

doi:10.3969/j.issn.1003-2029.2019.04.001

基于国产高分遥感的人工种植红树林种间分类方法研究——以广西茅尾海红树林为例

马云梅^{1,2}, 吴培强², 任广波^{2*}, 傅 宇³, 马 毅^{1,2}, 包玉海¹

(1. 内蒙古师范大学 地理科学学院, 内蒙古 呼和浩特 010010; 2. 自然资源部第一海洋研究所, 山东 青岛 266061; 3. 国家林业和草原局华东调查规划设计院, 浙江 杭州 310016)

摘 要:红树林的种间结构组成对红树林生态系统的健康和发展至关重要, 而红树林种间分类问题一直以来都是基于遥感手段的红树林监测中的难点。针对该问题, 以人工种植为特点的广西茅尾海红树林遥感种间分类为例, 基于面向对象的分类思想, 提出了一种现场样本与分割对象相结合的红树林种间分类方法。利用 GF-2 PMS1 高分辨率卫星遥感影像数据, 开展了广西茅尾海红树林湿地典型植被精细分类和空间分布研究, 并将分类结果与基于像素和传统面向对象 SVM 分类方法进行了对比。结果显示: 总体上, 面向对象分类方法更适合用于茅尾海红树林湿地典型植被分类; 对于局部混生明显的区域使用基于像素 SVM 分类方法效果会更好; 传统面向对象分类方法中将整个影像分割对象单元作为训练样本可能会在某种程度上造成负面影响。因此, 使用文中提出的样本选择新方法进行面向对象分类精度最高, 总体精度达到了 93.13%, $Kappa$ 为 0.89。

关键词:红树林; 基于像素; 面向对象; 茅尾海; 种间分类

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-2029(2019)04-0001-08

红树林作为海岸生态防护的第一道屏障, 生长在热带和亚热带潮间浅滩与沿海河口泥潭上, 受海水周期性浸淹, 属于木本植物群落, 兼具陆地生态和海洋生态特性, 是最重要的湿地生态系统之一^[1]。红树林生态系统在消浪护岸、促淤保滩、净化环境污染、维护生物多样性和沿海地区生态安全等方面发挥了重要作用。近几十年来, 我国红树林由于受到围海养殖、围海造田和城市化等人为活动和其他自然因素的干扰, 面积在不断减少^[2-3]。准确的红树林物种分类是红树林清查和湿地生态管理工作的重要组成部分, 为我国红树林恢复重建提供参考资料。

红树林生长环境复杂, 常规的野外调查常常难以到达、耗时长、工作量大、成本高。而遥感监测具有快速、大范围、精确、宏观性和受地面限制少等优点, 可认为是监测红树林生态系统方面快速有效的

方法^[4-5]。高空间分辨率遥感影像能够提供详细的纹理和光谱特征信息, 为学者对红树林种间分类创造了条件, 逐渐用于红树林物种的识别^[6-7], 但很少有学者用国产高分影像开展红树林种间精细分类研究。关于研究方法方面, 大量学者采用基于像素的方法对红树林开展信息提取和种间识别, 如最大似然法、光谱角映射器、光谱解混、支持向量机等, 分类精度为 75%~90%^[8-9]。由于高分辨率的遥感影像波段较少、光谱分辨率较低、空间信息丰富、地物目标信息表达清楚, 又因红树林作为特殊的植被群落, 其群落组成多样, 且种类与种类间的光谱信息差异很小, 因此基于高分辨率遥感影像, 面向对象的分类方法更适用于红树林种间分类^[10]。大多数研究者采用直接在面向对象分类软件中分割的方式进行分割, 将分割后的对象作为训练样本对红树林

收稿日期: 2019-05-02

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2017YFC1405100)

作者简介: 马云梅(1995-), 女, 硕士研究生, 主要从事湿地监测研究。E-mail: maymsself@163.com

通讯作者: 任广波(1983-), 男, 副研究员, 主要从事海岸带高分辨率遥感研究。E-mail: renguangbo@126.com

湿地生态系统进行信息提取,结果表明面向对象的分类方法优于基于像素的分类方法^[11-13]。

对于广西沿岸红树林,有很多学者做了大量的研究^[14-16],但几乎没有学者单独对广西茅尾海红树林开展种间分类研究。广西茅尾海红树林的特点是植被类型简单、优势种单一、人工种植的面积占比较大,且人工种植的红树林大部分以一个区块为一个种类的方法种植与重建,是人工种植林具有代表性的区域。因此,本研究以 GF-2 PMS1 高分辨率卫星遥感影像为数据源,结合现场实地调查数据,使用基于像素和面向对象 SVM 分类方法对茅尾海开展种间精细分类,并尝试基于面向对象的分类思想,提出了一种现场样本与分割对象相结合的样本选择新方法,从而提高红树林种间识别精度。文中研究可为茅尾海国家海洋公园和自治区级自然保护区管理部门提供湿地实时监测、管理、保护与可持续利用的决策支持。

1 数据与方法

1.1 研究区域概况

茅尾海位于广西壮族自治区钦州湾顶部(108°28'~108°37'E, 21°46'~21°54'N),属于钦州湾的内海,是以钦江、茅岭江为主要入湾径流的共同河口海滨区,属亚热带海洋性季风气候,年均气温 22.1℃,年均降雨量 2 170.9 mm^[17],内有大片沙质和泥质浅滩,形成了丰富的海岸滩涂资源,地势平坦,为红树林的生长创造了条件。茅尾海红树林以人工种植为主,是人工种植林中具有代表性的区域,具有非常重要的研究价值。2005 年成立了茅尾海红树林自治区级自然保护区,2011 年 5 月 19 日茅尾海首批列入国家级海洋公园,具有典型的红树林生态系统。研究区在广西的地理位置如图 1 所示。

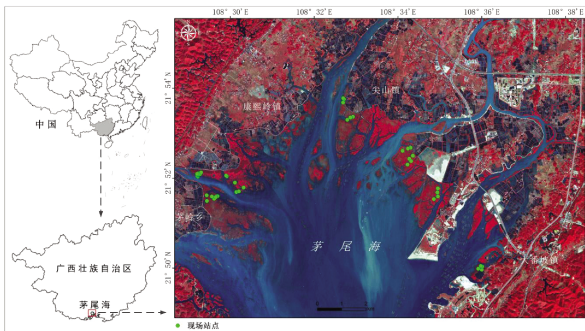


图1 研究区在广西的地理位置

1.2 数据

1.2.1 遥感数据与处理 国产高分二号 (GF-2) 遥感卫星数据是我国自主研制的首颗空间分辨率优于 1 m 的民用光学遥感卫星数据,不仅具有高的空间分辨率(多光谱影像空间分辨率为 4 m,全色影像空间分辨率 1 m),而且具有较大的幅宽(45 km),包括 4 个光谱波段,其波段覆盖的光谱范围分别为: band 1:450~520 nm;band 2:520~590 nm;band 3:630~690 nm;band 4:770~890 nm。由于茅尾海红树林大部分冠幅宽在 2~5 m,因此,高分二号多光谱数据适合用于茅尾海红树林监测。为了推广国产卫星在红树林中的应用,文中选用 2017 年 12 月 19 日国产高分二号卫星获取的 PMS1 高分辨率多光谱影像作为数据源,对茅尾海红树林开展研究。

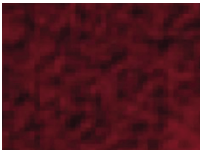
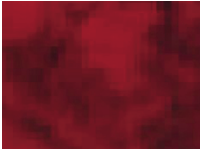
根据高分二号数据的卫星轨道和传感器成像参数,利用图像处理软件中的 FLAASH 大气校正模块对 PMS1 高分辨率多光谱卫星遥感影像进行大气校正,目的是获得地面目标的遥感反射率数据。大气校正后,采用地面均匀分布的控制点进行几何校正,校正误差均小于 0.5 个像元。

1.2.2 现场数据 2018 年 12 月 3 日~12 日,在广西壮族自治区茅尾海红树林湿地保护区,开展了典型植被种类现场数据采集工作,在 45 个站点上获取了包括红树林各种类在内的滨海湿地典型植被类型和分布、生长状况、单位面积内不同植物及混生情况、采样时的天气状况、采样点经纬度等。现场调查站点见图 1 所示。基于现场调查数据建立了影像解译标志集,将茅尾海湿地典型植被分为无瓣海桑、桐花树、秋茄和茳芏 4 种类型(如表 1 所示)。表 1 中假彩色影像实例选择的合成方式为标准假彩色,即,近红外波段赋红、红波段赋绿、绿波段赋蓝。

1.3 方法

由于红树林在光学遥感图像中与沿岸陆生部分植物具有相似的光谱和纹理特征,为了尽可能减少陆生植被对红树林信息提取的影响,首先对经过预处理的遥感影像数据进行掩膜,去掉没有红树植物生长的陆地部分的干扰。红树林分布于海岸潮间带,潮沟分布密集、滩涂淤泥质松软且受潮汐影响明显,开展现场调查艰难,因此,开展红树林种间分类,训练样本少是面临的基本问题。针对此问题,文中选择使用建立在统计学习理论基础上的支持向量机(Support Vector Machine,SVM)^[18]分类方法,其优势和特点是可以有效解决遥感图像分类中的小

表 1 影像解译标志

地物类型	假彩色影像实例	地物实例	说明
无瓣海桑			颜色为暗红色,色调杂乱,纹理特征明显粗糙,植被盖度高,多成条带状分布于沿岸附近,少数向海方向延伸与桐花树、秋茄和荳蔻混生
桐花树			颜色特征明显,为亮红色,色调平滑较细腻均一,纹理较平滑,植被盖度较高,成面状分布于整个研究区
荳蔻			颜色为深灰枣红色,色调均一,纹理平滑细腻,分布范围较广,多分布于河口附近的浅潮滩,与桐花树和无瓣海桑混生的面积较大
秋茄			颜色为深红色,色调较均一,纹理较粗糙,盖度较小,零星分布于无瓣海桑、桐花树生长区,分布范围很小

样本问题,同时能通过核方法解决因高特征维度带来的线性不可分问题,是目前遥感图像分类中应用最为广泛的方法之一。本文所用 SVM 分类选用径向基核函数,控制样本错误与分类刚性延伸之间平衡的惩罚参数为 100。

1.3.1 基于像素的 SVM 分类方法 传统的基于像素 SVM 分类方法(Pixel-based SVM,PB-SVM)以单个像元作为分类的最小单元,是最常用的地物分类方法,结合现场调查样本数据,在遥感图像处理软件中选取了 281 个感兴趣区域,合计 10 427 个像元作为训练样本,占红树林分布区域总像元的 1.02%,用于基于像素的茅尾海红树林种间精细分类。

1.3.2 现场样本与分割对象相结合的面向对象 SVM 分类 面向对象分类方法将空间特征与光谱信息相结合,能够充分利用地物的光谱、形状、大小、纹理、颜色和距离等信息,从而提高分类精度,以影像分割得到的同质影像对象作为分类最小单元。文中使用两种训练样本选择方式的面向对象分类方法对红树林进行分类:(1)常规面向对象 SVM 分类(Object-based SVM,OB-SVM)。直接在面向对象分类软件中使用多尺度分割模块进行分割,参考现场数据选择分割对象单元确定训练样本。经反复

试验,当分割尺度为 150、形状参数为 0.1、紧致度为 0.9 时,对于影像整体分类效果较好,对于地物复杂、混生明显的区域需要进行再分割,再分割参数设置分别为:分割尺度为 50、形状参数为 0.1、紧致度为 0.9。直到分割对象边缘清晰、内部均一。(2)现场样本与分割对象相结合的面向对象 SVM 分类(Object-based SVM classification combining field samples and segmentation objects,OBSO-SVM)。由于分割后的图像对象中地物信息的纯度会影响训练样本的选择,进而影响分类精度,因此,面向对象分类方法的关键是影像最优分割尺度的选择。针对此问题,本文尝试使用现场样本与分割对象相结合的方法确定训练样本,具体操作如下:使用 ArcGIS 软件将现场样本数据转化为矢量数据后在面向对象分类软件中参与多尺度分割,分割结果显示,每个现场样本对应的矢量数据被独立分割为一个对象单元,随后将现场样本对应的分割单元作为训练样本,进行面向对象分类。参数设置同上,示意图如图 2 所示。

1.4 精度验证

遥感影像分类精度验证旨在确定分类过程的准确程度,文中使用混淆矩阵法对红树林种间精细

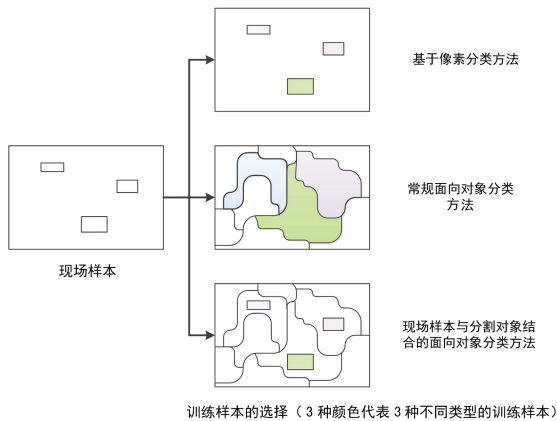


图 2 样本选择示意图

分类进行精度验证。混淆矩阵是将地表一点的真实地物与分类结果图中相对应位置的地物相比较计算所得。具体指标包含:总体精度(Overall Accuracy, OA),是具有概率意义的一个统计量,表述的是对每一个随机样本,所分类的结果与参考数据对应区域的实际类型相一致的概率;制图精度(Producer Accuracy, PA)表示相对于参考数据中的任意一个随机样本,分类图像上同一地点的分类结果与其相一致的条件概率;用户精度(User Accuracy, UA)表示从分类结果中任取一个随机样本,其所具有的类型与地面实际类型相同的概率; $Kappa$ 系数是一种定量评价遥感分类图与参考数据之间一致性的方法^[19]。具体公式如下:

$$UA = \frac{x_{ii}}{x_{i+}} \quad (1)$$

$$PA = \frac{x_{ii}}{x_{+i}} \quad (2)$$

$$OA = \sum_{i=1}^n \frac{x_{ii}}{N} \quad (3)$$

$$K_{hat} = \frac{N \sum_{i=1}^n x_{ii} - \sum_{i=1}^n (x_{i+} x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n (x_{i+} x_{+i})} \quad (4)$$

式中: K_{hat} 为 $Kappa$ 系数; x_{ii} 为第 i 行 i 列的样本数; x_{i+} 为分类结果中第 i 类总和; x_{+i} 为地表真实数据中第 i 类的总和; n 为类别的数量; N 为样本总数。

2 分类结果

文中使用基于像素和面向对象分类方法完成了茅尾海红树林种间精细分类,同时针对局部区域做了详细对比分析(如图 3~图 5 中(a)、(b)、(c))。桐花树作为茅尾海红树林优势种,在茅尾海西部茅

岭乡沿岸和北部康熙岭镇沿岸边缘区与无瓣海桑和荳荳混生比较明显,在东部尖山镇和大番坡镇大面积的连片均一生长。无瓣海桑为人工种植,主要分布在茅尾海西部茅岭乡沿岸和西北部康熙岭镇的河口、沿岸边缘区,经过多年演化,从海岸线向海方向逐渐由纯无瓣海桑生长区向无瓣海桑与桐花树和荳荳混生区过渡。混生区有明显分层结构,通过野外调查发现,分层结构下的桐花树由于被无瓣海桑遮挡光照条件不足,因此生长状况与桐花树单一生长区相比较差。荳荳作为一种盐沼植物在茅尾海分布范围较广,茅岭乡、康熙岭镇和尖山镇河口、沿岸均有分布,茅岭乡沿岸分布最为集中,大番坡镇沿岸几乎没有。秋茄为人工种植,面积很少,零星分布于茅岭乡和尖山镇沿岸,多数与无瓣海桑和桐花树混生,根据现场调查发现与无瓣海桑混生区的秋茄,由于被无瓣海桑高大的形态遮挡,光照不足,几乎只剩顶部有些叶子,下面的叶子大部分枯死。总体而言,分类结果与现场调查各种类分布范围相一致。

从图 3~图 5 可以看出,传统的基于像素 SVM 分类结果中含有大量的“椒盐”噪声,视觉效果较差,主要原因是高分辨率遥感影像存在较大的局部异质性,同物异谱和同谱异物现象明显,而基于像素的传统分类方法没有充分考虑像素与邻接像素之间的关系。此外,基于像素的分类方法主要依据地物光谱信息,很多地物难以区分,如图 3(b)中的桐花树和无瓣海桑以及桐花树和秋茄等。而面向对象分类方法将影像的光谱信息、纹理信息和空间特征关系等多方面信息相结合,可以有效避免了“椒盐”噪声,整体视觉效果有了很大的提升。结合现场调查数据,由图 3~图 5(a)对比发现,PB-SVM 将部分无瓣海桑错分为桐花树,OB-SVM 分类结果中,将大面积的无瓣海桑错分为桐花树,OBSO-SVM 分类结果与现场调查相吻合;图 3~图 5(b)是一个无瓣海桑、桐花树、荳荳和秋茄混生区。秋茄分布面积非常小,但错分漏分现象明显,主要原因是其大部分与桐花树和无瓣海桑混生,与无瓣海桑混生的秋茄被无瓣海桑高大的冠幅遮挡,且秋茄的光谱和纹理信息与桐花树差别很小,PB-SVM 和 OB-SVM 分类结果中均有少量桐花树错分为无瓣海桑。由图 3~图 5(c)可明显看出,PB-SVM 和 OB-SVM 分类结果中荳荳分布面积比 OBSO-SVM 分类结果中荳荳分布面积大,主要由于此区域小潮沟较多,桐花树与荳荳混生且分布较稀疏,因此容易错分。现场调查

数据显示,在茅岭乡沿岸无瓣海桑、桐花树和荭苳混生明显,从视觉效果来看,相比图 4 和图 5,图 3 中的分类更符合实际情况。因此,对于混生明显、斑块破碎度高的区域使用基于像素的分类效果更好。但由图 3~图 5 发现,从总体来看,样本选择新策略的面向对象分类结果更为理想。

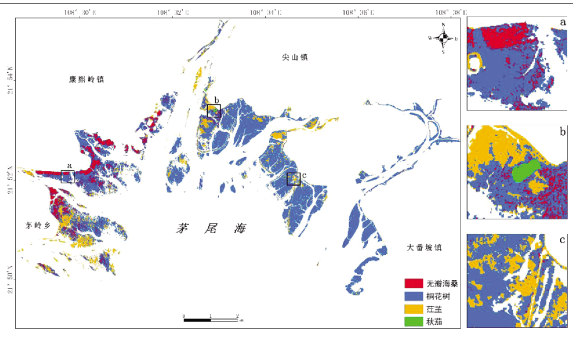


图 3 PB-SVM 红树林分类结果

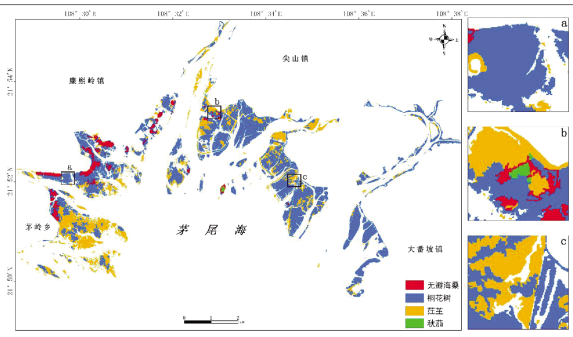


图 4 OB-SVM 红树林分类结果

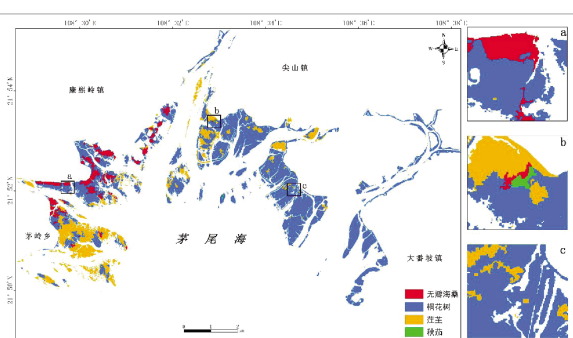


图 5 OBSO-SVM 红树林分类结果

本文采用混淆矩阵法对红树林分类精度进行定量评价。参考现场调查数据从图像上选取 15 032 个像元作为验证样本,构建混淆矩阵并计算红树林分类精度和 *Kappa* 系数。由表 2 可看出,3 种分类方法总体精度均已达到 90% 左右,OBSO-SVM 分类结果中无瓣海桑、桐花树、荭苳和秋茄的用户精度与无瓣海桑和桐花树的制图精度均优于其他两种方法,荭苳和秋茄的制图精度稍低于 OB-SVM 分类结果,但相差较小。由总体精度和 *Kappa* 系数发现,

OBSO-SVM 分类精度明显高于其他两种方法,总体精度为 93.13%,比 OB-SVM 和 PB-SVM 分别提高 1.18% 和 4.24%,*Kappa* 系数为 0.89。

表 2 分类精度统计表

种类	PB-SVM		OB-SVM		OBSO-SVM	
	用户精度/%	制图精度/%	用户精度/%	制图精度/%	用户精度/%	制图精度/%
无瓣海桑	98.38	79.91	98.96	82.61	98.65	87.29
桐花树	80.59	98.63	86.14	98.03	87.33	98.88
荭苳	99.79	85.02	97.15	94.86	99.97	91.30
秋茄	48.44	56.88	61.84	86.24	66.91	85.32
总体精度/%	88.890 4		91.943 9		93.128 0	
<i>Kappa</i> 系数	0.825 8		0.875 1		0.893 1	

综上所述,本文用于广西茅尾海红树林湿地典型植被精细分类的基于像素和面向对象分类方法中,OBSO-SVM 分类效果最佳,具体误差矩阵情况见表 3。分类结果中,无瓣海桑、桐花树、荭苳和秋茄的制图精度与无瓣海桑、桐花树和荭苳的用户精度均在 85% 以上,秋茄的用户精度偏低一些。由表 3 可知,无瓣海桑和荭苳错分为桐花树较为明显,错分率分别为 12.63% 和 8.13%;秋茄错分为无瓣海桑的面积占比较大,错分率为 13.98%,结合现场调查发现,错分情况主要发生在与其他种类邻接的位置。

表 3 OBSO-SVM 分类误差矩阵

种类	无瓣海桑	桐花树	荭苳	秋茄	小计	用户精度/%
无瓣海桑	4 514	37	12	13	4 576	98.65
桐花树	653	6 370	269	2	7 294	87.33
荭苳	0	0	3 022	1	3 023	99.97
秋茄	4	35	7	93	139	66.91
小计	5 171	6 442	3 310	109	15 032	—
制图精度/%	87.29	98.88	91.30	85.32	—	—
总体精度= 93.128 0%, <i>Kappa</i> 系数= 0.893 1						

3 讨论

3.1 基于像素与面向对象分类方法对分类精度的影响

总体来看,面向对象分类效果优于基于像素的

分类效果,主要有 2 个原因。其一,广西茅尾海红树林湿地典型植被类型简单,优势种单一,仅有无瓣海桑、桐花树、荳蔻和秋茄 4 类。秋茄面积非常小,桐花树作为唯一的优势种所占面积明显大于其他种类,且茅尾海作为自治区红树林保护区和国家海洋公园,人工种植的面积占比大,而人工种植主要以一个区块为一个种类的方法种植与重建。因此,相比于基于像素分类结果中较多碎斑情况,面向对象分类方法更适合用于茅尾海红树林湿地典型植被分类,如康熙岭镇沿岸的无瓣海桑。由表 2 可直观发现,使用面向对象分类方法对无瓣海桑分类的制图精度明显高于使用基于像素分类方法。其二,高分影像细节信息丰富,图像局部异质性较大,传统的面向像素的分类方法容易受到局部异质性的影响,且对高分影像丰富的空间信息利用率几乎没有。相比基于像素的分类方法,面向对象分类方法可以有效利用高分影像丰富的细节信息,更适合用于本文高分遥感影像红树林种间精细分类。

不同于以往的认识,对于茅尾海研究区域,有部分区域基于像素分类效果较好。究其原因,人工种植首先选择的是沿岸带,当人工种植林经过多年演化后会向向海一侧不断扩张,在向海方向演化的过程中,不同的红树林种类会出现不同程度的混生和竞争关系,形成错综复杂且多层次的混生过渡区。此区域红树林种类多、未形成优势种,因此造成各种类分布极不规范且面积较小,而面向对象分类方法具有考虑地物之间的邻界关系特性,在分割尺度较小时容易把这些形状不规则、面积较小的斑块合并到相邻更大的斑块中,造成错分漏分情况。因此,混生过渡带更适合使用基于像素的分类方法。从图 3 可见,由于茅尾海的湿生草本植物荳蔻是非人工种植,生长区域无明显边界,主要与经过演化的无瓣海桑和桐花树混生于茅尾海的西部(即康熙岭镇)低潮带附近和茅岭乡沿岸区域,因此此区域适合使用基于像素的分类方法,而茅尾海北部和东部纯生区占比大,使用面向对象分类方法效果更好。综上所述,红树林种间识别要根据研究区的实际情况选择具体的分类方法。

3.2 样本的选择对分类精度的影响

PB-SVM 样本选择,直接将现场样本作为训练样本;在 OBSO-SVM 中,是将现场样本参与分割,分割结果中每个现场样本被独立分割为一个对象单元,将这些现场样本对象单元作为训练样本,进

行分类;而 OB-SVM,是通过面向对象处理软件直接分割,将现场数据所在位置相对应的分割对象作为训练样本,进行面向对象分类,两种面向对象 SVM 分类方法使用的分割参数与分类参数均相同,具有可比性。具体示意图如图 2 所示。

如表 2 所示,不难发现,在参数设置完全相同的情况下,OBSO-SVM 的分类精度高,这个差异完全是因为训练样本不完全一致所致。主要原因是,最优分割尺度选择困难造成分割斑块中含有其他地物信息,导致训练样本不够纯净,从而影响分类精度。相比之下,现场样本是以斑块为标准选取,既考虑了影像元光谱的影响,又考虑了种类的纯度,避免其他地物影响的同时也提高了红树林种间分类精度。因此,传统面向对象分类方法中将整个分割对象单元作为训练样本可能会在某种程度上造成负面影响,具体原因有待于进一步研究。

4 结 论

本研究以 2017 年 12 月 GF-2 PMS1 高分辨率卫星遥感影像为数据源结合现场实地调查数据,使用 OBSO-SVM、OB-SVM 和 PB-SVM 3 种分类方法对广西茅尾海红树林湿地典型植被开展精细分类和空间分布研究,评价基于像素和面向对象的分类技术以及两种样本选择方式对高分遥感影像数据的分类性能。结果显示,由于高分影像细节信息丰富,图像局部异质性较大,传统的面向像素的分类方法容易受到局部异质性的影响,对高分影像丰富的空间信息利用率低。而且,广西茅尾海红树林湿地典型植被类型简单、优势种单一、人工种植的面积占比较大,因此,从总体来看面向对象分类方法更适合用于茅尾海红树林湿地典型植被分类。但经过多年演化,在不断向向海方向扩张的过程中,不同的红树林种类会形成不同程度的混生和竞争关系,形成错综复杂且多层次的混生过渡区,对于此类情况更适合使用基于像素的分类方法。针对传统面向对象分类方法,将整个影像分割对象单元作为训练样本可能会在某种程度上造成负面影响,因此使用本文提出的样本选择新方法进行面向对象分类效果最为理想,在红树林湿地典型植被分类中具有很好的应用价值和潜力,能够为茅尾海红树林保护区和国家海洋公园管理部门的管理、保护和恢复重建提供可靠的技术支撑。

参考文献:

- [1] 林鹏. 中国红树林生态系[M]. 北京: 科学出版社, 1997.
- [2] Roy A K D. Determinants of participation of mangrove-dependent communities in mangrove conservation practices[J]. *Ocean & Coastal Management*, 2014, 98:70–78.
- [3] 廖宝文. 中国红树林恢复与重建技术[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [4] Kumar T, Mandal A, Dutta D, et al. Discrimination and classification of mangrove forests using EO-1 hyperion data: a case study of Indian Sundarbans[J]. *Geocarto International*, 2017, 34(4):1–54.
- [5] Salghuna N N, Pillutla R C P. Mapping mangrove species using hyperspectral data: a case study of pichavaram mangrove ecosystem, Tamil Nadu[J]. *Earth Systems and Environment*, 2017, 1(2):24.
- [6] Jingjing Cao, WanchunLeng, Kai Liu, et al. Object-based mangrove species classification using unmanned aerial vehicle hyperspectral images and digital surface models[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(1):89–109.
- [7] Muhammad K, Stuart P. Hyperspectral data for mangrove species mapping: a comparison of pixel-based and object-based approach[J]. *Remote Sensing*, 2011, 3(10):2222–2242.
- [8] Claudia Künzer, Bluemel A, Gebhardt S, et al. Remote sensing of mangrove ecosystems: a review [J]. *Remote Sensing*, 2011, 3: 878–928.
- [9] Whiteside T, W Ahmad. A comparison of object-oriented and pixel-based classification methodsfor mapping land cover in northern Australia[C]// *Spatial Sciences Conference*, 2005:1225–1231.
- [10] Duro D C, Franklin S E, Monique G. Dubé. A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 118(6): 259–272.
- [11] Wang L, Sousa W P, Gong P, et al. Comparison of IKONOS and QuickBird images for mapping mangrove species on the Caribbean coast of Panama[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 91(3–4): 432–440.
- [12] Jhonnerie R, Siregar V P, Nababan B, et al. Random forest classification for mangrove land cover mapping using Landsat 5 TM and Alos Palsar imageries[J]. *Procedia Environmental Sciences*, 2015, 24: 215–221.
- [13] Jhonnerie R, Siregar V P, Nababan B. Comparison of random forest algorithm which implemented on object and pixel based classification for mangrove land cover mapping [J]. *Applied Science and Technology*, 2017,1(1): 293–302.
- [14] Whiteside T,W Ahmad. A comparison of object-oriented and pixel-based classification methodsfor mapping land cover in northern Australia[C]// *Spatial Sciences Conference*, 2005:1225–1231.
- [15] 张威, 陈正华, 王纪坤. 广西北部湾海岸带红树林变化的遥感监测[J]. *广西大学学报(自然科学版)*, 2015, 40(6):1570–1576.
- [16] 杭睿翔. 广西沿海红树林信息遥感检测技术研究[D]. 桂林: 广西师范大学, 2016.
- [17] 潘良浩. 广西茅尾海苕荊生物量研究[J]. *安徽农业科学*, 2011, 39(22):13481–13483.
- [18] Heumann BW. An object-based classification of mangroves using a hybrid decision tree—support vector machine approach [J]. *Remote Sensing*, 2011, 3(11): 2440–2460.
- [19] 贾明明. 1973 ~ 2013 年中国红树林动态变化遥感分析[D]. 长春: 中国科学院研究生院(东北地理与农业生态研究所), 2014.

Study on Interspecific Classification Method of Mangrove Planted Artificially Based on High-Resolution Remote Sensing in China: A Case Study of Mangrove in Maowehai, Guangxi

MA Yun-mei^{1,2}, WU Pei-qiang², REN Guang-bo², FU Yu³, MA Yi^{1,2}, BAO Yu-hai¹

1. College of Geographical Science, Inner Mongolia Normal University, Hohhot 010010, Inner Mongolia Autonomous Region, China;

2. First Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061, Shandong Province, China;

3. National Forestry and Grassland Bureau East China Research and Design Institute, Hangzhou 310016, Zhejiang Province, China

Abstract: The structure of mangrove forests is of great importance for the health and development of mangrove ecosystems, and the classification of mangroves has long been a difficult part of mangrove monitoring based on remote sensing. In view of solving the above problems, this paper takes artificial planting mangrove in Maowehai of Guangxi Autonomous Region as an example to conduct remote sensing inter-species classification. Based on the idea of object oriented classification, a mangrove interspecies classification method is proposed based on the combination of field samples and segmentation objects. Based on the high-resolution satellite remote sensing data from GF-2 PMS1, the fine classification and spatial distribution of typical vegetation in mangrove wetlands of Maowehai in Guangxi were studied, and the classification results were compared with the classification methods pixel-based and traditional object-based SVM. The results show that the object-based classification method is more suitable for the classification of typical vegetation in the mangrove wetland of Maowehai. It is better to use the pixel-based SVM classification method for local mixed areas. Using the whole image object as a training sample in the traditional object-based classification method may lead to a negative impact to some extent. Therefore, the new method of sample selection proposed in this paper has the highest accuracy in object-based classification, with an overall accuracy of 93.13% and a *Kappa* of 0.89.

Key words: mangrove; pixel-based; object-based; Maowehai; interspecific classification