

doi: 10.6046/zrzyyg.2022207

引用格式: 李天驰,王道儒,赵亮,等. 基于 Landsat8 遥感数据的西沙群岛永乐环礁底质分类与变化分析[J]. 自然资源遥感, 2023,35(2):70-79. (Li T C,Wang D R,Zhao L,et al. Classification and change analysis of the substrate of the Yongle Atoll in the Xisha Islands based on Landsat8 remote sensing data[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2023,35(2):70-79.)

基于 Landsat8 遥感数据的西沙群岛 永乐环礁底质分类与变化分析

李天驰¹, 王道儒², 赵 亮¹, 凡仁福²

(1. 天津科技大学海洋与环境学院,天津 300457; 2. 海南省海洋与渔业科学院,海口 571126)

摘要:在海-气环境变化剧烈的今日,准确高效地实现珊瑚礁底质信息识别是进行珊瑚礁动态监测研究的基础。文章获取了 2013—2021 年 4 个时期西沙群岛永乐环礁的 Landsat8 卫星数据,结合不同底质的光谱和纹理差异,提出了一种基于光谱纹理指数的决策树分类模型,采用面向对象和基于像元的分类方法进行珊瑚信息提取,并定量统计了永乐环礁底质变化情况。结果表明:面向对象的分类结果整体上优于基于像素的分类结果,且决策树分类结果的 Kappa 系数在 0.631~0.681 范围,分类精度高于传统监督分类精度约 7~10 个百分点;珊瑚丛生带大多分布在岛礁的中部水动力较弱区域,除银屿和金银岛上的珊瑚呈面状分布外,其他岛礁上的珊瑚多呈带状分布;总体时段内永乐环礁的珊瑚丛生带和沙洲面积变化显著,虽然珊瑚丛生带的总面积增加了 1.689 km²,但石屿、晋卿岛、全富岛、珊瑚岛和羚羊礁的珊瑚丛生带退化情况严重,其面积减少了 0.107~0.892 km² 不等。该文证明了利用中等空间分辨率影像建立的底质指数是可靠的,可应用于珊瑚遥感信息提取,能够为珊瑚礁资源调查及科学管理提供技术支持。

关键词: 遥感; 永乐环礁; 光谱特征; 决策树; 面向对象分类

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2023)02-0070-10

0 引言

珊瑚礁素有“蓝色沙漠中的绿洲”之称,是海洋中独特的一类生态系统,其面积只占全球海洋面积的 0.25%,但却是物种最丰富、多样性程度最高的生态系统,同时还具有抵抗风浪、保护海洋生物和开发旅游产业等功能^[1]。虽然在全球海洋中,珊瑚礁孕育了最丰富的生物多样性,支撑起了能流物流效率极高的生态系统,但近几十年来,全球变暖、海水污染等使得珊瑚礁正面临着前所未有的生存环境威胁^[2],因此对于珊瑚岛礁的监测不容忽视。

我国南海的珊瑚岛礁众多,共有上百个岛礁,大体分布于东沙群岛、中沙群岛、西沙群岛、南沙群岛、海南岛、台湾岛、华南大陆沿岸、越南沿岸和菲律宾沿岸 9 大区域^[3]。作为全球十大珊瑚礁保护区之一,南海分布着近 37 200 km² 的珊瑚礁,占世界珊瑚

礁面积的 5%,而且南海诸岛珊瑚礁主要是环礁,珊瑚种类多样,具有极高的经济价值和生态价值^[4-5]。已有珊瑚调查数据显示,南海大部分海域的活造礁石珊瑚覆盖率从 2004 年以后呈逐年降低趋势,其中受海洋环境变化及部分年份长棘海星爆发等因素影响,西沙群岛 4 岛的活造礁石珊瑚平均覆盖率从 2007 年的 53.8% 下降到 2016 年的 5.44%,且连续 5 a(2011—2016 年)低于 10%^[6-7]。南海丰富的自然资源与优越的地理位置决定了其重要战略地位,进行南海区域海洋珊瑚分布研究,不仅可以最大限度减少南海珊瑚退化所带来的损失风险,还对维护国家核心海洋权益、建设海洋强国具有深远的战略意义。

传统监测珊瑚礁主要采用潜水实地测量方法,这种方法成本较高,而且对于大范围、远离大陆等海域无法进行及时监测。遥感是利用卫星所搭载的多种传感器获取目标地物的信息,具有快速、覆盖范围

收稿日期: 2022-05-20; 修订日期: 2022-10-06

基金项目: 工信部项目[2019]357 号、国家自然科学基金项目“黄、东海二甲基硫海气通量季节和年际变化及机制的模型研究”(编号: 41876018)、“波浪和潮汐影响下珊瑚环礁潟湖内湍流特征的原位观测与分析”(编号: 42106026)和 2021 年天津科技大学研究生科研创新项目“南海西沙群岛珊瑚分布特征及白化风险评估”(编号: YJSKC2021S43)共同资助。

第一作者: 李天驰(2000-),男,硕士研究生,主要从事海洋生态遥感研究。Email: litianchi@mail.tust.edu.cn。

通信作者: 赵 亮(1975-),男,博士,教授,主要从事浅海动力学、海洋生态动力学研究。Email: zhaoliang@tust.edu.cn。

广、数据种类丰富等特点,为珊瑚礁信息提取提供了新的技术手段,目前使用较多的被动光学遥感卫星包括 SPOT,WorldView,IKONOS,GF,Landsat 和 Sentinel 等^[8]。国内外众多学者已经利用遥感技术对珊瑚礁开展了许多研究工作,如珊瑚礁白化监测、珊瑚礁底质分类和珊瑚礁生态环境评估等^[9-10]。有学者结合高空间分辨率遥感影像和岛礁地貌实地调查数据,提出了标准统一且完备的南海珊瑚礁遥感地貌分类体系,完善了对于南海珊瑚岛礁地貌了解的不足,为珊瑚岛礁地貌变化研究提供理论依据^[11]。高空间分辨率的遥感影像对于中等空间分辨率的遥感影像具有实质性优点,但目前大多高分辨率卫星数据并不公开,因此在数据获取上存在较大困难。且高空间分辨率遥感影像成像宽幅较小,对于大面积研究区域需要多幅影像。而中等空间分辨率影像数据如 Landsat 系列、Sentinel 系列等均面向公众开放,其成像宽幅也较大(Landsat 卫星成像宽幅为 185 km × 185 km)^[12],因而可用中等空间分辨率卫星数据进行更深入、更详细的珊瑚礁研究,充分发挥陆地资源卫星在海洋研究方面的作用。

现有基于中等空间分辨率遥感影像开展的珊瑚礁动态变化研究,普遍存在着分类精度不高的不足,如何使用简单分类算法并提高分类精度值得深入研究。本研究选择多时相 Landsat8 卫星影像数据,分析珊瑚礁不同底质类型的光谱特征和纹理特征,利用底质类型之间的光谱纹理差异构建相关敏感指数。随后选用决策树方法和常用监督分类方法对研究区域底质信息进行提取,定量分析珊瑚岛礁时空动态演变,以期验证中等空间分辨率遥感影像在南海海域珊瑚信息提取的可行性,并了解掌握西沙群岛不同岛礁的珊瑚分布特征与年际变化情况,为提高珊瑚分类精度与监测珊瑚白化提供新思路。

1 研究区域与数据源

1.1 研究区域概况

西沙群岛地处南海西北部、海南岛东南部,是南海诸岛四大群岛之一,主要由永乐群岛和宣德群岛组成。西沙群岛属热带季风气候,其年平均气温为 26 ~ 27 ℃,最热月均气温超过 29 ℃,而且有不断升温的趋势,同时干湿季分明,年平均降水量为 1 500 mm 左右^[13-14]。本研究选取的研究区为西沙群岛的永乐环礁,包括晋卿岛、石屿、银屿、全富岛、珊瑚岛、甘泉岛、羚羊礁、金银岛、广金岛和琛航岛等 10 个礁盘,地理坐标范围为 N16°25′ ~ 16°36′,E111°28′ ~ 111°47′,研究区位置如图 1 所示。

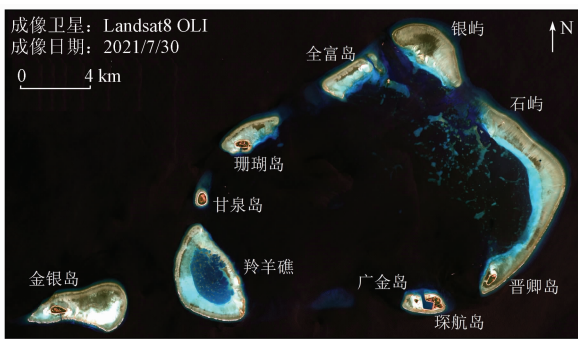


图 1 研究区位置示意图

Fig.1 Location of study area

1.2 数据获取与处理

Landsat8 卫星由美国航空航天局于 2013 年 2 月发射,包括陆地成像仪 (operational land imager, OLI) 和热红外传感器 (thermal infrared sensor, TIRS) 2 种载荷,重访周期为 16 d。其中 OLI 含 9 个波段,除全色波段 (第 8 波段) 空间分辨率为 15 m,其余波段均为 30 m。此外,Landsat8 卫星首次在可见光波段增加了海岸波段,波长范围为 0.433 ~ 0.453 μm,可应用于海岸带观测。

本研究使用的 Landsat8 卫星数据均来自美国地质调查局 (<https://glovis.usgs.gov/>),以无云覆盖或云量较少且时期相近为标准,共选取 2013 年 5 月 21 日、2015 年 6 月 28 日、2018 年 6 月 20 日和 2021 年 7 月 30 日 4 个时期的遥感影像,研究区域对应的卫星轨道列/行号分别为 122/49。使用 ENVI 软件对这些影像数据进行预处理,通过辐射定标与 FLAASH 大气校正将影像像元 DN 值转换为地表反射率,以消除大气、光照和气溶胶等对地物反射的影响。随后采用 Gram - Schmidt 算法将多光谱数据与全色波段数据融合,并经裁剪等处理得到空间分辨率为 15 m 的研究区遥感影像数据。

为了对分类结果的精度进行评价,从 Allen Coral Atlas 网站 (<https://allencoralatlas.org/>) 下载 2018 年西沙群岛永乐环礁 PlanetScope 卫星影像,该影像包含 4 个波段 (蓝光、绿光、红光、近红外波段),空间分辨率为 3.125 m,并联合 Google Earth 影像对研究区域底质进行目视解译,形成数字化真实底质结果。

2 研究方法

2.1 珊瑚礁底质分类体系确定

已有学者通过实地调查或高空间分辨率遥感影像,并根据珊瑚礁底质所处位置、形态、沉积类型、水动力特征和珊瑚覆盖率等构建了南海珊瑚礁底质分

类体系^[11,15]。现有研究指出,主要底质类型对应的活珊瑚覆盖率由高到低的排序为珊瑚丛生区、点礁、浅礁前斜坡、珊瑚沉积区、深礁前斜坡、礁脊和礁前阶地等,其中珊瑚丛生区、点礁和浅礁前斜坡的活珊瑚覆盖率可达 50% 以上,可作为珊瑚信息提取的重要指标^[16]。综合相关文献,在考虑活珊瑚覆盖率和

Landsat 遥感影像对不同底质分辨能力的同时,本研究建立适用于中等空间分辨率遥感影像的珊瑚底质分类体系,共 6 个类型:珊瑚丛生带、点礁、礁坪、礁前斜坡、沙洲以及建筑和植被,各类型简要描述和影像特征见表 1。

表 1 研究区珊瑚礁底质类型分类体系
Tab.1 Classification system of coral reef sediment types in the study area

底质类型	描述	遥感影像	底质类型	描述	遥感影像
珊瑚丛生带	大多位于岛礁中部,活珊瑚覆盖度较高,颜色呈棕褐色,面状或条带状分布		点礁	蓝绿色斑块,相互独立且呈点状分布	
礁坪	礁体大部分区域,覆盖大量生物碎屑,同时还有不同种类的沉积物		礁前斜坡	位于礁体四周,是礁体边缘向外海延伸的水下斜坡,因其中有珊瑚生长呈现较亮的浅蓝色	
沙洲	由沙质碎屑组成,一般还可能包含白化死亡的珊瑚,色调明亮		建筑和植被	与珊瑚礁其他底质区别明显,建筑以沙质为主呈黄白色,植被呈绿色	

2.2 珊瑚礁底质光谱纹理信息提取

基于遥感影像数据统计各底质类型的光谱信息见图 2。为了验证光谱信息的准确性,将一些典型底质如沙质建筑和植被的卫星波谱曲线与它们的连续光谱曲线进行对比,发现二者在反射峰和吸收谷等特殊波段点的变化基本一致。同时有学者通过野外实测获取了珊瑚礁不同底质高光谱数据,指出健康珊瑚在 0.550 ~ 0.600 μm(即绿光波段)存在反射峰值区^[17],对常用卫星的珊瑚底质光谱波段值进行模拟,其中 Landsat8 光谱曲线特征与本研究提取的特征较为相近^[18-19]。经过以上分析表明本研究获取的光谱信息是可用的。

由于水体的反射率随波长增加而不断衰减,特别是在近红外波段水体吸收强烈,而珊瑚岛礁中部分底质位于水下,可以发现除了建筑和植被,其他地物在近红外和短波红外波段反射率极低,因此对于这些底质只分析可见光波段的光谱特征。由图 2 可知,在整个可见光范围内,沙洲与建筑的光谱曲线较为相似,但在绿光波段以后沙洲反射率骤降;依赖于活珊瑚中所含叶绿素等光合色素,大部分底质在绿光波段存在一个反射峰,活珊瑚覆盖率的高低也导致了不同底质的绿光波段反射率存在差异;珊瑚丛生带和礁坪的光谱曲线特征相似,且后者高于前者;点礁和礁前斜坡的光谱曲线接近。通过分析各类底质的光谱曲线,发现存在“异物同谱”的现象,之所以会出现这一现象,分析原因主要受 Landsat8 卫星空间分辨率和光谱分辨率的影响,使得影像中易存在混合像元,特别是岛礁四周边缘过渡到海水的这些区域,混合像元数量较多。同时卫星每个光谱波段的波宽较宽,无法捕捉到一些特征波段,造成光谱信息缺失。因此仅使用单一波段进行底质分类可能会影响分类精度,考虑使用波段组合运算及提取纹理信息方式增强不同底质类型的特征。

本研究利用 ENVI 软件中的灰度共生矩阵(gray level cooccurrence matrix, GLCM)对可见光波段进行 45°方向、3 × 3 窗口的 8 个纹理特征提取,包括:均值、方差、同质性、对比度、相异性、信息熵、二阶矩和相关性^[20]。以绿光波段为例,图 3 展示了不同底质

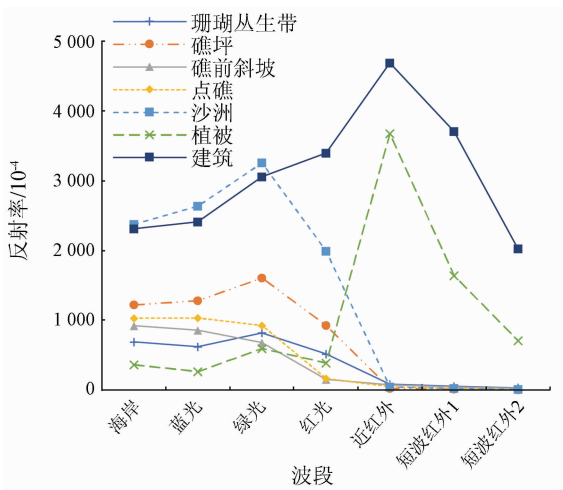


图 2 珊瑚礁各底质光谱特征曲线

Fig.2 Spectral characteristic curves of coral reef sediments

的 8 个纹理特征值,为了增强其他纹理特征的可视性,将纵轴最大值设置为 10,此时沙洲和礁坪的均值纹理特征值超过了此数值,已将其数值标注于相应位置。可以看出除均值外,其他大部分纹理特征的数值小于 1,数量级相差不大。而不同底质的均值特征值有较大差别,可作为底质分类的辅助特征。提取不同底质的均值纹理特征信息见图 4。由图 4 可知,珊瑚丛生带和礁坪的各波段纹理特征趋势相似,需要使用组合运算的方式扩大二者之间的纹理差异,同时点礁和礁前斜坡的绿光波段纹理特征可作为区分二者的指标。

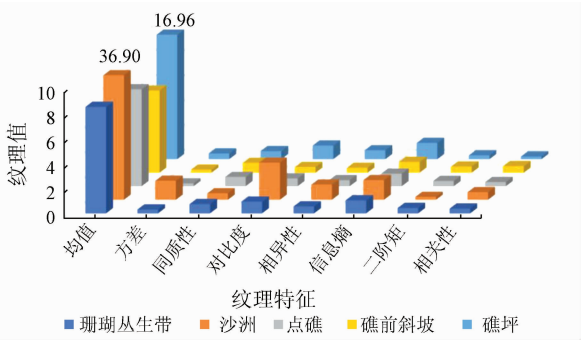


图 3 不同底质的绿光波段纹理特征值

Fig.3 Textural values for green band of different sediments

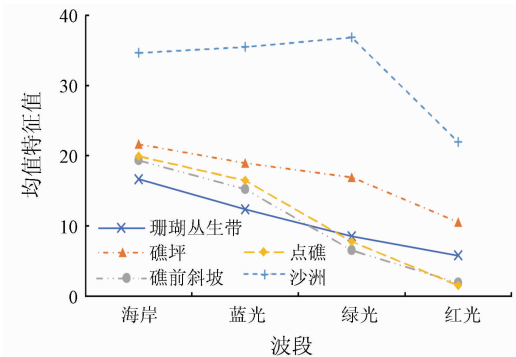


图 4 珊瑚礁各底质均值纹理特征曲线

Fig.4 Mean textural feature curves of coral reef sediments

2.3 珊瑚礁底质分类方法

2.3.1 分类决策树构建

基于先验知识的决策树分类是一种自上而下逐级分类的方法,其步骤大体上可分为 4 步:分类规则定义、决策树建立、决策树运行和分类后处理^[21]。目前珊瑚遥感决策树分类研究多针对特定研究区域内的底质类型特点所构建,对于不同的研究区域其分类规则可能并不适用,普适性有待提高^[22-23]。因此,本研究考虑采用光谱与纹理信息组合方式,构建对不同底质敏感的光谱或纹理指数,充分利用遥感影像信息,以建立普适性强、分类精度高的决策树。

1) 海水信息提取。本研究的研究对象大多位

于岛礁上,首先要进行海水信息的剔除,以确定精确的分类范围。提取水体通常使用改进归一化水体指数(modified normalized difference water index, MNDWI),该指数利用绿光波段与中红外波段的归一化差值以增强水体的光谱特征^[24]。但对于本研究区域,MNDWI 并不能很好地提取海水,原因是大多数底质在绿光波段存在反射峰,而且在中红外波段反射率很低,所以会造成海水与岛屿信息的混合。因此考虑使用绿光波段与其他波段相减,构建海水敏感指数 SI。通过计算,岛礁的指数值会远大于海水,而且海水的指数值理论上会小于 0。SI 公式为:

$$SI = 2G - R - B \quad (1)$$

式中 R, G, B 分别为红光、绿光、蓝光波段的光谱反射率。

2) 建筑和植被提取。通过目视解译发现岛屿上存在一些沙质建筑和植被。在陆地上,归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)是区分植被与其他地物应用最广泛的指数,其利用植被在近红外波段的高反射率与红光波段的低反射率突出植被特征^[25]。为了同时将沙质建筑和植被的信息得到增强,结合前文底质光谱曲线分析结果,将 NDVI 中的红光波段替换为反射率更低的蓝光波段,这样就可将建筑和植被合并为一类地物以避免对珊瑚信息提取造成干扰,并将该指数命名为归一化差值植被和沙质指数(normalized difference vegetation and sand index, NDVSI)。理论上建筑和植被的 NDVSI 指数值均为正值,而其他底质的指数值为负值。计算公式为:

$$NDVSI = \frac{NIR - B}{NIR + B} \quad (2)$$

式中 NIR 为近红外波段的光谱反射率。

3) 礁前斜坡和点礁提取。由于礁前斜坡与点礁处于水下,而水体在红光波段具有强吸收的性质,因此使得二者在红光波段存在骤降的趋势。同时结合二者在绿光波段存在的反射峰,考虑使用绿光波段与红光波段的比值来区分礁前斜坡与点礁,即 G/R 。对于点礁,其在绿光波段的反射率比礁前斜坡稍高一些,所以点礁 G/R 的数值也会比礁前斜坡高,并结合使用绿光波段纹理均值信息 $Mean_G$ 进行分类。

4) 珊瑚丛生带提取。分析珊瑚丛生带的各波段纹理信息发现,其在海岸、红光和蓝光波段的纹理均值存在一定规律,即三者之间的差值接近于或小于 0,而其他底质差值较大,因此考虑使用该差值($Mean_{CBR} Diff$)对珊瑚丛生带进行提取,公式为:

$$Mean_{CBR} Diff = Mean_C - Mean_B - Mean_R \quad (3)$$

式中 $Mean_C, Mean_B, Mean_R$ 分别为海岸波段、蓝光波段和红光波段的均值纹理特征值。

5) 沙洲提取。观察沙洲在可见光范围内的光谱曲线,发现其在绿光波段到红光波段的下降幅度大于其他底质,因此考虑使用红光波段和绿光波段的光谱斜率 (spectral gradient, SG) 值进行区分,计算公式为:

$$SG_{GR} = \frac{G - R}{|\lambda_G - \lambda_R|}, \quad (4)$$

式中 λ_G 和 λ_R 分别为绿光波段和红光波段的中心波长。

综上,以纹理信息作为辅助指标,采用光谱数据运算组合的方式构建永乐环礁珊瑚底质分类决策树,如图 5 所示。图 5 中 a 和 b 为阈值。

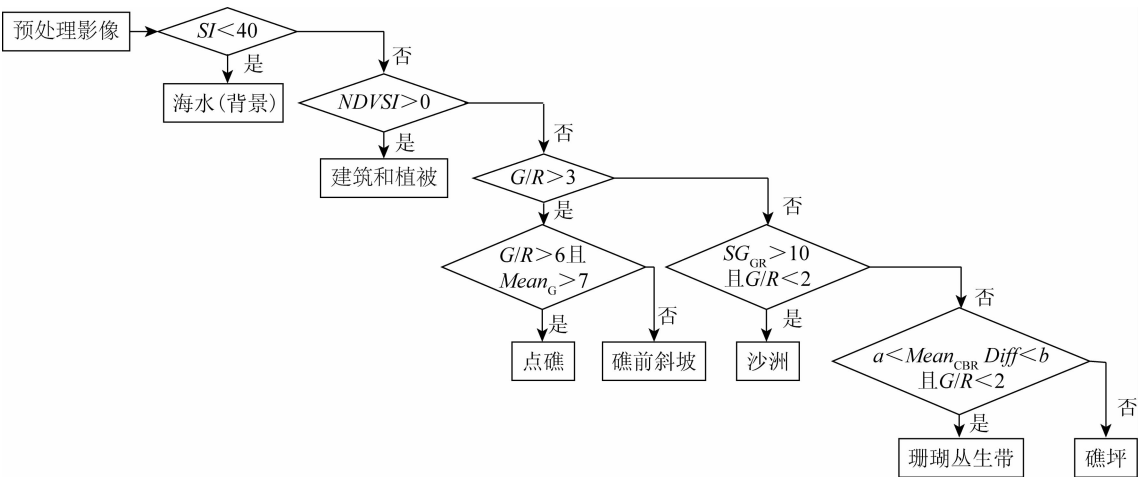


图 5 珊瑚礁底质分类决策树

Fig. 5 Decision tree for coral reef sediment classification

2.3.2 面向对象影像分割

传统分类方法大多基于单一像元,忽略了影像中某一地物的整体特征信息。根据影像的光谱信息及形状信息,可以对遥感影像进行分割处理,分割形成的每个影像对象都是由具有高光谱特征、纹理特征和结构特征等相似度的像素构成。本研究使用 eCognition 软件对遥感影像进行分割处理,分割算法采用多尺度分割,该算法需要设置 3 个参数:分割尺度、形状因子和紧致度因子,借助尺度评价工具 ESP (estimation of scale parameter) 来确定最优分割尺度参数。该工具通过计算不同分割尺度参数下影像对象同质性的局部方差 (local variance, LV) 作为分割对象层的平均标准差,并用 LV 的变化率值 ROC_{LV} (rates of change of LV) 来表示影像分割最佳尺度参数^[26],计算公式为:

$$ROC_{LV} = \left(\frac{LV_L - LV_{L-1}}{LV_{L-1}} \right) \times 100, \quad (5)$$

式中 LV_L 和 LV_{L-1} 分别为第 L 和 $L-1$ 层对象层的平均标准差。当 ROC_{LV} 呈现峰值时,该点对应的分割尺度值即为最佳分割尺度。其他参数通过目视判别分割效果进行确定。

为了确定多尺度分割 3 个参数的最优情况,首先在形状因子和紧致度因子为默认参数 (分别为 0.1 和 0.5) 的情况下调整分割尺度,以寻找大致的

分割范围。发现当分割尺度在 10 以下时影像极其破碎,这会使得分割变得无意义。受限于遥感影像分辨率,当分割尺度超过 70 时分割的对象中会存在混合地物的现象,因此确定分割大概范围在 10 ~ 70 之间。选定适中分割尺度 (30),紧致度设置为 0.5,形状因子在 0.1 ~ 0.8 范围内以 0.1 为步长进行分割实验,通过目视判别最终确定形状因子设置为 0.2。随后固定分割尺度与形状因子,使紧致度在 0.1 ~ 0.8 范围内以 0.1 为步长进行分割实验,通过目视判别最终确定紧致度设置为 0.6。运行 ESP 工具,将初始尺度参数设置为 10,步长为 1,结束尺度设置为 100,形状因子和紧致度分别为 0.2 和 0.6,计算不同尺度下的 ROC_{LV} ,结果见图 6。

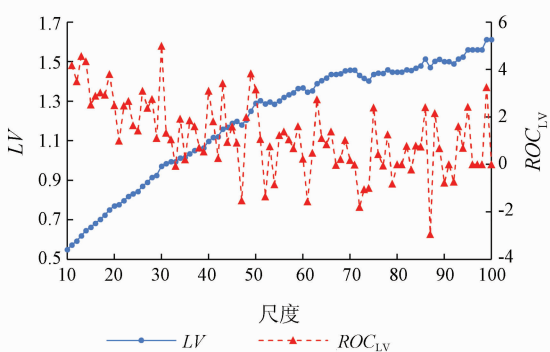


图 6 ROC_{LV} 在不同尺度下变化曲线

Fig. 6 ROC_{LV} variation curve at different scales

由图 5 分析可知,存在多个最优分割尺度: 30,

40,43,49,63,75 等。考虑到点礁这一底质在遥感影像中呈零散分布,且面积较小,如果使用较大尺度不利于点礁信息的提取。通过试验不同尺度与目视判别,最终选定最优分割尺度为 43。因此面向对象影像分割参数设置:分割尺度为 43、形状因子为 0.2、紧致度为 0.5。

2.3.3 监督分类

为了验证构建的决策树有效性,同时衡量面向对象分类的优势,本研究添加了 3 种普通监督分类的方法:K 最近邻算法(K - nearest neighbor, KNN)、马氏距离分类(Mahalanobis distance classification, MDC)和支持向量机分类(support vector machine, SVM)。随后分别在面向对象和基于像元情景下进行监督分类,各分类方法所使用的类别样本保持一致,而且样本选取时遵循分布均匀、数量相近和代表性强的原则,避免因样本分布不均影响分类结果。同时参考已有文献的分类方法参数设置,KNN 分类的 k 设定为 3,MDC 中最大距离误差以像元值格式设置为 95,SVM 核函数选择 Linear 函数,其余参数均保持默认。

2.4 分类精度评价

混淆矩阵又称误差矩阵,是一个基于地物分布

真实数据与分类结果数据构建的比较阵列,用以评价某一类别地物是否被正确分类及其被误分为其他类别的情况。通过混淆矩阵可计算常用的分类精度评价指标:总体分类精度(overall accuracy, OA)指被正确分类的像元数占有真实数据像元总数的比例;Kappa 系数是衡量分类结果与真实数据吻合度的一个指标,其范围在 0 ~ 1;制图精度(producer's accuracy, PA)指某一类别被正确分类的像元数与该类别真实数据像元数的比值,其与漏分误差(omission error, OE)之和为 1;用户精度(user's accuracy, UA)指某一类别被正确分类的像元数与分类结果中该类所有像元数的比值,其与错分误差(commission error, CE)之和为 1^[27]。当 OA,Kappa, PA 和 UA 越大时,说明分类结果精度越高,分类方法越有效。

3 结果与分析

3.1 珊瑚礁底质分类结果

利用构建的分类决策树和 3 种监督分类方法,分别在面向对象和基于像元的条件下对 2018 年遥感影像进行分类,得到研究区域分类结果,如图 7 所示。

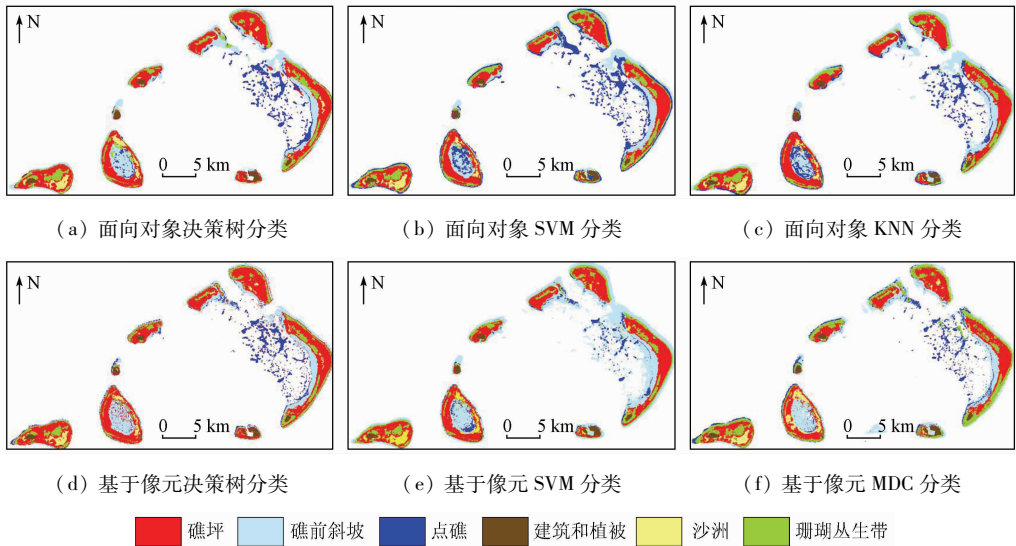


图 7 面向对象分类与基于像元分类结果对比

Fig. 7 Comparison of between object-oriented classification and pixel based classification

由图 7 可知本研究构建的决策树分类效果较好,对于珊瑚丛生带和礁坪等底质能有效识别出来。图 7(b)和图 7(e)中部分礁前斜坡和点礁错分情况显著,面向对象的 SVM 分类将靠近岛礁的礁前斜坡区域识别为点礁,而基于像元的 SVM 分类未能将点礁较好地提取出来。面向对象 KNN 的分类结果(图 7(c))与 SVM 分类结果相似,只是在点礁提取方面 KNN 分类结果优于 SVM。图 7(f)与其他分

类结果相比效果较差,部分点礁被错分为珊瑚丛生带,而且沙洲识别区域过多。从这些结果中可以看出基于像元的分类会产生明显的“椒盐”现象,分类结果中噪声较多;而面向对象的分类以分割对象为基础,分类效果与基于像元相比有所改善。但由于遥感影像空间分辨率不高,存在混合像元,会使得部分底质的光谱特征很相似,各分类结果均存在误分的现象。

表 2 为基于混淆矩阵计算的各分类方法精度指标。对于面向对象分类方法,其 OA 和 Kappa 系数分别在 70.64% ~ 77.33% 和 0.595 ~ 0.681 围内,而基于像元分类方法的 OA 和 Kappa 系数分别在 66.07% ~ 74.25% 和 0.541 ~ 0.631 范围,前者整体精度优于后者。其中本文提出的决策树分类精度最高,其 OA 和 Kappa 系数分别为 77.33% 和 0.681,

高于传统监督分类约 7 个百分点和 0.08,而且基于像元的决策树分类精度也优于面向对象的传统监督分类。此外,面向对象 SVM 分类与基于像元 SVM 精度相近,OA 和 Kappa 系数在 71% 和 0.6 左右。基于像元的 MDC 分类精度最低,其 OA 为 66.07%,低于面向对象的决策树分类约 10 个百分点。

表 2 不同分类方法精度对比
Tab.2 Comparison of accuracy of different classification methods

底质类型	面向对象						基于像元					
	决策树分类		SVM		KNN		决策树分类		SVM		MDC	
	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%
礁坪	83.79	75.17	87.83	70.46	85.42	71.01	77.56	76.75	87.47	72.60	84.41	61.78
礁前斜坡	86.69	83.56	84.97	72.95	81.92	74.70	86.43	79.39	72.92	85.92	85.72	72.97
点礁	74.34	75.02	44.08	73.04	42.98	57.32	71.27	67.51	38.61	70.04	45.37	51.93
建筑和植被	91.35	71.84	84.32	75.76	83.47	75.97	90.34	69.28	85.06	78.06	83.96	78.87
沙洲	71.84	69.16	67.75	68.01	66.36	67.34	56.22	62.09	60.23	78.42	43.46	77.72
珊瑚丛生带	47.15	74.43	40.53	71.75	38.11	67.65	42.57	59.24	39.58	64.14	28.54	66.22
OA/%	77.33		71.69		70.64		74.25		71.14		66.07	
Kappa 系数	0.681		0.614		0.595		0.631		0.594		0.541	

3.2 珊瑚礁时空分布变化分析

利用精度最高的决策树分类分别对不同时期的遥感影像进行底质信息提取,并通过人机交互方式

针对一些明显的错误分类结果进行修正,得到永乐环礁区域 2013—2021 年珊瑚礁底质分类结果,如图 8 所示。

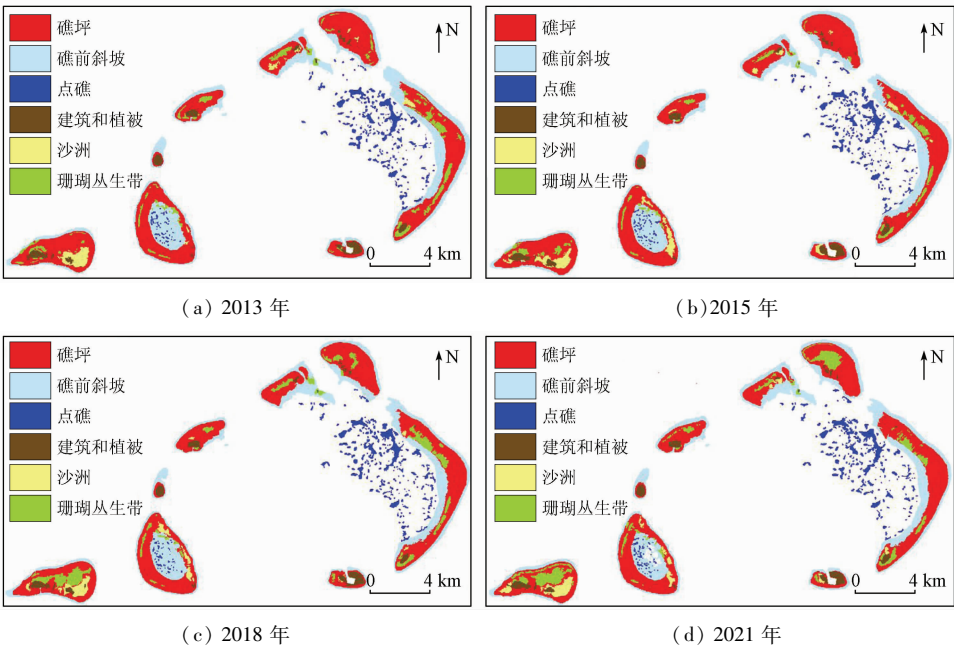


图 8 不同时期珊瑚礁分类结果
Fig.8 Classification results of coral reefs in different periods

统计不同时期不同底质面积变化情况,如表 3 所示。由表 3 分析可知,永乐环礁在总体时段内珊瑚丛生带和沙洲等底质面积变化明显,点礁和礁前斜坡的面积整体上未发生太大变化,其中沙洲在 2015 年面积达到最大,为 3.206 km²,与之对应在该时期珊瑚丛生带面积达到最小,为 4.073 km²。随后在 2018 年和 2021 年 2 个时期沙洲和珊瑚丛生带的

面积均呈增加趋势,2021 年珊瑚丛生带的面积为总体时段最大值,比 2013 年扩张了 1.689 km²,沙洲的面积增加了 0.323 km²,二者面积分别扩大了约 29% 和 13%。在以整体研究区域为空间尺度的底质变化分析中发现一些底质呈持续扩张状况,但由分类结果可以看到不同岛礁其底质面积变化并不相同。

表 3 研究区域各时段底质面积变化

Tab.3 Variation of sediment area in each period of the study area (km²)

底质类型	2013 年	2015 年	2018 年	2021 年
礁坪	40.295	39.842	38.531	37.284
礁前斜坡	29.909	29.541	28.891	28.378
点礁	6.415	6.647	6.786	6.617
建筑和植被	2.890	3.165	2.900	2.913
沙洲	2.413	3.206	2.399	2.736
珊瑚丛生带	5.775	4.073	6.993	7.464

为了更好地对永乐环礁珊瑚覆盖进行分析,对每个岛礁的珊瑚丛生带开展时空变化统计,结果见图 9。结合各时期分类结果图,可以发现广金岛和琛航岛由于岛屿面积较小,珊瑚丛生带的分布基本没有发生变化。银屿和金银岛的珊瑚丛生带面积基本一直在增加,银屿的珊瑚丛生带在 2013 年呈零散分布,基本以条带状分散在岛礁边缘,随后由岛礁中心开始恢复;金银岛则是沿岛礁东西向恢复。总体时段 2 个岛屿上的珊瑚丛生带分别增加了 1.299 km²和 1.774 km²,总面积达到 3.073 km²,比研究初期的面积扩大了 3 倍多,这也是研究区域整体珊瑚丛生带面积在持续增长的原因之一。石屿、晋卿岛,全富岛,珊瑚岛和羚羊礁的珊瑚丛生带退化较为严重,总时段内退化面积分别为 0.892 km²,0.282 km²,0.119 km²和 0.107 km²,岛礁总退化面积接近 1.4 km²。其中在 2013 年各个岛礁珊瑚丛生带面积达总体时段最大值,然后大部分岛礁出现“退化-恢复-再退化”的现象,虽然在 2018 年珊瑚分布有所恢复,但未能达到研究初期水平。其中石屿、晋卿岛退化最严重,珊瑚丛生带的面积由研究初期 2.533 km²下降到 2021 年的 1.641 km²。全富岛珊瑚退化情况与石屿、晋卿岛类似,面积波动较稳定。珊瑚岛和羚羊礁的珊瑚丛生带在 2015 年发生退化后一直保持恢复状态,恢复的面积在 0.15 km²左右,但不能弥补研究初期所退化的面积。

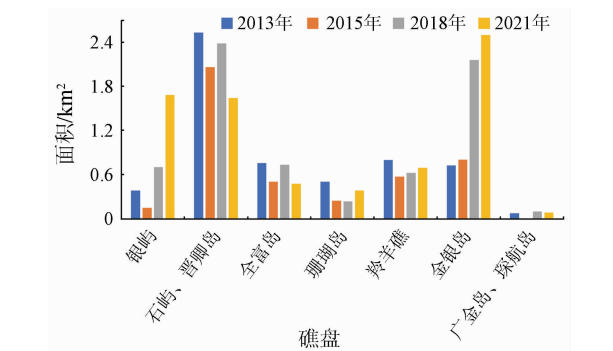


图 9 部分岛屿珊瑚丛生带变化情况

Fig.9 Changes of coral clusters in some islands

4 结论与讨论

本研究以西沙永乐环礁的 10 个礁盘为研究对象,选择长时序的 Landsat8 遥感影像数据,构造了联合光谱和纹理特征指数的决策树分类模型,与传统监督分类方法相比得到了较好的分类效果,有效监测了不同时期永乐环礁底质的变化情况。主要结论如下:

- 1)分类方法中面向对象分类精度优于基于像元的精度,而且本文构建的决策树分类模型得到了 77.33% 的总体精度和 0.681 的 Kappa 系数,均高于传统监督分类方法,分类结果较为可观。
- 2)对总体时段内研究区域底质变化情况进行统计,珊瑚丛生带和沙洲变化显著,二者在总体时段的面积分别增加了约 29% 和 13%,其他底质变化较稳定。
- 3)尽管总区域内珊瑚丛生带在不断恢复,但每个礁盘的变化情况并不相同,其中石屿、晋卿岛、全富岛、珊瑚岛和羚羊礁的珊瑚丛生带退化总面积接近 1.4 km²,退化区域基本出现在岛礁中部,而银屿和金银岛的珊瑚丛生带面积持续增加,增加总面积为 3.073 km²。

本研究是利用中等空间分辨率影像构造永乐环礁珊瑚底质分类决策树模型的尝试。在光谱纹理特征分析方面,由于“异物同谱”现象较明显,需结合纹理特征进行分类。后续针对更精细的珊瑚底质分类可考虑结合使用高空间分辨率和高光谱数据,充分利用光谱信息进而提高分类精度。在底质分类过程中本研究计算的珊瑚丛生带敏感指数使用了海岸波段的纹理信息,对于其他卫星传感器可能没有此波段,因此后续研究需考虑简化决策树的分类规则。在进行面向对象影像分割时,其最优分割尺度是通过 ESP 工具确定的,随着近年来对影像分割的深入研究,有学者提出了改进的确定分割尺度算法,如面积对象数比法^[28]、最佳分割比例模型^[29]和区域生长分割算法^[30]等,后续研究可比较多种影像分割算法,以达到精确提取地物同时不过度增加数据量的目的。

参考文献 (References):

[1] 赵美霞,余克服,张乔民. 珊瑚礁区的生物多样性及其生态功能[J]. 生态学报,2006,26(1):186-194.

Zhao M X,Yu K F,Zhang Q M. Review on coral reefs biodiversity and ecological function[J]. Acta Ecologica Sinica,2006,26(1):186-194.

[2] Couce E,Ridgwell A,Hendy E J. Environmental controls on the global

- distribution of shallow - water coral reefs[J]. Journal of Biogeography, 2012, 39(8): 1508 - 1523.
- [3] 余克服. 南海珊瑚礁及其对全新世环境变化的记录与响应[J]. 中国科学: 地球科学, 2012, 42(8): 1160 - 1172.
Yu K F. Coral reefs in the South China Sea: Their response to and records on past environmental changes[J]. Science China Earth Science, 2012, 42(8): 1160 - 1172.
 - [4] 张君珏, 苏奋振, 王雯玥. 南海资源环境地理研究综述[J]. 地理科学进展, 2018, 37(11): 1443 - 1453.
Zhang J J, Su Z F, Wang W Y. A review of geographical information research on resources and environment of the South China Sea region[J]. Progress in Geography, 2018, 37(11): 1443 - 1453.
 - [5] 王丽荣, 余克服, 赵焕庭, 等. 南海珊瑚礁经济价值评估[J]. 热带地理, 2014, 34(1): 44 - 49.
Wang L R, Yu K F, Zhao H T, et al. Economic valuation of the coral reefs in South China Sea[J]. Tropical Geography, 2014, 34(1): 44 - 49.
 - [6] 黄晖. 中国珊瑚礁状况报告(2010—2019)[M]. 北京: 海洋出版社, 2021: 9.
Huang H. Status of coral reefs in China(2010—2019)[M]. Beijing: China Ocean Press, 2021: 9.
 - [7] 李元超, 陈石泉, 郑新庆, 等. 永兴岛及七连屿造礁石珊瑚近 10 年变化分析[J]. 海洋学报, 2018, 40(8): 97 - 109.
Li Y C, Chen S Q, Zheng X Q, et al. Analysis of the change of hermatypic corals in Yongxing Island and Qilanyu Island in nearly a decade[J]. Haiyang Xuebao, 2018, 40(8): 97 - 109.
 - [8] 黄荣永, 余克服, 王英辉, 等. 珊瑚礁遥感研究进展[J]. 遥感学报, 2019, 23(6): 1091 - 1112.
Huang R Y, Yu K F, Wang Y H, et al. Progress of the study on coral reef remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(6): 1091 - 1112.
 - [9] da Silveira C B L, Strenzel G M R, Maida M, et al. Coral reef mapping with remote sensing and machine learning: A nurture and nature analysis in marine protected areas[J]. Remote Sensing, 2021, 13(15): 2907 - 2931.
 - [10] 逢今朝, 任广波, 施祺, 等. 基于底质类型变化监测的 2005—2018 年西沙永乐群岛珊瑚礁白化分析[J]. 海洋科学, 2021, 45(6): 92 - 106.
Pang J Z, Ren G B, Shi Q, et al. Analysis of coral reef bleaching in Yongle Islands of Xisha from 2005 to 2018 based on sediment types change monitoring[J]. Marine Sciences, 2021, 45(6): 92 - 106.
 - [11] 左秀玲, 苏奋振, 赵焕庭, 等. 南海珊瑚礁高分辨率遥感地貌分类体系研究[J]. 地理科学进展, 2018, 37(11): 1463 - 1472.
Zuo X L, Su F Z, Zhao H T, et al. Development of a geomorphic classification scheme for coral reefs in the South China Sea based on high - resolution satellite images[J]. Progress in Geography, 2018, 37(11): 1463 - 1472.
 - [12] 初庆伟, 张洪群, 吴业炜, 等. Landsat8 卫星数据应用探讨[J]. 遥感信息, 2013, 28(4): 110 - 114.
Chu Q W, Zhang H Q, Wu Y W, et al. Application research of Landsat8[J]. Remote Sensing Information, 2013, 28(4): 110 - 114.
 - [13] 李嘉琪, 白爱娟, 蔡亲波. 西沙群岛和涠洲岛气候变化特征及其与近岸陆地的对比[J]. 热带地理, 2018, 38(1): 72 - 81.
Li J Q, Bai A J, Cai Q B. Climate change characteristics of the Xisha Islands and Weizhou Island in China and the comparison with the coastal land[J]. Tropical Geography, 2018, 38(1): 72 - 81.
 - [14] 陶士臣, 张会领, 余克服, 等. 近 500 年西沙群岛海面温度年际变化的珊瑚记录及其环境意义[J]. 第四纪研究, 2021, 41(2): 411 - 423.
Tao S C, Zhang H L, Yu K F, et al. Annual resolution sea surface temperature reconstructed quantitatively by *porites* coral growth rate in the Xishaqundao Islands during the past five centuries and their environmental significance[J]. Quaternary Sciences, 2021, 41(2): 411 - 423.
 - [15] 李晓敏, 马毅, 吕喜玺. 南海珊瑚岛礁遥感分类体系和解译标志[J]. 海洋科学, 2021, 45(5): 23 - 30.
Li X M, Ma Y, Lyu X X. Establishing a remote sensing classification system and interpretation marks for the coral islands and reefs in the South China Sea[J]. Marine Sciences, 2021, 45(5): 23 - 30.
 - [16] 董娟, 任广波, 胡亚斌, 等. 基于高分辨率遥感的珊瑚礁地貌单元体系构建和分类方法——以 8 波段 Worldview - 2 影像为例[J]. 热带海洋学报, 2020, 39(4): 116 - 129.
Dong J, Ren G B, Hu Y B, et al. Construction and classification of coral reef geomorphic unit system based on high - resolution remote sensing: Using 8 - band Worldview - 2 image as an example[J]. Journal of Tropical Oceanography, 2020, 39(4): 116 - 129.
 - [17] Nimalan K, Thanikachalam M, Usha T. Spectral characteristics of coral reef benthic compositions in gulf of Mannar[J]. Journal of Earth System Science, 2021, 130(1): 1 - 7.
 - [18] 徐京萍, 李方, 孟庆辉, 等. 基于野外实测数据的珊瑚礁不同底质光谱可分性及珊瑚色素影响分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(8): 2462 - 2469.
Xu J P, Li F, Meng Q H, et al. The analysis of spectral separability of different coral reef benthos and the influence of pigments on coral spectra based on in situ data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(8): 2462 - 2469.
 - [19] Zeng K, Xu Z, Yang Y, et al. In situ hyperspectral characteristics and the discriminative ability of remote sensing to coral species in the South China Sea[J]. GIScience and Remote Sensing, 2022, 59(1): 272 - 294.
 - [20] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I H. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, SMC - 3(6): 610 - 621.
 - [21] 潘琛, 杜培军, 张海荣. 决策树分类法及其在遥感图像处理中的应用[J]. 测绘科学, 2008, 33(1): 208 - 211, 253.
Pan C, Du P J, Zhang H R. Decision tree classification and its application in processing of remote sensing images[J]. Science of Surveying and Mapping, 2008, 33(1): 208 - 211, 253.
 - [22] 万佳馨, 任广波, 马毅. 基于 WorldView - 2 和 GF - 2 遥感影像的赵述岛礁坪底质变化研究[J]. 海洋科学, 2019, 43(10): 43 - 54.
Wan J X, Ren G B, Ma Y. Study on substrate changes of Zhaoshu reef flat based on WorldView - 2 and GF - 2 remote sensing images[J]. Marine Sciences, 2019, 43(10): 43 - 54.
 - [23] 索琳琳, 蔡玉林, 孙旋, 等. 基于 Landsat8 数据的西沙群岛珊瑚礁信息提取[J]. 中国科技论文, 2019, 14(3): 347 - 352.
Suo L L, Cai Y L, Sun X, et al. Mapping coral reefs at Xisha

Islands using Landsat8[J]. China Sciencepaper,2019,14(3):347-352.

[24] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. 遥感学报,2005,9(5):589-595.

Xu H Q. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water Index(MNDWI)[J]. Journal of Remote Sensing,2005,9(5):589-595.

[25] Curran P J. Multispectral Remote sensing for the estimation of green leaf area index[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences, 1983, 309(1508):257-270.

[26] Drăguț L, Tiede D, Levick S R. ESP: A tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(6):859-871.

[27] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003:191-193.

Zhao Y S. Principles and methods of remote sensing application analysis[M]. Beijing: Science Press, 2003:191-193.

[28] 裴欢, 孙天娇, 王晓妍. 基于 Landsat8 OLI 影像纹理特征的面对象土地利用/覆盖分类[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2): 248-255.

Pei H, Sun T J, Wang X Y. Object-oriented land use/cover classification based on texture features of Landsat8 OLI image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(2):248-255.

[29] Lu C, Liu J, Jia M, et al. Dynamic analysis of mangrove forests based on an optimal segmentation scale model and multi-seasonal images in Quanzhou Bay, China[J]. Remote Sensing, 2018, 10(12):2020-2042.

[30] Espindola G M, Câmara G, Reis I A, et al. Parameter selection for region-growing image segmentation algorithms using spatial autocorrelation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(14):3035-3040.

Classification and change analysis of the substrate of the Yongle Atoll in the Xisha Islands based on Landsat8 remote sensing data

LI Tianchi¹, WANG Daoru², ZHAO Liang¹, FAN Renfu²

(1. College of Marine and Environmental Sciences, Tianjin University of Science and Technology, Tianjin 300457, China; 2. Hainan Academy of Ocean and Fisheries Sciences, Haikou 571126, China)

Abstract: In view of the drastic changes in the ocean-atmosphere environment, the accurate and efficient identification of coral reef substrate information is essential for the dynamic monitoring of coral reefs. Based on the Landsat8 satellite data of the Yongle Atoll in the Xisha Islands of four periods during 2013—2021, this study proposed a decision tree classification model using spectral and texture indices according to the spectral and texture differences between different substrates. Then, the coral information was extracted using object-oriented and pixel-based classification methods. In addition, the changes in the substrate of the Yongle Atoll were quantitatively analyzed. The results are as follows: ① The results of the object-oriented classification are superior to those of pixel-based classification overall. Moreover, the decision tree classification results yielded Kappa coefficients of 0.63~0.68, with classification accuracy about 7~10 percentage points higher than that of conventional supervised classification; ② Coral thickets are mostly distributed in the central, weakly-hydrodynamic parts of islands and reefs. The corals in the Yinyu Reef and the Jinyin Island exhibit a planar distribution pattern, while those in other islands and reefs mostly show a zonal distribution pattern; ③ The areas of coral thickets and sandbanks in the Yongle Atoll changed significantly overall. Although the total area of coral thickets increased by 1.689 km², the coral thickets in the Shiyu, Jinqing, Quanfu, and Shanhu islands and the Lingyang reef were severely degraded, with areas decreasing by 0.107~0.892 km². This study verified that the substrate index established using medium spatial resolution images is reliable and can be applied to remote sensing information extraction of corals. Therefore, this study will provide technical support for the investigation and scientific management of coral reef resources.

Keywords: remote sensing; Yongle Atoll; spectral characteristics; decision tree; object-oriented classification
(责任编辑: 陈 理)