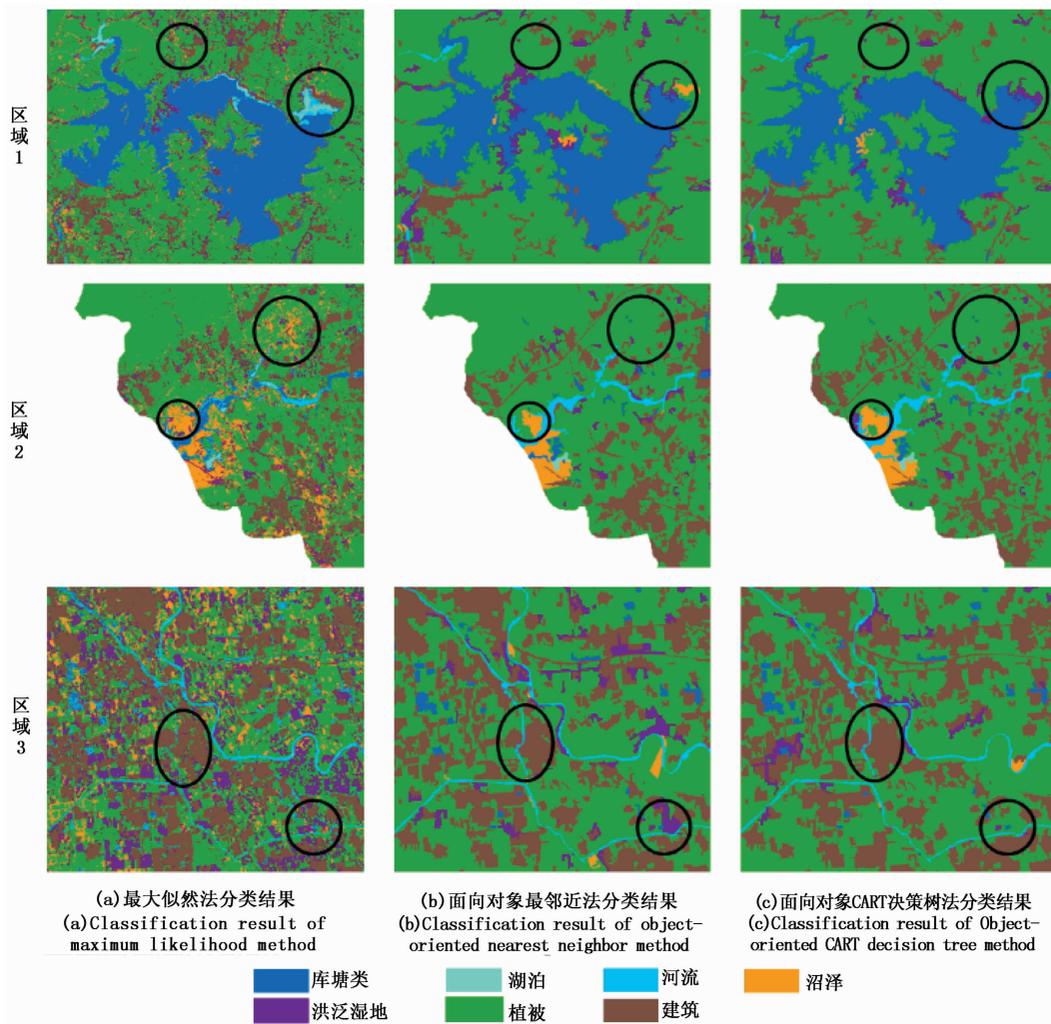


图 5 不同方法分类结果对比  
 Fig. 5 Comparison of different classification result

面向对象 CART 决策树的各湿地类型分类效果很好,漏分现象很少出现,但部分洪泛湿地错分为建

筑、植被。

针对存在一些错分现象,可能原因为:Landsat8

影像分辨率为 30 m,一些较细的河流、建筑(道路)以及范围较小的植被易与周围地物形成混合像元;分割尺度主要兼顾湿地类型,从而造成错分、漏分。部分洪泛湿地与植被光谱、形状、纹理特征相似,所以出现了错分现象,因此利用多尺度、多时相的影像区分不同地物是后续研究的一个重点。

### 3.2 分类精度评价与分析

精度验证一般为野外采集样本点和高分辨率影像检验低分辨率影像两种方法。研究区范围较大且分类影像为 2015 年,本研究选择高分辨率影像检验低分辨率影像的方法,由 Google Earth 高清影像获取随机分布的验证点共 1 247 个,进而生成混淆矩阵来进行精度验证。考虑到区域湿地率较低,分层抽样法可以在各湿地类型中按比随机产生样点,避免

随机抽样法造成过于集中于某一地区、某种类型或遗漏某种类型的问题。

3 种分类方法的精度评价如表 3 所示,评价指标是制图精度、用户精度、分类总精度和 Kappa 系数。最大似然法总体精度为 57.98%,Kappa 系数为 0.489;面向对象最邻近方法总体精度是 85.16%,Kappa 系数为 0.806;面向对象 CART 决策树方法总体精度为 88.05%,Kappa 系数为 0.844。面向对象 CART 决策树方法比仅基于光谱信息分类的最大似然法的精度高近 30%,Kappa 系数提高了 0.355;与面向对象最邻近方法总体精度、Kappa 系数相差不大,但针对沼泽、河流等湿地类型,用户精度、制图精度提高了 10%~20%。总的来说,面向对象 CART 决策树方法对研究区的湿地信息提取效果更好。

表 3 3 种分类方法的精度评价

Table 3 Accuracy evaluation of three classification methods

项目 Items	最大似然		面向对象最邻近法		面向对象 CART 决策树	
	Maximum likelihood		Object-oriented nearest neighbor		Object-oriented CART decision tree	
总体精度 Overall accuracy/%	57.98		85.16		88.05	
Kappa 系数 Kappa coefficient	0.489		0.806		0.844	
项目 Items	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度	制图精度	用户精度
	P. A/%	U. A/%	P. A/%	U. A/%	P. A/%	U. A/%
库塘类 Reservoirs and ponds	57.66	50.16	89.60	82.65	91.58	90.69
沼泽 Swamp	70.83	20.00	66.67	66.67	86.67	78.79
湖泊 Lakes	66.67	32.26	91.67	66.67	91.67	84.62
河流 Rivers	58.01	53.33	75.81	93.14	88.37	94.06
洪泛湿地 Flood plains	78.79	25.74	80.56	48.33	86.11	60.78
植被 Vegetation	47.36	94.41	88.70	90.59	88.48	89.10
建筑 Building	73.45	93.09	85.62	85.90	84.97	86.67

面向对象 CART 决策树方法总体精度较高,但洪泛湿地的用户精度较低,存在一定的错分现象。洪泛湿地与植被、建筑相邻且与二者的混合像元光谱特征相似;植被与建筑互相错分像元为 26 个和 28 个。由于分割时注重各湿地类型的分割效果,相邻地物间易形成混合像元而造成错分。

因为最大似然法、面向对象方法分别是基于像元和对象分类,所以两种方法的验证样本不尽相同,本研究验证样本的空间位置分布尽可能保持一致。其中,两种面向对象分类方法的验证样本一致,因此,对分类精度对比不构成影响。面向对象 CART 决策树方法较其他两种方法,分类效果更好,能够满足多类型湿地的分类要求。

## 4 结论

本研究采用面向对象 CART 决策树方法、最大似然法和面向对象最邻近方法对研究区进行湿地信

息提取,分析比较 3 种方法的分类结果,得出如下结论:

(1) 针对湖泊、河流、库塘等湿地地区光谱特征相似的问题,面向对象 CART 决策树方法能充分利用光谱、形状、纹理特征及拓扑关系,分层逐步的提取目标湿地信息。仅基于光谱特征的最大似然法提取的各湿地类型错分、混淆现象严重,碎斑较多。

(2) 传统的湿地信息提取研究中,河流湿地的分类精度明显低于湖泊湿地、人工湿地、沼泽湿地。人为活动明显的地区,细的河流与建筑(道路)易混淆,且因在水上建造各种桥梁,使得河流难以完整提取。本研究引入光谱差异分割,可有效合并湿地斑块,避免同类型湿地分割过碎,提高了河流、洪泛湿地的分类精度,减少不同类型湿地提取精度的差异。

(3) 湿地区域范围难以准确界定,部分湿地类型如沼泽与植被易混淆。沼泽一般紧挨水体,含水量较高;部分植被矩形拟合度较大,两者纹理不尽相

同,可添加纹理特征及拓扑关系等建立决策树进行分类,精度有一定提高。

(4)面向对象 CART 决策树方法分类精度有明显提高,有较强的实用性,但大区域内不同地物数量较多、同一地物形态特征不一,需反复尝试后确定最优分割尺度;中分辨率影像易形成混合像元,在满足覆盖大区域以及兼顾分割尺度的同时有一定的局限性。

综上,在大区域湿地信息提取中,由于湿地分布广泛、数量较多、各类型特征差异明显,使用面向对象 CART 决策树方法是一种可行的分类方法。

### 参考文献:

- [1] 唐小平, 黄桂林. 中国湿地分类系统的研究[J]. 林业科学研究, 2003, 16(5):531-539.
- [2] 张怀清, 鞠洪波. 湿地资源监测技术[M]. 北京:中国林业出版社, 2012.
- [3] Kayastha N, Thomas V, Galbraith J, *et al.* Monitoring wetland change using inter-annual Landsat time-series data[J]. Wetlands, 2012, 32(6): 1149-1162.
- [4] 韦玮, 李增元, 谭炳香, 等. 基于多角度高光谱 CHRIS 影像的隆宝滩湿地遥感分类方法研究[J]. 林业科学研究, 2011, 24(2):159-164.
- [5] Reschke J, Hüttich C. Continuous field mapping of Mediterranean wetlands using sub-pixel spectral signatures and multi-temporal Landsat data[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2014, 28(1):220-229.
- [6] 刘冰, 林怡. 基于决策树方法的 ETM+ 影像湿地信息提取[J]. 测绘工程, 2013, 22(1):63-66.
- [7] Frohn R C, Reif M, Lane C, *et al.* Satellite remote sensing of isolated wetlands using object-oriented classification of Landsat-7 data[J]. Wetlands, 2009, 29(3): 931.
- [8] 莫利江, 曹宇, 胡远满, 等. 面向对象的湿地景观遥感分类——以杭州湾南岸地区为例[J]. 湿地科学, 2012, 10(2): 206-213.
- [9] 谢静, 王宗明, 毛德华, 等. 基于面向对象方法和多时相 HJ-1 影像的湿地遥感分类——以完达山以北三江平原为例[J]. 湿地科学, 2012, 10(4):429-438.
- [10] Hubert-Moy L, Michel K, Corpetti T, *et al.* Object-oriented mapping and analysis of wetlands using SPOT 5 data[C]//Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2006. IGARSS 2006. IEEE International Conference on IEEE, 2006: 3447-3450.
- [11] Landmann T, Schramm M, Colditz R R, *et al.* Wide area wetland mapping in semi-arid Africa using 250-meter MODIS metrics and topographic variables[J]. Remote Sensing, 2010, 2(7): 1751-1766.
- [12] 张猛, 曾永年, 朱永森. 面向对象方法的时间序列 MODIS 数据湿地信息提取——以洞庭湖流域为例[J]. 遥感学报, 2017, 21(3):479-492.
- [13] 辛群荣, 孔维华, 胥啸宇, 等. 基于 GF-1 与 Landsat-8 影像的山区苹果园地信息提取[J]. 测绘与空间地理信息, 2017(3): 104-106.
- [14] 岳文泽, 吴次芳. 基于混合光谱分解的城市不透水面分布估算[J]. 遥感学报, 2007, 11(6):914-922.
- [15] Mui A, He Y, Weng Q. An object-based approach to delineate wetlands across landscapes of varied disturbance with high spatial resolution satellite imagery[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2015, 109:30-46.
- [16] 孙俊杰, 马大喜, 任春颖, 等. 基于多时相环境卫星数据的南瓮河流域湿地信息提取方法研究[J]. 湿地科学, 2013, 11(1):60-67.
- [17] 邹文涛, 张怀清, 鞠洪波, 等. 基于决策树的高寒湿地类型遥感分类方法研究[J]. 林业科学研究, 2011, 24(4):464-469.
- [18] 齐乐, 岳彩荣. 基于 CART 决策树方法的遥感影像分类[J]. 林业调查规划, 2011, 36(2).
- [19] 李芳芳, 贾永红. 一种基于 TM 影像的湿地信息提取方法及其变化检测[J]. 测绘科学, 2008, 33(2):147-149.
- [20] Breiman L, Friedman J, Olshen R, *et al.* Classification and regression trees[M]. Classification and Regression Trees. Chapman & Hall/CRC, 1984.
- [21] 胡佳, 林辉, 孙华, 等. 湿地类型遥感影像分割最优尺度选择[J]. 中南林业科技大学学报, 2015(11):32-37.
- [22] 费鲜芸, 王婷, 魏雪丽. 基于多尺度分割的遥感影像滨海湿地分类[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(2):298-303.

# Remote Sensing Classification of Wetlands based on Object-oriented and CART Decision Tree Method

YAO Bo, ZHANG Huai-qing, LIU Yang, LIU Hua, LING Cheng-xing

(Research Institute of Forest Resources Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

**Abstract:** [ **Objective** ] Beijing was taken as the research field to discuss the extraction methods for classification of multi-type wetlands in large areas. [ **Method** ] Object-oriented multi-scale segmentation algorithm and spectral difference segmentation were used to segment the Landsat8 OLI image, and stratified sampling method was used to generate random training samples and validation samples by Google Earth high-definition image and manual interpretation results for 2015. Subsequently, CART Decision Tree was constructed to extract wetland information by combining spectral, shape, texture features and topological relation. The results were compared with maximum likelihood method and object-oriented and nearest neighbor method. [ **Result** ] Using object-oriented and CART Decision Tree, the total accuracy of the results was 88.05% , and the Kappa coefficient was 0.844. Compared with the object-oriented and nearest neighbor, the overall accuracy and Kappa coefficient showed less difference, but for some wetland types, such as rivers and swamp, the accuracy increased by 10% to 20% ; the total accuracy was nearly 30% higher than that of the maximum likelihood classification, and the Kappa coefficient increased by 0.355. [ **Conclusion** ] Object-oriented and CART Decision Tree is a fast and effective method for wetland classification in the areas with wide distribution, multi-types and quantities of wetland.

**Keywords:** CART Decision Tree; wetland information; wetland types ; Beijing; Landsat8 OLI

(责任编辑:彭南轩)