

顾及潮汐影响的中国红树林高分二号遥感制图

夏清¹, 李建华², 代硕¹, 张涵¹, 邢学敏¹

1. 长沙理工大学 交通运输工程学院, 长沙 410114;

2. 云南农业大学 水利学院, 昆明 650201

摘要: 遥感技术由于具有实时、准确、多尺度、可重复等优点广泛应用在红树林遥感制图研究中。目前, 中国红树林遥感制图数据集中空间分辨率最高的产品是基于 Sentinel 10 m 数据生产的, 此外, 大多中国红树林遥感制图中忽略了潮汐的影响, 导致红树林遥感制图结果不精准。本文利用国产高分二号数据源, 顾及潮汐淹没的影响实现空间分辨率 1 m 的 2020 年中国红树林遥感制图。选取覆盖中国海岸线具有红树林分布的高分二号影像 312 景 (24 景高分一号影像补充缺失区域), 对影像进行面向对象多尺度分割, 采用红树林淹没指数作为顾及潮汐影响的表征参数, 结合随机森林分类方法完成中国红树林高分遥感制图。研究结果表明: 2020 年中国红树林面积为 29576.48 ha, 95% 的红树林主要分布在广西壮族自治区、广东省、海南省, 其总体分类精度为 92%, Kappa 系数为 0.89, 尚未顾及潮汐影响的结果比顾及潮汐影响的结果少 2531.24 ha。本文生产的红树林高分数据可为中国红树林生态系统的监测、管理及评估提供高精度的数据支持, 具有重要的实际应用价值。

关键词: 遥感, 高分二号, 红树林, 面向对象, 潮汐, 随机森林

中图分类号: P2

引用格式: 夏清, 李建华, 代硕, 张涵, 邢学敏. 2023. 顾及潮汐影响的中国红树林高分二号遥感制图. 遥感学报, 27(6): 1320–1333

Xia Q, Li J H, Dai S, Zhang H and Xing X M. 2023. Mapping high-resolution mangrove forests in China using GF-2 imagery under the tide. National Remote Sensing Bulletin, 27(6): 1320–1333 [DOI: 10.11834/jrs.20221848]

1 引言

红树林是生长在热带、亚热带海岸潮间带的木本植物群落 (林鹏和傅勤, 1995; Giri 等, 2011; Vo 等, 2013; Wang 等, 2019), 由于其独特的地理位置, 红树林是兼具陆地和海洋特性的生态系统, 在维持海岸带生态平衡、防风固沙、净化水质污染和保护生态多样性等方面发挥至关重要的作用 (Kuenzer 等, 2011; Monsef 和 Smith, 2017; Pastor-Guzman 等, 2018)。然而, 随着沿海经济带的开发和气候条件的变化, 滩涂养殖、围海造田、沿海区域经济建设等诸多人类活动的侵占和自然因素的干扰, 导致红树林生存环境恶化、面积萎缩、种类减少等 (黄可 等, 2022; 薛朝晖 等, 2022)。由于红树林生态系统脆弱, 遭到破坏后, 较难在短时间内恢复原状 (Long 和 Giri, 2011; Kirui 等, 2013; 王浩 等, 2020)。随着各

种国家、地方、区域相关红树林保护政策的出台, 红树林生态系统的安全及可持续发展问题日益突显出来 (Brown 等, 2018; Maurya 等, 2021; 贾凯 等, 2022)。因此, 快速、准确地实现中国红树林高分遥感制图是红树林生态系统科学管理、保护与监测的前提与基础。

采用传统的野外调查方法实现全国红树林的制图工作, 费时费力、劳动强度大, 对于向海侧潮滩上的红树林, 野外工作者难以到达, 导致红树林制图不全面、不准确。遥感技术由于具有实时、准确、多尺度等优点广泛用于红树林遥感制图中 (Green 等, 1998; 范航清和王文卿, 2017; Wang 等, 2019)。最初, 学者们利用中低分辨率的遥感影像 (如 Landsat、Sentinel 系列、MODIS 等), 结合各类影像分类算法实现红树林的遥感制图 (Tuominen 和 Pekkarinen, 2005; Kuenzer 等, 2011; Koedsin 和 Vaiphasa, 2013)。然而, 受限于

收稿日期: 2022-01-04; 预印本: 2022-06-16

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42101356, 42074033); 湖南省自然科学基金青年基金 (编号: 2022JJ40473)

第一作者简介: 夏清, 研究方向为滨海湿地遥感。E-mail: xiaqing@csust.edu.cn

通信作者简介: 李建华, 研究方向为土地利用与环境遥感。E-mail: wenniforever@126.com

空间分辨率, 向海侧琐碎、零星分布的红树林难以被精确解译出来。随着高空间分辨率遥感卫星发射的成功(如QuickBird、IKONOS、WorldView、高分系列等), 因其具有提供精细纹理、形状等空间信息的能力, 可弥补中低分遥感影像的不足, 逐渐在红树林遥感制图中广泛应用, 高分影像结合影像分类算法可实现红树林高空间分辨率的遥感制图工作(Wang等, 2004; Neukermans等, 2008; Zhang等, 2012; 唐焕丽等, 2015)。

由于红树林特殊的地理位置, 潮汐是不可或缺的重要考虑因素。无论利用何种遥感数据源解译红树林时, 只有获得最低潮位影像才能精准解译其空间分布范围, 然而获得某时间某区域内有效的最低潮位影像是十分困难的, 这为红树林遥感制图带来极大的不确定性(李天宏等, 2002; Heumann, 2011; 王乐等, 2018; Jia等, 2019; Xia等, 2021)。学者们尝试采用多时相遥感数据表达潮汐动态变化, 进而实现红树林的遥感制图(Zhang和Tian, 2013; Rogers等, 2017; Jia等, 2019)。如Li等(2019b)利用多时相HJ-CCD影像捕捉潮汐的动态变化, 结合决策树方法实现红树林制图。随着对潮汐现象及影响规律认识的逐渐深入, 学者们利用长时间序列遥感影像, 借助大数据影像处理平台GEE(Google Earth Engine)结合影像分类算法完成红树林的遥感制图(Chen等, 2017; Zhao和Qin, 2020; Hauser等, 2020; Gilani等, 2021)。此外, 为了更加精准解译红树林, 学者们通过构建专门的红树林淹没指数辅助解译红树林(Diniz等, 2019; Ghorbanian等, 2021)。如Zhang等(2017)基于多时相Landsat数据, 分析潮汐淹没红树林光谱特性, 基于决策树方法逐层解译红树林, 实现红树林遥感制图。Xia等(2018)利用多时相国产高分一号数据, 构建能反映红树林被潮汐淹没的指数, 即红树林淹没指数SMRI(Submerged Mangrove Recognition Index), 再结合支持向量机分类方法解译红树林, 其分类精度可达94%, 红树林制图精度得到很大的提高。

目前, 中国大多国家尺度的红树林遥感制图工作均是基于中等分辨率遥感数据, 如贾明明等(2021)基于Landsat数据集实现中国30 m红树林空间分布时序制图; Zhao和Qin(2020)基于Sentinel数据, 利用GEE大数据平台, 采用分位数

法合成高低潮位影像, 完成中国10 m空间分辨率的红树林遥感制图。虽然现有学者研究各种顾及潮汐影响的指数应用到红树林遥感解译中, 但大多研究均是针对小尺度研究的, 唯有Zhao和Qin(2020)针对全国尺度、顾及潮汐影响进行了红树林遥感制图的工作, 但所采用的数据源空间分辨率有待提高, 对潮汐影响的考虑还不够充分、具体, 目前, 尚无采用红树林指数作为顾及潮汐影响的表征参数, 进而实现全国尺度红树林高分遥感制图的数据集。

本文采用国产高分二号为数据源, 利用面向对象多尺度分割方法, 将红树林淹没指数作为顾及潮汐影响的表征参数, 结合高分数据提供的精细纹理、形状特征在随机森林分类算法中实现红树林遥感解译, 生产2020年中国红树林高分遥感数据集, 分析基于现势高分数据集上中国红树林空间分布情况, 探索顾及潮汐对红树林遥感制图的影响及本文方法的适用性。本文研究可为中国红树林生态系统的监测与评估提供现势空间分辨率最高的遥感制图数据集, 为实现2030年“碳达峰”评估提供基础数据支撑与科学依据。

2 研究区与数据源

2.1 研究区

中国红树林的分布横跨8个省区, 主要分布在广西、广东、福建、浙江、海南5大省区, 香港特别行政区、澳门特别行政区和中国台湾省分别有少量红树林分布, 最北端分布边界为浙江省舟山市, 最南端分布边界为海南省三亚市(18°12'N—29°32'N, 108°03'E—122°00'E), 其沿海海岸线长达14700 km(贾明明等, 2021)。中国红树林分布区属于热带、亚热带海洋性季风气候, 夏季炎热多雨, 冬季温暖潮湿, 气温的年变化及日变化较小, 日照充足, 年平均气温21℃—25℃, 雨量充沛, 相对湿度较大, 年平均降水量为1200—2200 mm。东南沿海地势低洼, 海岸线类型多样, 包括淤泥质海岸、砂质海岸和基岩海岸。潮汐类型同样多样化, 福建省和浙江省多为规则半日潮, 广东省和台湾省东部为不规则半日潮, 北部湾沿海是规则全日潮, 海南东部和台湾西部为不规则全日潮(图1)。

本文将沿着海岸线双向(向内陆、向海)10 km缓冲区确定为中国红树林潜在分布区, 潜在

分布区外的红树林不做考虑。10 km缓冲区的确定依据主要有两点：一是根据Google Earth上提供的高分影像，初步目视判读向内陆一侧红树林分布的最远边界及向海一侧岛屿周边红树林的最远分布边界；二是根据实地野外调查，向内陆分布的红树林主要分布在河道两侧，将红树林郁闭度小于20%的区域作为向内陆的最远延伸边界。根据相关文献统计（范航清和王文卿，2017；杨盛昌等，2017；贾明明等，2021）、中国湿地保护官方网站（<http://www.shidi.org/> [2022-02-10]）及全国自然保护区名录（<http://www.gov.cn/guoqing/> [2022-02-10]）调查，截止目前，中国红树林湿地保护区共计48个，包括7个国家级自然保护区，分别为海南东寨港、广西山口、广西北仑河口、广东湛江、福建漳江口、浙江乐清及福田红树林国家级自然保护区，其中5个为国际重要湿地。10个省级自然保护区，分别为海南清澜、福建九龙江口、福建泉州湾河口、广东珠海淇澳岛、香港米埔、广西钦州茅尾海、台湾淡水河口、广东海丰、澳门路氹城、海南东方红树林省级自然保护区及31个市级自然保护区。

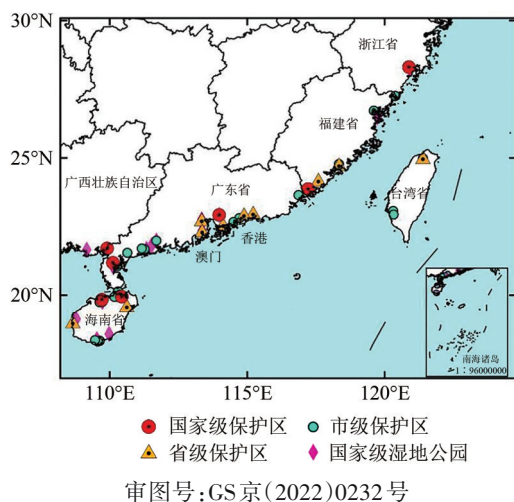


图1 研究区示意图(贾明明等, 2021)

Fig. 1 Location of study area (Jia et al., 2021)

2.2 数据源

本文所用的遥感数据源为国产高分二号(GF-2)，GF-2卫星发射于2014年8月，是中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，搭载有两台高分辨率1 m全色、4 m多光谱相机，于2015年3月GF-2数据正式投入使用。GF-2数据从中国资源卫星应用中心订购，数据级别为

2A级，已经过系统几何校正和辐射校正。为了顾及潮汐的影响，在计算红树林淹没指数时，需要同一区域相近时间内的两景GF-2影像，尽量筛选在卫星过境时同一区域接近高潮位及低潮位的影像，根据Google Earth上提供的高分影像，预先目视判定红树林存在区域，筛选的影像覆盖红树林存在区域，对于没有红树林存在的区域，尚未选取GF-2影像。经过筛选，共选取2020年1月至2021年12月共312景GF-2影像（图2）。潮汐水位查询从国家海洋科学数据中心平台上获取（http://mds.nmdis.org.cn/pages/tidal_Current.html [2022-02-10]）。利用ENVI 5.3软件对GF-2影像产品进行几何精校正、辐射定标及大气校正等预处理，对于一些可用影像较少的区域或者云遮挡区域，本文选取24景GF-1影像补充缺失区域。本文将1 m全色影像与4 m多光谱影像采用NNNDiffuse Pan-Sharpening Algorithm (NNDiffuse 融合算法)方法进行融合（Sun等，2014），得到空间分辨率为1 m的GF-2融合影像数据集（其中GF-1融合影像空间分辨率为2 m）。

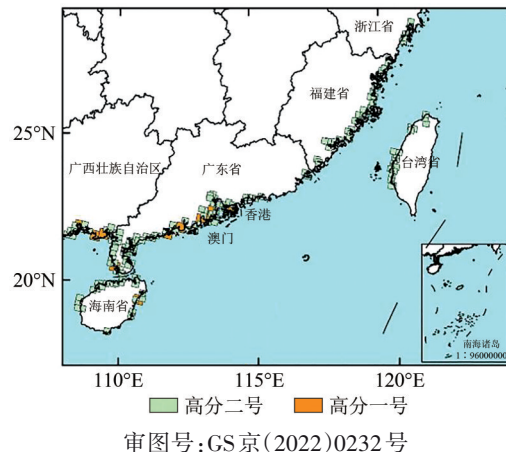


图2 研究区高分一号、高分二号影像覆盖图

Fig. 2 Image coverage of GF-1 and GF-2 in the study area

地面样本点调查于2020年8月开展的。利用手持GPS调查红树林及周边土地覆盖类型对其位置进行定位与记录，手持GPS野外定位精度为1 m，对于向海侧被潮汐淹没的红树林，研究人员划船到其位置处进行定位并记录。采用随机抽样的方式，采集真实的地面调查样本点有4103个，利用Google Earth提供的高空间分辨率遥感影像在影像上选取样本点6677个，本研究共采集样本点10780个（图3），7217个样本点用于训练，3563个样本点用于验证（表1）。

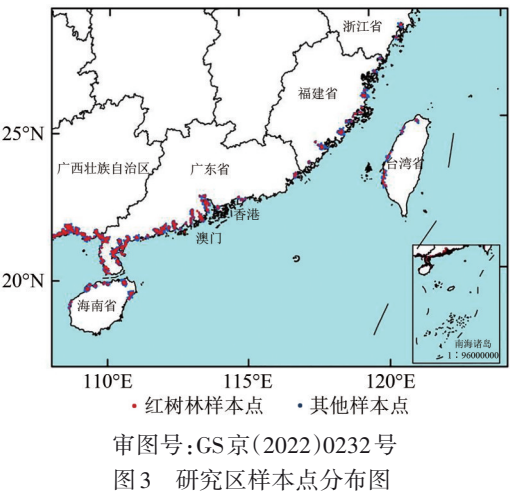


Fig. 3 Distribution of sample points in the study area

表1 样本类别及数量表

Table 1 The type and quantity of sample points

样本点类别		数量/个	总计/个
训练样本点	红树林	3321	7217
	其他土地类型	3896	
验证样本点	红树林	1573	3563
	陆生植被	504	
	潮滩	298	
	海水	421	
	养殖池	402	
	人工表面	365	

3 顾及潮汐影响的中国红树林高分遥感制图

由于本文采用的红树林淹没指数是根据同一区域具有不同潮汐水位的两景高分影像计算得出的，因此，312景GF-2影像是由同一地区两个时相的156景影像组成的。首先，对GF-2影像进行面向对象分割，再计算红树林淹没指数，本文采用的红树林淹没指数是本文作者之前研究提出的红树林淹没指数SMRI，之前的研究仅限于构建了SMRI指数，并在小区域内进行了可行性验证，但是尚未将SMRI指数应用到全国大区域尺度及各区域适应性验证，本文研究内容是作者之前工作的深入探讨与研究。SMRI指数作为顾及潮汐影响的特征，然后解析空间特征，空间特征包括纹理特征和形状特征。最后，将潮汐特征、空间特征及GF-2影像的光谱信息进行图层叠加（叠加权重均为1），合成为一个图层，将叠加的图层作为输入量输入到随机森林分类方法中，实现红树林的高分遥感制图，具体流程如图4。

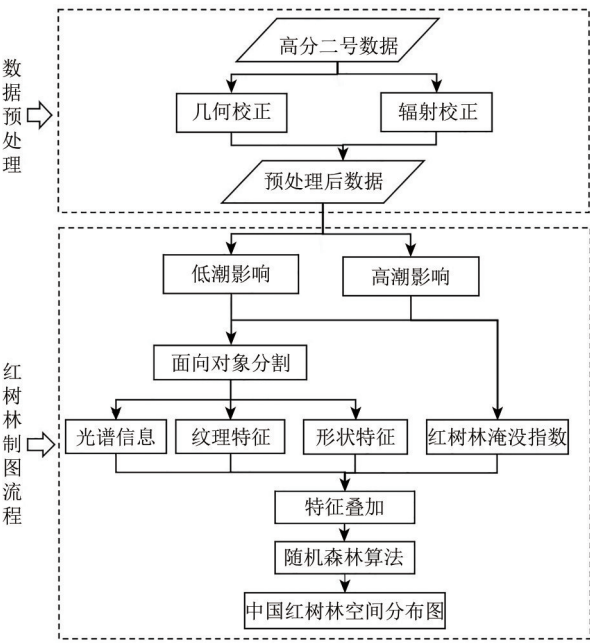


图4 顾及潮汐影响的中国红树林高分遥感制图流程

Fig. 4 The flowchart of high-resolution mangrove forest mapping under the tide in China

3.1 面向对象分割

面向对象分割是指将整幅遥感影像分割成具有同质性像素构成的各个对象的过程（Conchedda等，2008；Kamal等，2015；Chen等，2018）。采用面向对象分割可以减少红树林语义信息的损失，同时避免“椒盐现象”（Cao等，2018；Wang等，2018）。确定适宜的分割参数是面向对象分割的关键，分割对象内部同质性及对象间的异质性是确定适宜分割参数的重要考虑因素（Blaschke，2010；Hossain和Chen，2019；Watkin和Van Niekerk，2019）。本文采用标准差衡量对象内部同质性，公式为

$$V = \frac{\sum_{i=1}^n a_i v_i}{\sum_{i=1}^n a_i} \tag{1}$$

式中， n 为分割对象总数； a_i 为第 i 个对象的面积； v_i 为第 i 个对象光谱亮度平均值的标准差。

用全局莫兰指数MI（Moran’s Index）衡量对象间的异质性，公式为

$$MI = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \sum_{j=1}^n w_{ij}} \tag{2}$$

式中， y_i 、 y_j 为第 i 、 j 个对象的光谱均值； $\bar{y}$ 为全部对象光谱均值； w_{ij} 为空间关系权重，若对象 i 与对象 j 邻接，则 $w_{ij} = 1$ ，否则 $w_{ij} = 0$ 。

采用全局分割质量评价价值综合评价对象内部同质性和对象间异质性,进而确定最优分割参数。本文的面向对象分割在 eCognition 9.2 中完成。

3.2 红树林淹没指数

本文利用 Xia 等 (2018) 构建的红树林淹没指数 SMRI 作为顾及潮汐影响的特征参数, SMRI 是基于高分一号数据源,通过分析高、低潮汐水位下的红树林与相邻地类光谱差异特征构建的,该指数能够对潮汐动态淹没部分的红树林进行有效识别,公式如下:

$$SMRI = (NDVI_l - NDVI_h) \cdot \frac{NIR_l - NIR_h}{NIR_h} \quad (3)$$

式中, NDVI 为归一化植被指数, $NDVI_l$ 和 $NDVI_h$ 分别是低、高潮水位时的 NDVI 值, NIR_l 和 NIR_h 分

别是低、高潮水位时近红外波段值。

3.3 空间特征量

纹理和形状是空间特征的重要表征。利用计算机图形学理论中的像元形状指数 (PSI) 提取纹理特征量, PSI 可以描述纹理在不同方向、间隔、变化幅度及快慢的综合信息 (Li, 2016; Kong 和 Liu, 2021), 计算公式如下:

$$PSI_{x,y} = \sum_{i=1}^D d_i \quad (4)$$

式中, $PSI_{x,y}$ 表示为中心像元 (x, y) 的形状指数, $d_i = [d_1, d_2, d_3, \dots, d_D]$ 是方向线长度。

本文采用的形状特征量包括: 长/宽比 LW (Length Width)、面积/周长比 PA (Perimeter Area)、邻接比 NI (Neighboring Index)、边界指数 BI (Border Index)。具体公式计算及说明如表 2 所示。

表 2 形状特征量的构建

Table 2 The construction of shape quantity

形状特征量	计算公式	特点
长/宽比 (LW)	$LW = \frac{P_{Length}}{P_{Width}}$	有利于提取沿海岸线狭长分布的红树林
面积/周长比 (PA)	$PA = \frac{P_{Perimeter}}{P_{Area}}$	有利于区分向陆侧红树林及与其邻接的斑块规整、形状紧凑的养殖塘、农田等地类
邻接比 (NI)	$NI = \frac{S_i}{\sum S_i}$	有利于区分具有相似光谱特征的向陆侧红树林与其邻接的植被
边界指数 (BI)	$BI = \frac{P_{Perimeter}}{R_{Perimeter}}$	有利于区分红树林不规则边界

注: P_{Length} 为中心像元所在的同质区域 (PHR) 具有相同标准二阶中心矩的椭圆的长轴长度; P_{Width} 为中心像元所在的 PHR 具有相同标准二阶中心矩的椭圆的短轴长度; $P_{Perimeter}$ 为中心像元所在 PHR 的边缘像元个数之和; P_{Area} 为中心像元所在 PHR 内所有像元个数之和; S_i 为中心像元所在 PHR 的邻接对象归属类别 i 的像元个数; P_{Length} 为中心像元所在 PHR 的边缘像元个数之和; $R_{Perimeter}$ 为中心像元所在 PHR 区域, 创建包围同质区域的最小矩形内所有像元个数之和。

3.4 随机森林分类法

本文利用随机森林分类法对红树林进行解译。随机森林属于一种典型的非参集成模式识别算法, 具有分类精度高、学习速度快与泛化误差低的特点 (Li 等, 2019a; Elmahdy 等, 2020; Ghorbanian 等, 2021)。其基本分类原理为以 CART 决策树为基分类器, 由 CART 决策树随机组成, 并通过全部决策树投票, 确定获取票数最多的分类结果成为最终决策结果 (Pimple 等, 2018; Behera 等, 2021; Jiang 等, 2021)。

随机森林的抽象表示如下: 若其由 K 棵 CART 决策树组合而成, 则第 i 棵决策树函数如下:

$$f_i(\mathbf{x}, \Theta_i): \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}, i = 1 \dots K \quad (5)$$

式中, $\mathbf{x}$ 是输入向量, Θ 是独立同分布随机向量,

一种用于训练样本的机制。因此, 随机森林表示如下:

$$\mathbf{F} = \{f_1, f_2, \dots, f_k\} \quad (6)$$

式中, K 为森林规模。

随机森林投票机制的形式如下:

$$y^* = \underset{y \in Y}{\operatorname{argmax}} \sum_{t \in F} I(f(x|t) = y) \quad (7)$$

式中, $I(\cdot)$ 是示性函数, 取值范围 0 和 1, 当括号中的条件成立时取值 1, 否则 0, 随机森林就是选择投票最多的类别作为样本数据的最终类别。

将上述构建的 SMRI 指数、空间特征量及 GF-2 影像的光谱信息进行图层叠加, 然后作为输入量输入到随机森林分类法中进行红树林分类, 输出最终的分类结果。再采用目视解译方法对红树林分类结果进行后处理, 剔除明显非红树林斑块。

3.5 精度验证

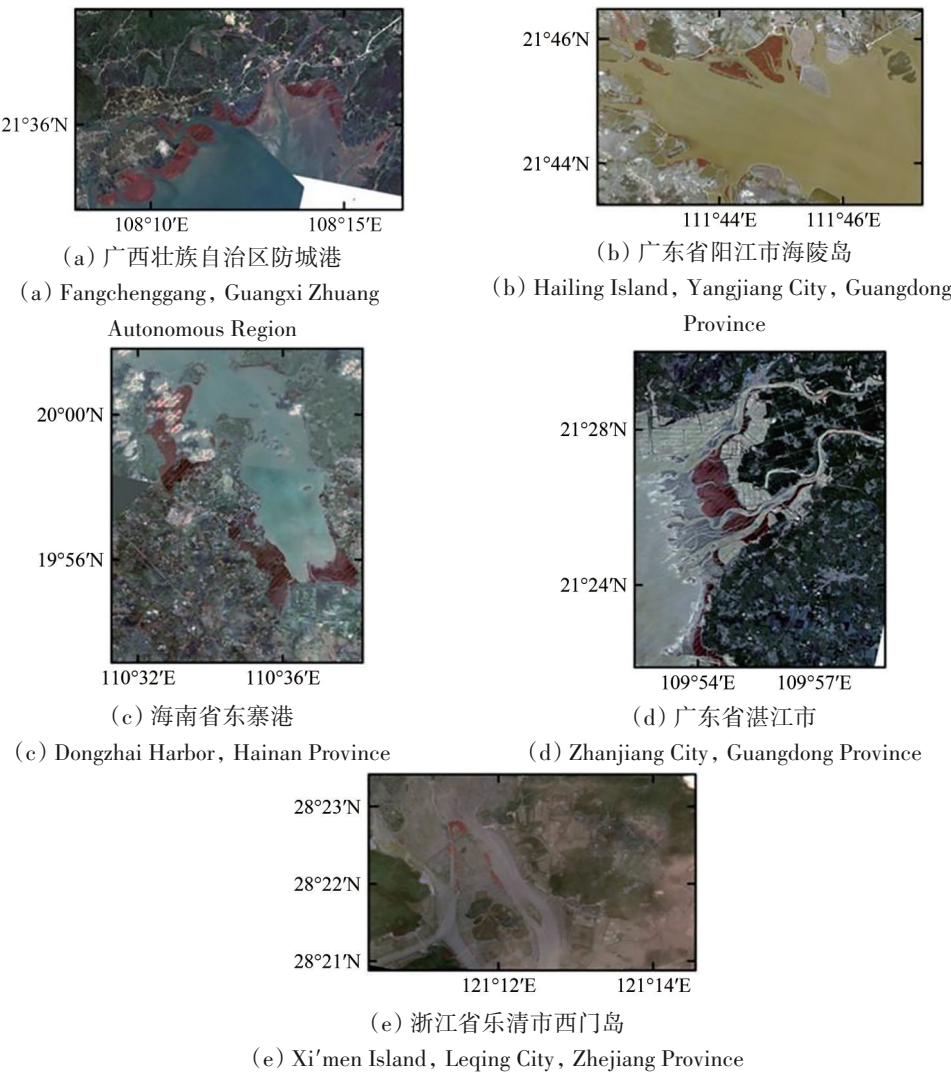
本文利用混淆矩阵进行分类精度评价，混淆矩阵是一种适用于遥感影像分类的精度验证及精度评价的标准格式，通过将每个地表真实像元的位置与分类影像中的相应位置相比较计算的，包括总体分类精度、用户精度、制图精度及Kappa系数。

4 结果与讨论

4.1 本文方法适宜性分析

在中国范围内，选取5个典型红树林分布研究区，即图5(a)广西壮族自治区防城港海域、图5(b)广东省湛江附近海域、图5(c)广东省阳江市海陵岛附近海域、图5(d)海南省东寨港、图5(e)浙江省乐清市西门岛。这5个研究区涵盖了中国红树林空间分布的典型类型，即广西壮族自治区红树林

空间分布密度最大，广东省红树林空间分布类型多、面积最大，海南省红树林种类最多，红树林树高较其他省份较高，浙江省红树林稀疏、矮小。5个典型研究区的红树林空间分布结果如图5，可见在各个研究区内无论是位于潮滩上的还是非潮滩上的红树林，无论是生长茂密还是稀疏的红树林，采用本文方法均能有效的解译出来，并且减少了陆生植被的干扰。根据野外调查及Google Earth软件，选取研究区图5(a)的样本点102个，其中红树林61个，非红树林41个；研究区图5(b)的样本点56个，其中红树林27个，非红树林29个，研究区图5(c)的样本点92个，其中红树林45个，非红树林47个；研究区图5(d)的样本点89个，其中红树林41个，非红树林48个；研究区图5(e)的样本点42个，其中红树林22个，非红树20个对每个研究区进行精度评价（表3）。



(a) 广西壮族自治区防城港
(b) Hailing Island, Yangjiang City, Guangdong Province
(c) Dongzhai Harbor, Hainan Province
(d) Zhanjiang City, Guangdong Province
(e) Xi'men Island, Leqing City, Zhejiang Province

审图号:GS京(2022)0232号
图5 典型研究区红树林解译结果
Fig. 5 Mangrove forests mapping results in typical study areas

表3 典型研究区红树林分类精度评价混淆矩阵
Table 3 Confusion matrix in typical study areas

类型	研究区图 5(a)		研究区图 5(b)		研究区图 5(c)		研究区图 5(d)		研究区图 5(e)	
	红树	非红树	红树	非红树	红树	非红树	红树	非红树	红树	非红树
红树林	57	3	26	3	42	5	37	3	20	2
非红树林	4	38	1	26	3	42	4	45	2	18
用户精度/%	95	90	90	96	89	93	93	92	91	90
制图精度/%	93	93	96	90	93	89	90	94	91	90
总体精度/%	93		93		91		92		90	
Kappa 系数	0.86		0.86		0.83		0.84		0.81	

由混淆矩阵可见，研究区图 5(a)—(e)的总体分类精度分别为 93%、93%、91%、92%、90%，Kappa 系数分别为 0.86、0.86、0.83、0.84、0.81，说明本文研究方法在不同类型的红树林分布研究区的适用性良好，取得了较好的分类精度。对于研究区图 5(e)，红树林分布矮小、稀疏，其总体分类精度及 Kappa 系数相比与其他研究区而言，结果略微偏低，表明本文的研究方法对生长密集的红树林区域解译结果比生长稀疏的红树林区域解译结果略好，但仍然能够有效解译稀疏区域的红树林。研究区图 5(a)—(e)的红树林用户精度分别为 95%、90%、89%、93%、91%，制图精度分别为 93%、96%、93%、90%、91%，说明本文研究方法对于不同地域（从南到北）、不同类型（密集或稀疏红树林）、处于不同潮汐类型（全日潮或半日潮）的红树林遥感制图均适用，而且取得较好的分类结果与精度。

4.2 2020 年中国红树林空间分布特征

表 4 是根据实地野外调查与 Google Earth 上采集的样本验证点对红树林遥感制图结果进行精度评价生成的混淆矩阵。2020 年红树林高分遥感制图结果的总体分类精度为 92%，Kappa 系数为 0.89，制图结果与实地实际情况一致性较高。其中，红树林的用户精度和制图精度分别为 95% 和 92%，这表明红树林的高分遥感制图精度较高，结果可靠、准确，可用于进一步的分析。

2020 年中国红树林高分遥感制图结果如图 6。由结果可知，红树林沿海岸线呈狭长状分布，总体呈现由南向北红树林面积逐渐减小、密度逐渐降低的趋势，红树林分布密集区多位于国家级或省、市级红树林保护区范围内，其余红树林大部分呈分散状分布。对红树林空间分布进行全国及各省份面积统计，结果表明 2020 年中国红树林面积达 29576.48 ha，其中 95% 的红树林位于广东、广

西、海南海岸线沿岸，面积分别为 15604.47 ha、7785.75 ha、4153.4 ha，广西壮族自治区的红树林空间分布密度最大，广东省的海岸线最长，红树林面积最大，海南省的红树林面积位居第三，据研究资料显示，海南省的红树林种类最多。剩余 5% 的红树林分别位于福建、浙江省及台湾省，面积分别为 1011.93 ha、19.8 ha、356.09 ha。由于浙江省位于中国红树林分布的最北端，其气温偏低，不适合大多数红树林树种的生长，只有耐寒的秋茄得以存活，因此浙江省的红树林面积最小。

表4 2020 年红树林高分遥感制图结果的混淆矩阵
Table 4 Confusion matrix of mangrove forest mapping in 2020

类型	红树林	陆生植被	潮滩	海水	养殖池	人工表面
红树林	1450	37	12	12	5	5
陆生植被	94	461	6	3	0	4
潮滩	11	5	277	5	3	9
海水	5	0	1	379	19	8
养殖池	5	1	0	17	374	14
人工表面	8	0	2	5	1	325
用户精度/%	95	81	89	92	91	95
制图精度/%	92	91	93	90	93	89
总体分类精度/%	92					
Kappa 系数	0.89					

在此基础上，本文统计了国家级及省级红树林自然保护区内的红树林面积（表 5）。由统计结果可知，省级以上红树林自然保护区内的红树林面积占全国总面积的 39.29%（其中国家级占 21.85%，省级占 17.40%），相当一部分的中国红树林分布在省级以上保护区内。对于全国 7 个国家级红树林自然保护区中，广东、广西、海南、福建、浙江国家级红树林保护区占全国总面积依次为 9.22%、6.87%、5.32%、0.40%、0.04%，广东、广西占比较大，由于这两个地区红树林保护区多、红树林生长面积大。

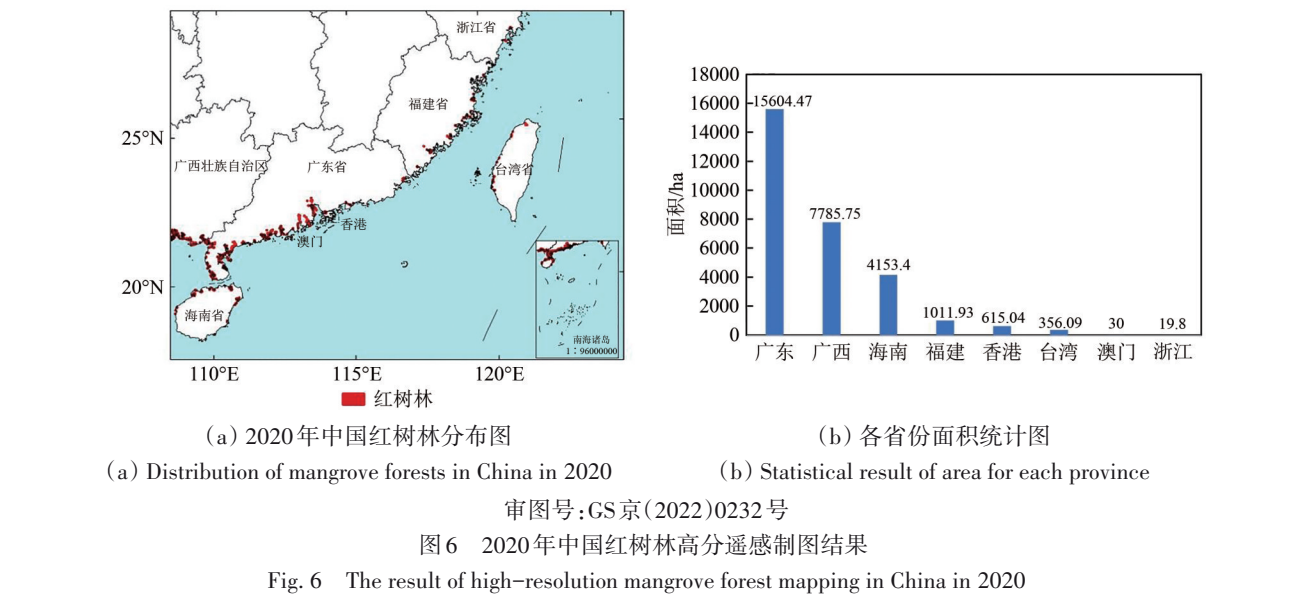


表5 国家级、省级红树林自然保护区内红树林面积统计

Table 5 Mangrove forests area statistics in national and provincial mangrove nature reserve

保护区名称	所属省份/自治区	级别	创建时间/年	2020年面积/ha	占全国红树林面积之比/%
广东福田	广东省	国家级	1984	128	0.43
广东湛江	广东省	国家级	1990	2600	8.79
广西山口	广西壮族自治区	国家级	1990	951	3.22
广西北仑河口	广西壮族自治区	国家级	1985	1079	3.65
海南东寨港	海南省	国家级	1980	1572	5.32
福建漳江口	福建省	国家级	1992	119	0.40
浙江乐清西门岛	浙江省	国家级	2005	12	0.04
广东珠海淇澳岛	广东省	省级	2000	436	1.47
香港米埔	香港	省级	1976	606	2.05
澳门路氹城	澳门	省级	2003	20	0.07
广东海丰	广东省	省级	1998	8	0.03
广西钦州茅尾海	广西壮族自治区	省级	2005	2317	7.83
海南清澜港	海南省	省级	1981	1029	3.48
海南东方	海南省	省级	2004	89	0.30
福建九龙江口	福建省	省级	1988	293	0.99
福建泉州湾	福建省	省级	2001	184	0.62
台湾淡水河口	台湾省	省级	1986	176	0.60

4.3 潮汐对红树林遥感制图的影响分析

本文选取3个典型研究区，即图7中A为广西壮族自治区钦州茅尾海、图7中B为广东省湛江雷州市附近海域、图7中C为广东省阳江市海陵岛附近海域（图7）。选取的这3个研究区横跨广西、广东，3个区域红树林平均树高2.5 m，最大树高3.5 m，据潮汐水位数据记载，最大潮位差可达6.25 m，平均潮位差2.45 m，是典型的受潮汐影响

的红树林淹没区。

利用本文方法生成顾及潮汐影响的红树林高分遥感制图结果，再生成未顾及潮汐影响的红树林遥感制图结果，即在本文方法中剔除SMRI指数，其他流程、参数一致（图7）。由结果图统计，顾及潮汐影响的全国红树林面积为29576.48 ha，尚未顾及潮汐影响的全国红树林面积为27045.24 ha，潮汐淹没的红树林有2531.24 ha，红树林淹没率为8.56%。由此可见，在进行全国尺度红树林制图研

究中,如果忽略潮汐淹没的影响,将会降低红树林的制图面积,导致红树林制图结果不精准。由3个研究区细节图可见,通过在红树林分类方法中顾及潮汐的影响,可以将潮汐淹没部分的红树林很好的解译出来,其制图准确度得到很大程度的提升。由于本文是人工手动分别选取同一地区两景

高潮、低潮高分影像,采用红树林淹没指数对位于影像上处于低潮与高潮水位之间的淹没红树林可以进行有效的解译,对于位于低潮水位下的淹没红树林可能具有一定的解译能力,这是由于SMRI指数是基于淹没与非淹没红树林的光谱差异构建的,但此部分的研究有待后续进一步探索。

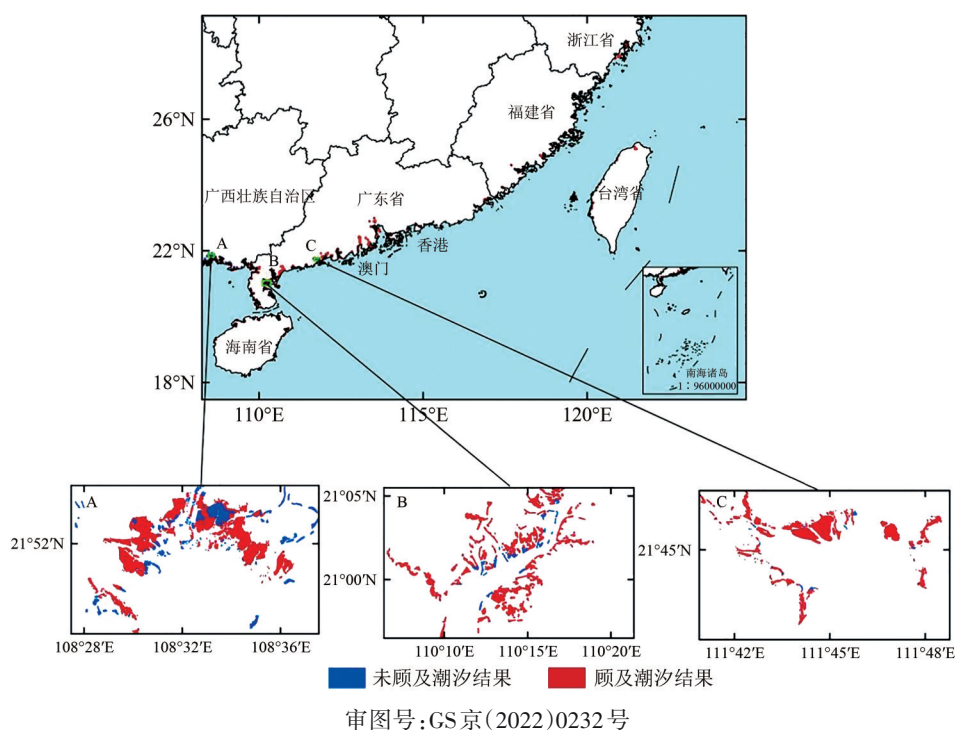


图7 顾及潮汐及未顾及潮汐影响的中国红树林高分解译结果

Fig. 7 Mangrove forests mapping results with and without the influence of tide

4.4 与其他红树林遥感制图结果对比

已有学者完成了中国红树林遥感制图工作,并取得了不错的研究成果,为本文研究的开展奠定了良好的基础。例如:Jia等(2021)生产了2020年30 m空间分辨率的红树林遥感数据集,该数据集是基于Landsat影像,采用决策树方法统计出2020年红树林面积为28010 ha。此外,Zhao和Qin(2020)生产了2019年10 m空间分辨率的红树林遥感数据集,该数据集基于Sentinel影像,采用分位数方法分别生成高、低潮汐水位结果,在此基础上统计中国红树林面积为25585 ha。本文生产的数据集中红树林面积为29576.48 ha,比Jia等(2021)30 m数据集红树林面积多出1475.48 ha,比Zhao和Qin(2020)10 m数据集红树林面积多出3991.48 ha。选取4.3节中的3个典型研究区,分别采用本文研究方法、贾明明等(2021)及Zhao和

Qin(2020)方法开展对比性结果研究(图8、9)。由图8、9结果可见,本研究方法的红树林制图结果高的主要原因如下:由于本文的数据源采用高分辨率遥感影像,对地物的空间表达更为精细,许多位于养殖池、沿着河道两侧细碎的红树林斑块被解译出来;对于在低分影像上包含红树林的混合像元,其在高分影像上表示为纯红树林像元,这部分像元被解译为红树林,使解译结果更准确;此外,本文方法顾及了潮汐的影响,将被潮汐水位淹没部分的红树林解译出来,增加了红树林面积。虽然Zhao和Qin(2020)的研究考虑了潮汐的影响,但是对于低分位数下的红树林解译有待验证,而且受限于所用遥感数据源空间分辨率的限制,许多零星分布的红树林无法很好的解译出,导致其解译结果偏低。

选取图8中的研究区A—C的样本点224个,

其中红树林 121 个，非红树林 103 个，对以上所述 3 种方法进行精度验证（表 6）。由混淆矩阵可见，本文方法、Jia 等（2021）方法及 Zhao 和 Qin（2020）方法的总体分类精度分别为 92%、88%、90%，Kappa 系数分别为 0.84、0.76、0.79，虽然 Jia 等（2021）及 Zhao 和 Qin（2020）方法取得了较好的分类精度，但由于本文方法及高分数据源结合能

够解译出更为精细的红树林斑块，导致漏分的红树林数量减少，取得了更高的分类精度。综合以上分析，本文采用高分二号 1 m 空间分辨率遥感数据为数据源，可以提供更为精细的空间信息，而且顾及潮汐对红树林淹没的影响，可将被淹没的红树林进行有效解译，所产生的全国红树林空间分布数据集是目前空间分辨率最高的制图结果。

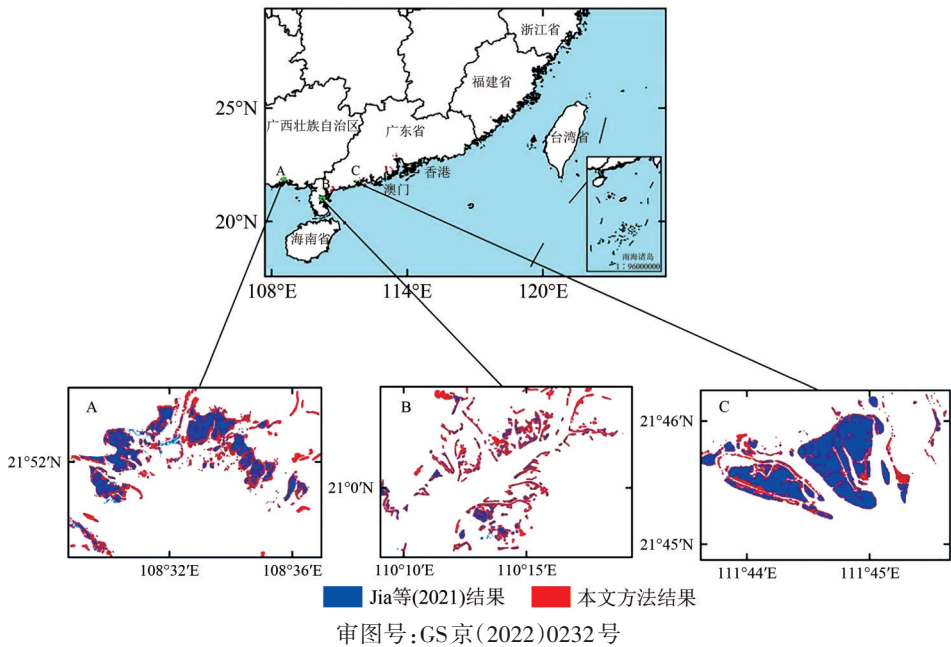


Fig. 8 The comparative results of mangrove forest mapping between the proposed method in this study and Jia et al.'s study

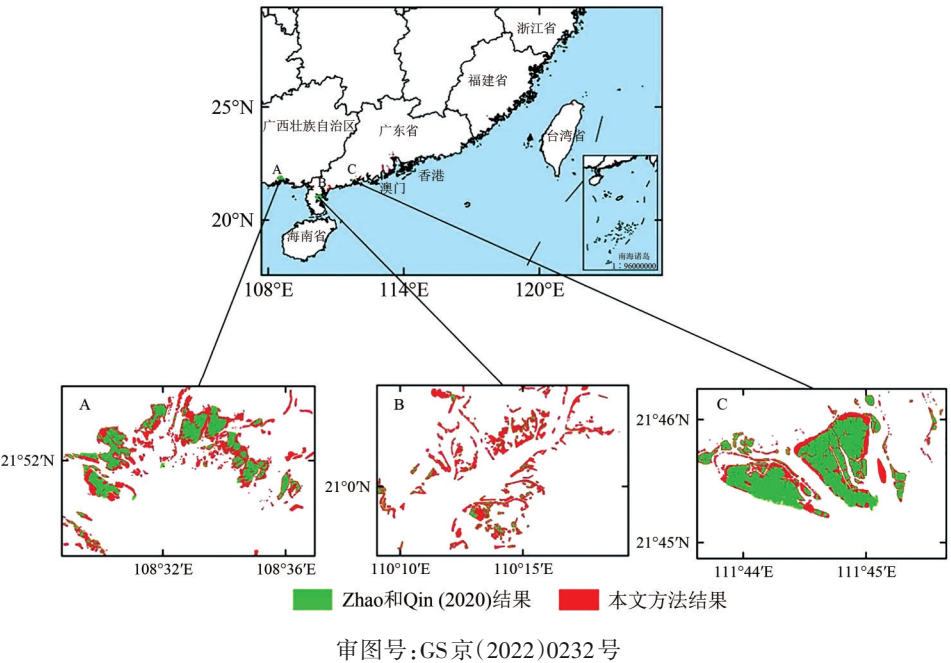


Fig. 9 The comparative results of mangrove forest mapping between the proposed method in this study and Zhao et al.'s study

表6 3种对比方法红树林分类精度评价混淆矩阵
Table 6 Confusion matrix for three comparative methods

类型	本文方法		Jia等(2021)方法		Zhao和Qin(2020)方法	
	红树	非红树	红树	非红树	红树	非红树
红树林	113	10	108	14	111	13
非红树林	8	93	13	89	10	90
用户精度/%	92	92	89	87	90	90
制图精度/%	93	90	89	86	92	87
总体精度/%	92					
Kappa系数	0.84					
贾明明等人方法	总体精度/%	88	Kappa系数	0.76		
Zhao等人方法	总体精度/%	90	Kappa系数	0.79		

5 结 论

本文基于国产高分二号遥感数据，顾及潮汐影响生产中国高空间分辨率遥感数据集，是目前空间分辨率最高的中国红树林遥感制图结果。对2020年中国红树林空间分布特征及本文方法的适应性做了进一步探讨，得出以下结论：

(1) 2020年中国红树林面积达29576.48 ha，其总体分类精度为92%，Kappa系数为0.89，2020年中国红树林空间分布由北向南呈现由稀疏到密集的特征，95%的红树林位于广西、广东、海南，面积分别为15604.47 ha、7785.75 ha、4153.4 ha。

(2) 讨论了红树林遥感制图中顾及潮汐影响的必要性，顾及潮汐影响的全国红树林面积为29576.48 ha，尚未顾及潮汐影响的全国红树林面积为27045.24 ha，潮汐淹没的红树林有2531.24 ha，如果红树林遥感制图中不考虑潮汐的因素，会导致解译结果偏小。

(3) 将本文方法应用到5个典型红树林分布研究区中，本文方法能够较好的解译出不同地域、不同分布类型、处于不同潮汐类型区域的红树林，其总体分类精度均大于90%，Kappa系数均大于0.81，说明本文方法适用性良好，分类精度较高。本文的研究为红树林生态功能的恢复、保护、管理提供科学、可靠的数据支持。

参考文献(References)

Behera M D, Barnwal S, Paramanik S, Das P, Bhattiyacharya B K, Jagadish B, Roy P S, Ghosh S M and Behera S K. 2021. Species-level classification and mapping of a mangrove forest using random forest—utilisation of AVIRIS-NG and sentinel data. Remote

Sensing, 13(11): 2027 [DOI: 10.3390/RS13112027]
Blaschke T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65(1): 2-16 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004]
Brown M I, Pearce T, Leon J, Sidle R and Wilson R. 2018. Using remote sensing and traditional ecological knowledge (TEK) to understand mangrove change on the Maroochy River, Queensland, Australia. Applied Geography, 94: 71-83 [DOI: 10.1016/j.apgeog.2018.03.006]
Cao J J, Leng W C, Liu K, Liu L, He Z and Zhu Y H. 2018. Object-based mangrove species classification using unmanned aerial vehicle hyperspectral images and digital surface models. Remote Sensing, 10(1): 89 [DOI: 10.3390/rs10010089]
Chen B Q, Xiao X M, Li X P, Pan L H, Doughty R, Ma J, Dong J W, Qin Y W, Zhao B, Wu Z X, Sun R, Lan G Y, Xie G S, Clinton N and Giri C. 2017. A mangrove forest map of China in 2015: analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing platform. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 131: 104-120 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.07.011]
Chen G, Weng Q H, Hay G J and He Y N. 2018. Geographic object-based image analysis (GEOBIA): emerging trends and future opportunities. GIScience and Remote Sensing, 55(2): 159-182 [DOI: 10.1080/15481603.2018.1426092]
Conchedda G, Durieux L and Mayaux P. 2008. An object-based method for mapping and change analysis in mangrove ecosystems. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 63(5): 578-589 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2008.04.002]
Diniz C, Cortinhas L, Nerino G, Rodrigues J, Sadeck L, Adami M and Souza-Filho P W M. 2019. Brazilian mangrove status: three decades of satellite data analysis. Remote Sensing, 11(7): 808 [DOI: 10.3390/rs11070808]
Elmahdy S I, Ali T A, Mohamed M M, Howari F M, Abouleish M and Simonet D. 2020. Spatiotemporal mapping and monitoring of mangrove forests changes from 1990 to 2019 in the Northern Emirates, UAE using random forest, kernel logistic regression and naive Bayes tree models. Frontiers in Environmental Science, 8: 102 [DOI: 10.3389/fenvs.2020.00102]

- Fan H Q and Wang W Q. 2017. Some thematic issues for mangrove conservation in China. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 56(3): 323-330 (范航清, 王文卿. 2017. 中国红树林保育的若干重要问题. *厦门大学学报(自然科学版)*, 56(3): 323-330) [DOI: 10.6043/j.issn.0438-0479.201612003]
- Ghorbanian A, Zaghian S, Asiyabi R M, Amani M, Mohammadzadeh A and Jamali S. 2021. Mangrove ecosystem mapping using Sentinel-1 and Sentinel-2 satellite images and random forest algorithm in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 13(13): 2565 [DOI: 10.3390/RS13132565]
- Gilani H, Naz H I, Arshad M, Nazim K, Akram U, Abrar A and Asif M. 2021. Evaluating mangrove conservation and sustainability through spatiotemporal (1990-2020) mangrove cover change analysis in Pakistan. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 249: 107128 [DOI: 10.1016/j.ecss.2020.107128]
- Giri C, Long J and Tieszen L. 2011. Mapping and monitoring Louisiana's mangroves in the aftermath of the 2010 Gulf of Mexico Oil Spill. *Journal of Coastal Research*, 27(6): 1059-1064 [DOI: 10.2112/JCOASTRES-D-11-00028.1]
- Green E P, Clark C D, Mumby P J, Edwards A J and Ellis A C. 1998. Remote sensing techniques for mangrove mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 19(5): 935-956 [DOI: 10.1080/014311698215801]
- Hauser L T, Binh N A, Hoa P V, Quan N H and Timmermans J. 2020. Gap-free monitoring of annual mangrove forest dynamics in Ca Mau province, Vietnamese Mekong delta, using the Landsat-7-8 archives and post-classification temporal optimization. *Remote Sensing*, 12(22): 3729 [DOI: 10.3390/rs12223729]
- Heumann B W. 2011. Satellite remote sensing of mangrove forests: recent advances and future opportunities. *Progress in Physical Geography*, 35(1): 87-108 [DOI: 10.1177/0309133310385371]
- Hossain M D and Chen D M. 2019. Segmentation for object-based image analysis (OBIA): a review of algorithms and challenges from remote sensing perspective. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 150: 115-134 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.02.009]
- Huang K, Meng X Z, Yang G, Sun W W. Spatio-temporal probability threshold method of remote sensing for mangroves mapping in China. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(6): 1083-1095. (黄可, 孟祥珍, 杨刚, 孙伟伟. 中国红树林制图的遥感时空概率阈值方法. *遥感学报*, 2022, 26(6): 1083-1095) [DOI: 10.11834/jrs.20220449]
- Jia K, Chen S M, Jiang W G. Long time-series remote sensing monitoring of mangrove forests in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(6): 1096-1111 (贾凯, 陈水森, 蒋卫国. 粤港澳大湾区红树林长时间序列遥感监测. *遥感学报*, 2022, 26(6): 1096-1111) [DOI: 10.11834/jrs.20221451]
- Jia M M, Wang Z M, Mao D H, Huang C L and Lu C Y. 2021. Spatial-temporal changes of China's mangrove forests over the past 50 years: an analysis towards the Sustainable Development Goals (SDGs). *Chinese Science Bulletin*, 66(30): 3886-3901 (贾明明, 王宗明, 毛德华, 黄春林, 路春燕. 2021. 面向可持续发展目标的中国红树林近 50 年变化分析. *科学通报*, 66(30): 3886-3901) [DOI: 10.1360/TB-2020-1412]
- Jia M M, Wang Z M, Wang C, Mao D H and Zhang Y Z. 2019. A new vegetation index to detect periodically submerged mangrove forest using single-tide sentinel-2 imagery. *Remote Sensing*, 11(17): 2043 [DOI: 10.3390/rs11172043]
- Jiang Y F, Zhang L, Yan M, Qi J G, Fu T M, Fan S X and Chen B W. 2021. High-resolution mangrove forests classification with machine learning using Worldview and UAV hyperspectral data. *Remote Sensing*, 13(8): 1529 [DOI: 10.3390/RS13081529]
- Kamal M, Phinn S and Johansen K. 2015. Object-based approach for multi-scale mangrove composition mapping using multi-resolution image datasets. *Remote Sensing*, 7(4): 4753-4783 [DOI: 10.3390/rs70404753]
- Kirui K B, Kairo J G, Bosire J, Viergever K M, Rudra S, Huxham M and Briers R A. 2013. Mapping of mangrove forest land cover change along the Kenya coastline using Landsat imagery. *Ocean and Coastal Management*, 83: 19-24 [DOI: 10.1016/j.ocecoaman.2011.12.004]
- Koedsin W and Vaiphasa C. 2013. Discrimination of tropical mangroves at the species level with EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing*, 5(7): 3562-3582 [DOI: 10.3390/rs5073562]
- Kong H and Liu J B. 2021. High spatial resolution remote sensing image classification based on pixel shape index method. *Journal of Physics: Conference Series*, 1952: 022054 [DOI: 10.1088/1742-6596/1952/2/022054]
- Kuenzer C, Bluemel A, Gebhardt S, Quoc T V and Dech S. 2011. Remote sensing of mangrove ecosystems: a review. *Remote Sensing*, 3(5): 878-928. [DOI: 10.3390/rs3050878]
- Li B. 2016. A multiple bands pixel shape index for classification of LiDAR and hyperspectral data. *Geomatics Science and Technology*, 4(4): 117-127 (李波. 2016. 基于多波段像元形状指数的点云和高光谱数据分类研究. *测绘科学技术*, 4(4): 117-127) [DOI: 10.12677/gst.2016.44014]
- Li H Y, Jia M M, Zhang R, Ren Y X and Wen X. 2019a. Incorporating the plant phenological trajectory into mangrove species mapping with dense time series Sentinel-2 imagery and the Google Earth Engine platform. *Remote Sensing*, 11(21): 2479 [DOI: 10.3390/rs11212479]
- Li T H, Zhao Z J and Han P. 2002. Detection and analysis of mangrove changes with multi-temporal remotely sensed imagery in the Shenzhen river estuary. *Journal of Remote Sensing*, 6(5): 364-369 (李天宏, 赵智杰, 韩鹏. 2002. 深圳河河口红树林变化的多时相遥感分析. *遥感学报*, 6(5): 364-369) [DOI: 10.11834/jrs.20020508]
- Li W Z, El-Askary H, Qurban M A, Li J J, ManiKandan K P and Piechota T. 2019b. Using multi-indices approach to quantify mangrove changes over the Western Arabian Gulf along Saudi Arabia coast. *Ecological Indicators*, 102: 734-745 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.03.047]

- Lin P and Fu Q. 1995. Environmental Ecology and Economic Utilization of Mangroves in China. Beijing: Higher Education Press (林鹏, 傅勤. 1995. 中国红树林环境生态及经济利用. 北京: 高等教育出版社)
- Long J B and Giri C. 2011. Mapping the Philippines' mangrove forests using Landsat imagery. *Sensors*, 11(3): 2972-2981 [DOI: 10.3390/S110302972]
- Maurya K, Mahajan S and Chaube N. 2021. Remote sensing techniques: mapping and monitoring of mangrove ecosystem—a review. *Complex and Intelligent Systems*, 7(6): 2797-2818 [DOI: 10.1007/S40747-021-00457-Z]
- Monsef H A E and Smith S E. 2017. A new approach for estimating mangrove canopy cover using Landsat 8 imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 135: 183-194 [DOI: 10.1016/j.compag.2017.02.007]
- Neukermans G, Dahdouh-Guebas F, Kairo J G and Koedam N. 2008. Mangrove species and stand mapping in Gazi Bay (Kenya) using Quickbird satellite imagery. *Journal of Spatial Science*, 53(1): 75-86 [DOI: 10.1080/14498596.2008.9635137]
- Pastor-Guzman J, Dash J and Atkinson P M. 2018. Remote sensing of mangrove forest phenology and its environmental drivers. *Remote Sensing of Environment*, 205: 71-84 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.11.009]
- Pimple U, Simonetti D, Sitthi A, Pungkul S, Leadprathom K, Skupek H, Som-ard J, Gond V and Towprayoon S. 2018. Google earth engine based three decadal Landsat imagery analysis for mapping of mangrove forests and its surroundings in the trat province of Thailand. *Journal of Computer and Communications*, 6(1): 247-264 [DOI: 10.4236/jcc.2018.61025]
- Rogers K, Lymburner L, Salum R, Brooke B P and Woodroffe C D. 2017. Mapping of mangrove extent and zonation using high and low tide composites of Landsat data. *Hydrobiologia*, 803(1): 49-68 [DOI: 10.1007/s10750-017-3257-5]
- Sun W H, Chen B and Messinger D. 2014. Nearest-neighbor diffusion-based pan-sharpening algorithm for spectral images. *Optical Engineering*, 53(1): 013107 [DOI: 10.1117/1.OE.53.1.013107]
- Tang H L, Liu K, Zhu Y H, Wang S G, Liu L and Song S. 2015. Mangrove community classification based on WorldView-2 image and SVM method. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 54(4): 102-111 (唐焕丽, 刘凯, 朱远辉, 王树功, 柳林, 宋莎. 2015. 基于 WorldView-2 数据和支持向量机的红树林群落分类研究. 中山大学学报(自然科学版), 54(4): 102-111) [DOI: 10.13471/j.cnki.acta.snus.2015.04.020]
- Tuominen S and Pekkarinen A. 2005. Performance of different spectral and textural aerial photograph features in multi-source forest inventory. *Remote Sensing of Environment*, 94(2): 256-268 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.10.001]
- Vo Q T, Oppelt N, Leinenkugel P and Kuenzer C. 2013. Remote sensing in mapping mangrove ecosystems—an object-based approach. *Remote Sensing*, 5(1): 183-201 [DOI: 10.3390/rs5010183]
- Wang D Z, Wan B, Qiu P H, Su Y J, Guo Q H and Wu X C. 2018. Artificial mangrove species mapping using pléiades-1: an evaluation of pixel-based and object-based classifications with selected machine learning algorithms. *Remote Sensing*, 10(2): 294 [DOI: 10.3390/rs10020294]
- Wang H, Ren G B, Wu P Q, Liu A C, Pan L H, Ma Y M, Ma Y and Wang J J. 2020. Analysis on the remote sensing monitoring and landscape pattern change of mangrove in China from 1990 to 2019. *Journal of Ocean Technology*, 39(5): 1-12 (王浩, 任广波, 吴培强, 刘爱超, 潘良浩, 马云梅, 马毅, 王锦锦. 2020. 1990-2019年中国红树林变迁遥感监测与景观格局变化分析. 海洋技术学报, 39(5): 1-12) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-2029.2020.05.001]
- Wang L, Jia M M, Yin D M and Tian J Y. 2019. A review of remote sensing for mangrove forests: 1956-2018. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111223 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111223]
- Wang L, Shi C, Tian J Y, Song X N, Jia M M, Li X J, Liu X M, Zhong R F, Yin D M, Yang S S and Guo X X. 2018. Researches on mangrove forest monitoring methods based on multi-source remote sensing. *Biodiversity Science*, 26(8): 838-849 (王乐, 时晨, 田金炎, 宋晓楠, 贾明明, 李小娟, 刘晓萌, 钟若飞, 殷大萌, 杨杉杉, 郭先仙. 2018. 基于多源遥感的红树林监测. 生物多样性, 26(8): 838-849) [DOI: 10.17520/biods.2018067]
- Wang L, Sousa W P, Gong P and Biging G S. 2004. Comparison of IKONOS and QuickBird images for mapping mangrove species on the Caribbean coast of Panama. *Remote Sensing of Environment*, 91(3/4): 432-440 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.04.005]
- Watkins B and Van Niekerk A. 2019. A comparison of object-based image analysis approaches for field boundary delineation using multi-temporal Sentinel-2 imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 158: 294-302 [DOI: 10.1016/j.compag.2019.02.009]
- Xia Q, Jia M M, HE T T, Xing X M and Zhu L J. 2021. Effect of tide level on submerged mangrove recognition index using multi-temporal remotely-sensed data. *Ecological Indicators*, 131: 108169 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.108169].
- Xia Q, Qin C Z, Li H, Huang C and Su F Z. 2018. Mapping mangrove forests based on multi-tidal high-resolution satellite imagery. *Remote Sensing*, 10(9): 1343 [DOI: 10.3390/rs10091343]
- Xue C H, Qian S Y. Fusion of Landsat 8 and Sentinel-2 data for mangrove phenology information extraction and classification. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(6): 1121-1142. (薛朝辉, 钱思羽. 融合 Landsat 8 与 Sentinel-2 数据的红树林物候信息提取与分类. 遥感学报, 2022, 26(6): 1121-1142) [DOI: 10.11834/jrs.20221448]
- Yang S C, Lu W X, Zou Z and Li S. 2017. Mangrove wetlands: distribution, species composition and protection in China. *Subtropical Plant Science*, 46(4): 301-310 (杨盛昌, 陆文勋, 邹祯, 李思. 2017. 中国红树林湿地: 分布、种类组成及其保护. 亚热带植物科学, 46(4): 301-310) [DOI: 10.3969/j.issn.1009-7791.2017.04.001]
- Zhang D S, Cong L X, Wang Z Q, Chen H and Wang F. 2012. Object-oriented Zhangjiangkou mangrove communities classification using QuickBird imagery. *Advanced Materials Research*, 605-607: 2274-2278 [DOI: 10.4028/WWW.SCIENTIFIC.NET/AMR.605-607.2274]

Zhang X H and Tian Q J. 2013. A mangrove recognition index for remote sensing of mangrove forest from space. *Research Communications*, 105(8): 1149-1155

Zhang X H, Treitz P M, Chen D M, Quan C, Shi L X and Li X H. 2017. Mapping mangrove forests using multi-tidal remotely-sensed data and a decision-tree-based procedure. *International*

Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 62: 201-214 [DOI: 10.1016/j.jag.2017.06.010]

Zhao C P and Qin C Z. 2020. 10-m-resolution mangrove maps of China derived from multi-source and multi-temporal satellite observations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 169: 389-405 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.10.001]

Mapping high-resolution mangrove forests in China using GF-2 imagery under the tide

XIA Qing¹, LI Jianghua², DAI Shuo¹, ZHANG Han¹, XING Xuemin¹

1. School of Traffic and Transportation Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China;

2. School of Hydraulic Engineering, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China

Abstract: Remote sensing technology is widely used in mangrove forest mapping with the advantages of real-time mapping, accuracy, multiscaleability, and repeatability. Until now, the mangrove forest dataset with the highest spatial resolution in China is produced by 10 m Sentinel data. In addition, most existing mangrove forest datasets in China ignore the influence of tide, leading to low spatial resolution and inaccurate mapping. On the basis of Chinese GF-2 images, this study aims to map Chinese mangrove forests in 2020 with a spatial resolution of 1 m under the tide. Specifically, 312 scenes of GF-2 image covering China's coastline (24 scenes of GF-1 image covers the areas without GF-2 images) were selected. First, the selected images were segmented using the object-based multiscale method, and the submerged mangrove recognition index was used as a tidal influence indicator. Finally, high-resolution mapping of mangrove forests in China was conducted using the random forest classifier. Results show that the mangrove area in China in 2020 was 29,576.48 ha, 95% of which was mainly distributed in the Guangxi, Guangdong, and Hainan Provinces. The overall classification accuracy was 92%, and the Kappa coefficient was 0.89. The mangrove area without tidal influence was 2,531.24 ha less than that with tidal influence. The high-resolution mangrove dataset generated in this study can provide high-precision data support for the monitoring, management, and evaluation of mangrove ecosystems in China, and it is valuable for practical application.

Key words: remote sensing, GF-2, mangrove forests, object-oriented, tide, random forest classifier

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42101356, 42074033); Natural Science Foundation of Hunan Province, China (No. 2022JJ40473)