

1 王宇航, 陈静文, 高常军, 等. 基于时序 PlanetScope 影像和阈值规则的'红树林种植区动态监测方法[J]. 湿地科学, ****, ****,
2 **, (**): 00-00. [Wang Yuhang, Chen Jingwen, Gao Changjun, et al. An approach for accurate identification dynamics of mangrove
3 plantation based on time series PlanetScope images and threshold-rule [J].****, ****, **, (**): 00-00] DOI:

4 基于时序 PlanetScope 影像和阈值规则的红 5 树林种植区动态监测方法

6 王宇航¹, 陈静文¹, 马姣姣^{2,3}, 居肖肖¹, 樊又榕¹, 高常军^{2,3}
7 (1. 首都师范大学 资源环境与旅游学院, 北京 100048; 2. 广东省林业科学研究院 广东省森林培育与保护
8 利用重点实验室, 广州 510520; 3. 广东海丰湿地生态系统定位观测研究站, 广州 510520)

9 **摘要:** 人工造林是近年红树林面积迅速增加的主要原因。准确及时监测红树林种植区动态变化对评估红树
10 林恢复工程效果和湿地管理尤为重要。本研究采用了“检测-监测-验证”的框架, 检测指融合PlanetScope和
11 Sentinel-2, 检测红树林种植的潜在分布范围。监测是基于时序PlanetScope影像, 建立了一个监测红树林种
12 植区年度扩张的方法, 称之为基于阈值和规则的种植红树林监测TRPMM(Threshold- and rule-based planted
13 mangrove monitoring, TRPMM)方法。“阈值”基于时序NDVI和NDWI确定, “规则”包括地类转换规则、
14 年内监测一致性规则、年内监测一致性规则。基于高空间分辨率的PlanetScope和Google Earth影像进行精度
15 验证, 结果表明该方法在监测红树林扩张过程中取得了较好的精度, 总体精度OA (Overall Accuracy, OA)
16 在广东湛江红树林自然保护区和海南陵水红树林国家湿地公园都为80.0%, 平均绝对年份误差MAEY(Mean
17 absolute error year, MAEY)分别为0.51年和0.56年。监测结果表明, 2020-2023年, 广东湛江红树林自然保护
18 区红树林增加面积最多, 为125.2 ha; 2018-2021年海南陵水红树林国家湿地公园增加面积最多, 为40.2 ha。
19 阈值 T_1 、光学影像数据源、年内一致性原则在不同程度都会影响TRPMM的精度。与仅使用时序NDVI监测
20 相比, 使用TRPMM方法后, 两个种植区红树林扩张准确分类的像素比例平均增加了17倍。在全球红树林恢
21 复的背景下, 该方法有望应用在更多的区域, 以实现红树林种植区的动态监测。

22 **关键词:** 红树林; 种植恢复; PlanetScope; 时序分析; Threshold- and rule-based planted mangrove
23 monitoring(TRPMM)

24 **中图分类号:** TP79 **文献标识码:** **文章编号:**

25 由于人类活动和极端气候, 20 世纪 80 年代, 红树林以每年约 1%的速度消失^[1]。人们逐
26 渐认识到红树林的生态价值, 各个地区出现了很多红树林保护和恢复项目^[2, 3]。据估计, 过
27 去 40 年来, 全球种植了近 2000 平方公里的红树林^[4]。准确及时监测红树林种植区域的变化,
28 对评估种植恢复效果和红树林生态恢复工程的管理决策尤为重要。

收稿日期: 修订日期:

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(42201076), 广东省基础与应用基础研究基金项目(2021A1515011670), 深圳市科技
重大专项(KCXFZ20240903093803005) [Foundation: Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China
(No.42201076), Guangdong Basic and Applied Basic Research Foundation (No.2021A1515011670), Shenzhen Science and Technology
Major Project (No.KCXFZ20240903093803005).]

作者简介: 王宇航(2000—), 男, 陕西汉中, 硕士研究生, 从事红树林遥感研究。E-mail: yuuhangw@163.com

*通信作者: 高常军, 研究员。E-mail: gaochangjun015@163.com

29 传统的光学遥感方法在监测植被动态中使用间隔几年的影像,在红树林中应用最广泛的
30 是红树林制图^[5,6]。近几年来,红树林生物物理参数的反演也取得了进展^[7,8]。在红树林制图
31 中,经常使用的数据有 Landsat 和 Sentinel-2^[9]。这些数据公开获取,时间跨度长,数据一致
32 性高,波段较多,但其空间分辨率($\geq 10\text{m}$)在监测细小地物时具有局限性。随着计算机性能
33 的提升及影像时间、空间分辨率的提高,时序分析和动态变化检测得以发展^[10,11]。归一化植
34 被差异指数 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)能反映植被特征,在长时序
35 的动态变化监测中被应用的最为广泛^[12,13]。近年来,一些学者基于 NDVI 等反映植被或地物
36 状态变化的指数提出了变化检测算法。如 LandTrendr 算法(Landsat-based Detection of Trends
37 in Disturbance and Recovery, LandTrendr)^[14], 植被变化追踪算法(Vegetation Change Tracker,
38 VCT)^[15], BFAST 算法(Breaks For Additive Season and Trend, BFAST)^[16], 连续变化检测和分
39 类算法(Continuous Change Detection and Classification, CCDC)^[17]。这些算法在陆地植被如森
40 林^[18], 草地^[19], 农田监测^[20]中被成功应用。与陆地植被不同,滨海湿地植被易受潮汐淹没,
41 NDVI 会出现异常值,导致利用光学遥感监测红树林时会产生误差。当使用成对或少量影像
42 进行变化检测时,通过目视解译仅选取低潮时期影像可以有效缓解潮汐和水体淹没像素异常
43 值问题^[21]。时序检测则常常忽略这些异常值^[22]、在一个时间窗口内合成最大值或均值^[23]、
44 插值并重构异常 NDVI 值^[24]。选取低潮时期影像能够缓解 NDVI 异常值的影响,但是一定
45 程度上减少了可用数据,降低了时间分辨率。重构 NDVI 能避免减少时间分辨率。然而,重
46 构时刻前后需要一定数量的有效观测值。

47 红树林恢复工程多在滩涂或者废弃的养殖塘^[25,26]。然而,养殖塘和滩涂都存在造林过程
48 中长期或周期性被水淹没的问题。在造林过程中,养殖塘要经历地形改造和植被恢复,以确
49 保其环境适宜红树林生长,滩涂会受到潮汐周期性淹没。这些都会造成 NDVI 时序监测时存
50 在异常。此外,红树林光学遥感监测中广泛使用的 Sentinel-2 和 Landsat 其空间分辨率在监
51 测红树林种植区细小斑块的时候存在局限。PlanetScope 有 3m 空间分辨率和 1 天的重访周期
52 ^[27,28]。目前使用 PlanetScope 进行时序监测的研究,主要在陆地森林扰动和变化的监测、制
53 图^[29,30],有必要探索时序 PlanetScope 对滨海红树林监测的方法。

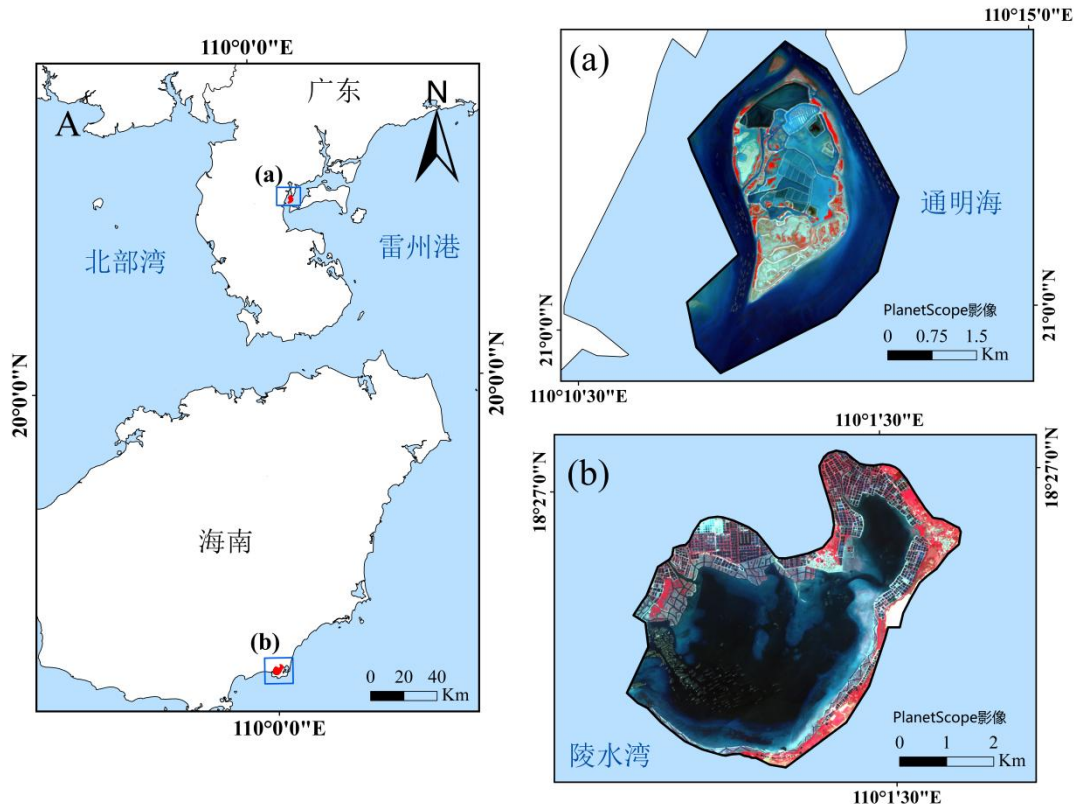
54 基于上述问题,本文采用“检测-监测-验证”框架,利用时序 PlanetScope 影像提出了一个
55 基于阈值和规则的种植红树林监测 TRPMM(Threshold- and rule-based planted mangrove
56 monitoring, TRPMM)方法。以“退塘还林”种植模式为主的广东湛江红树林自然保护区
57 ZMNNR (Zhanjiang Mangrove National Nature Reserve, ZMNNR)和在“滩涂上种植”模式为主
58 的海南陵水红树林国家湿地公园 LMNWP(Lingshui Mangrove National Wetland Park,
59 LMNWP)两个造林典型区域为案例,对 2016-2023 年间红树林年度变化进行监测,以期对红
60 树林修复工程遥感动态监测提供新的方法和思路。

61 1 数据和方法

62 1.1 研究区

63 本文选择的两个研究区在2016-2023年都发生了红树林种植活动(图1(a)和(b))。ZMNNR
64 位于广东省西南部的湛江市,由沿雷州半岛海岸线带状间断性分布的68个保护小区组成,是
65 中国红树林面积最大、分布最集中的自然保护区。2015-2019年,保护区种植了380 ha红树林,
66 并且在2021年交易了红树林产生的碳汇。本文选择ZMNNR内种植规模最大的岭头岛进行研
67 究。岭头岛位于湛江国家级红树林保护区的东部。2018年-2020年,ZMNNR在岭头岛的滩涂
68 上种植了183 ha的红树林^[31]。LMNWP位于海南岛东南部陵水黎族自治县的潟湖港,南北长4
69 km,东西宽6 km。该潟湖内形成了海草床、红树林与珊瑚礁三大典型的海洋生态系统。但
70 是,由于围塘养殖导致红树林面积不断减少^[32]。2015年起,国家对该区实施“蓝色海湾”

71 整治行动，重点实施环潟湖周边高位虾塘的退塘还湿、红树林生态修复等工程。2017年建立
 72 陵水红树林国家湿地公园，到2022年，该区共种植约400 ha红树林。



73
 74 图1 研究区位图 (a)广东湛江红树林自然保护区, (b)海南陵水红树林国家湿地公园

75 Fig.1 Location of study areas:(a)ZMNNR, (b)LMNWP

76 1.2 数据与预处理

77 1.2.1 Sentinel-2 影像

78 Sentinel-2A/B 多光谱仪器(MSI)传感器可提供 5 天重访周期的全球覆盖数据,有 13 个波
 79 段,其中蓝色、绿色、红色和近红外波段的图像空间分辨率为 10 米。Sentinel-2 L2A 影像从
 80 哥白尼数据开放获取中心免费下载(<https://dataspace.copernicus.eu/>), 使用 SNAP 进行重新采
 81 样、波段融合和裁剪。本研究融合 Sentinel-2 和 PlanetScope 影像用于提取红树林分布,所选
 82 的 Sentinel-2 和 PlanetScope 影像采集时间如表 1 所示。

83 表1 用于图像融合的Sentinel-2和PlanetScope采集时间

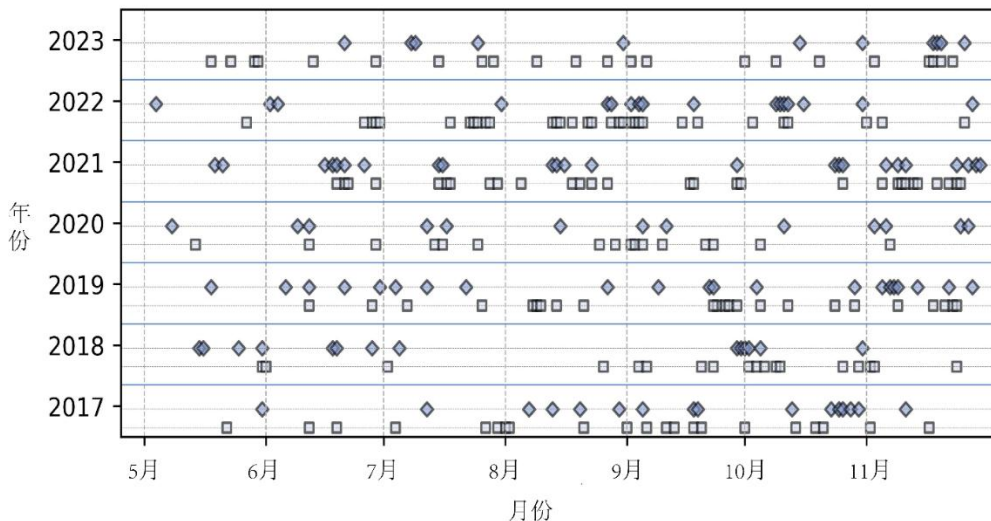
84 Table 1 Acquisition time of Sentinel-2 and PlanetScope for image fusion

研究区	Sentinel-2	PlanetScope
ZMNNR	2016/12/09	2016/12/10
	2023/11/18	2023/11/18
LMNWP	2016/12/09	2016/11/15
	2023/11/23	2023/12/15

85 1.2.2 PlanetScope 影像

86 星球实验室(Planet Labs)是一家位于旧金山的遥感卫星数据公司,该公司提供覆盖全球
 87 的高分辨率影像PlanetScope,其空间分辨率为3m,可实现地球上绝大多数区域每天成像一

88 次。PlanetScope共有四个波段：蓝色(455-515 nm)、绿色(500-590 nm)、红色 (590-670 nm)
89 和近红外(780-860 nm)。本文首先获取了2016年和2023年的影像用于影像融合提取种植活动
90 前后的红树林范围，影像选择的具体日期如表1所示。之后，获取了2017-2023年所有可用的
91 PlanetScope影像数据用于时序监测，并使用Python的AROSICS包对影像进行配准
92 (<https://github.com/GFZ/ariosics>)^[33]，两个保护区内使用时序监测所选择的影像日期如图2
93 所示。本文所用的PlanetScope数据通过Planet官网 (<https://www.planet.com>) 提供的教育与科
94 研计划获取，该计划为研究者免费提供3,000 平方公里/月PlanetScope和RapidEye影像。



95
96
97
98

图2 用于时序监测的PlanetScope影像时间分布(菱形表示ZMNNR, 方框表示LMNWP)

Fig. 2 Time distribution of PlanetScope images used for time-series monitoring (diamonds represent ZMNNR, boxes represent LMNWP)

99 1.3 方法

100 本研究将影像组织成二维网状结构来表示年内和年际的时间序列，利用年际变化判断红
101 树林是否发生变化，联合年内变化来确保监测可靠性。这种方法不同于常规的一维时间序列
102 分析，同时利用了时间序列年内和年际所有的影像。此外，为了避免其他湿地植被对红树林
103 识别的影响，在监测前提取红树林潜在分布范围(1.3.1部分)。考虑到红树林受水体的周期性
104 淹没，其生长环境与陆地植被不同，仅靠NDVI时序变化监测会产生误差。因此，结合时序
105 归一化水体差异指数NDWI(Normalized Difference Water Index, NDWI)和NDVI开发基于阈
106 值和规则方法TRPMM(1.3.2和1.3.3部分)；最后，评价了该方法用于红树林种植区年度扩张监
107 测的精度(1.3.4部分)，并探讨了方法的优势和不足。

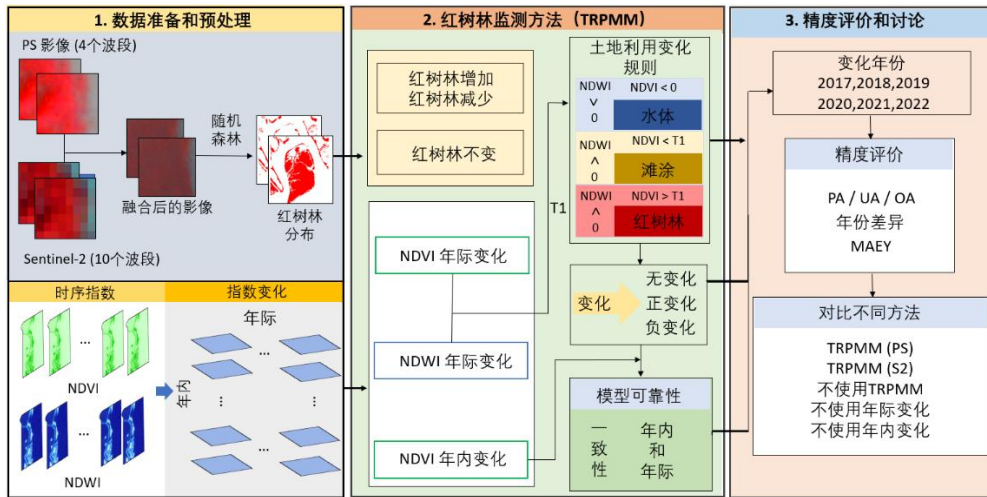


图3 本研究技术路线图

Fig. 3 Workflow of this study

108
109
110

1.3.1 红树林范围检测

112 本文使用最近提出的鲁棒自适应空间光谱图像融合模型RASSFM(Robust and Adaptive
113 Spatial-Spectral image Fusion Model, RASSFM)来融合Sentinel-2和PlanetScope影像以提高红
114 树林与其它非红树林的区分精度^[34]。RASSFM是一种空间光谱影像融合方法，可以融合具有
115 低光谱分辨率高空间分辨率的PlanetScope和具有中等空间分辨率高光谱分辨率的Sentinel-2，
116 融合后生成的影像同时具有可见光-近红外波段和高空间分辨率特性。该方法的优势在于能
117 应用在空间和光谱分辨率不同的传感器中，在异质景观中也能取得很好的效果
118 (https://github.com/RichardPix/RASSFM_MATLAB)。

119 本文基于PlanetScope和Sentinel-2融合影像，利用R-Studio，基于随机森林算法，采用监
120 督分类的方式，将研究区内地物分为红树林、养殖塘、水体、滩涂、其他五个类别。根据分
121 类结果，提取出2016和2023年的红树林的分布范围。分类过程中添加了五个光谱指数(NDVI、
122 MVI、NDBI、mNDWI、NDMI)，以增强红树林和其他沿海陆地覆盖物的信息差别从而提高
123 精度^[35]。

1.3.2 构建时序指数数据集

125 红树林生长在潮间带，易受水体周期性淹没，导致NDVI的时序变化与陆地植被不同。
126 例如，从水到裸露滩涂的变化过程中没有植被生长，但NDVI增加了。图4是“水-滩涂-红树
127 林”像素的NDVI时间序列变化示意图。2017-2018年，该像素从水变为滩涂，NDVI增加了
128 0.48。然而，从2020年到2022年，该像素从滩涂变为红树林，NDVI仅增加了0.31。显然，仅
129 依靠NDVI随时间的变化量来确定红树林是否增加并不可靠。因此，本文基于时间序列NDWI
130 确定了潮汐淹没的时刻。NDWI大于0，表示该时刻像素被水淹没。之后，根据NDVI和NDWI
131 的变化，将土地覆盖转换规则添加到红树林种植区时序监测过程中。

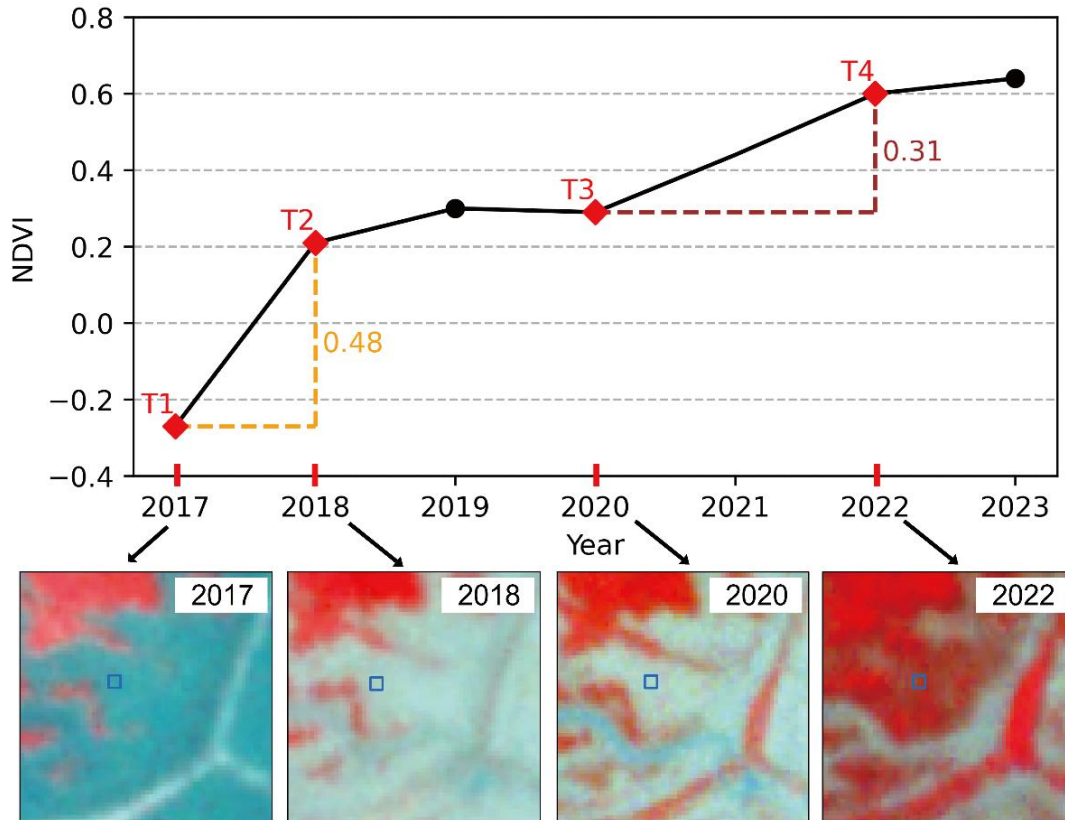


图4 一个“水体-潮滩-红树林”像素的NDVI时间序列图

Fig. 4 Illustration of the NDVI time series of the pixel with 'water-tidal flats-mangrove'

本文基于PlanetScope影像构建了月度合成的NDVI和NDWI数据集。对于NDVI，使用线性插值法用两个最邻近时间点的数据填充缺失的月份。之后，使用Savitzky-Golay (S-G)滤波公式^[36]对NDVI曲线进行平滑。

$$Y_j^* = \sum_{i=-m}^{i=m} \frac{C_i Y_{j+1}}{N} \#(1)$$

式1中， Y_j^* 为重构的时间序列数据； Y_{j+1} 为原始的时间序列数据； C_i 为滤波拟合的系数，即原始时间序列数据的权重； N 为滤波器处理数据长度，即滑动窗口所包括的数据个数 $2m + 1$ ； m 为移动窗口的大小。

之后，基于重构后的数据 Y_j^* 计算NDVI数据月度合成均值。对于NDWI数据，使用线性插值补充缺失月度的数据后，直接计算月度NDWI。如果月度NDWI大于0，则认为该月的NDVI数据整体上受到水体的影响，反之，则没有受到水体的影响。

1.3.3 基于阈值和规则的种植区红树林监测方法

NDVI时序变化能有效识别陆地森林动态。但是，红树林生长在潮间带，会受到水体周期性淹没，仅靠NDVI变化并不能识别沿海红树林变化的真实情况(图4)。因此，本文确定了NDWI和NDVI值阈值，以区分沿海红树林湿地的三种常见地物(水体，滩涂，红树林)，在此基础上添加了地物转换规则逐像素判断红树林动态变化。本文以红树林生长季6-10月为例分析，以 X 表示时序NDVI和NDWI的月度合成数据。

$$X = \begin{bmatrix} X_{2016,6}^{index} & X_{2016,7}^{index} & \cdots & X_{2016,10}^{index} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{2020,6}^{index} & X_{2020,7}^{index} & \cdots & X_{2020,10}^{index} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{2023,6}^{index} & X_{2023,7}^{index} & \cdots & X_{2023,10}^{index} \end{bmatrix} \quad \#(2)$$

150 1.3.3.1 识别“红树林”、“滩涂”和“水体”

151 本文假设水体的NDWI大于阈值0，红树林和滩涂的NDWI均小于0，两者的NDVI均可通
152 过阈值 T_1 进行区分，红树林的NDVI大于滩涂。之后，在每个研究区每年选取多幅影像，针
153 对红树林、滩涂和水体三类地物分别生成1000个采样点，通过Google Earth和高分辨率影像
154 目视解译，验证其地物类型，确定红树林和滩涂NDVI的下限和上限。在这个区间内，以0.02
155 为步长增加，计算每个阈值的监测精度，最终确定最佳阈值 T_1 ，并使用式3来表示红树林在
156 某个时刻是否存在。

$$ME_{y,m} = \begin{cases} 1, (X_{y,m}^{NDWI} < 0 \cap X_{y,m}^{NDVI} > T_1) \\ 0, (X_{y,m}^{NDWI} < 0 \cap X_{y,m}^{NDVI} < T_1) \cup (X_{y,m}^{NDWI} > 0) \end{cases} \quad \#(3)$$

157 式3中， $ME_{y,m}$ 表示红树林在 y 年 m 月是否存在，值为1代表红树林存在，为0则红树林不
158 存在。 $X_{y,m}^{NDWI}$ 表示在 y 年 m 月的NDWI， $X_{y,m}^{NDVI}$ 表示在 y 年 m 月的NDVI， T_1 表示NDVI阈值。

159 1.3.3.2 确定红树林的年际变化

160 以月份 m' 为例，计算 $MEC_{y,m'} = ME_{y+1,m'} - ME_{y,m'}$ ，用于判断红树林的年际转换。 m' 月红
161 树林的年际变化 $CM_{y,m'}$ ，如式4所示。

$$CM_{y,m'} = \begin{cases} \text{正变化, 若 } MEC_{y,m'} = 1 \\ \text{负变化, 若 } MEC_{y,m'} = -1 \end{cases} \{Y^s \leq y \leq Y^e\} \quad \#(4)$$

162 式4中，正变化表示红树林增加，负变化表示红树林减少， Y^s 表示监测开始年份， Y^e 表
163 示监测结束年份。

164 1.3.3.3 确保模型准确性

165 1) 年内监测一致性原则：当一年内的某一个月份被监测到变化(正、负)后，那么这一年
166 内的后续月份也要监测到同样的变化(正、负)(式5)。满足一年内符合该要求的月份数量大
167 于等于3的时候，才认为该监测到变化存在。

$$M_{m'} > 0 \Leftrightarrow M_m > 0, \forall m - m' \geq 3 \quad \#(5)$$

168 2) 年际监测一致性原则：模型在三年内不能出现相反的变化检测结果。统计三年内检
169 测结果出现相反结果的像素个数，将其定义为模型的容许误差，并将这部分像素被剔除。

$$Y_{y'} > 0 \Leftrightarrow Y_y > 0, \forall y - y' > 3 \quad \#(6)$$

170 1.3.4 精度评价

171 从两个方面评价红树林扩张年份识别精度：a) 对红树林增加、未增加部分的识别准确
172 度；b) 识别到的增加年份与实际增加年份的差异。

173 在监测结果为2017-2022年增加的图层中，每一年随机生成40个采样点，未增加的图层
174 中，随机生成60个采样点，计算监测结果对增加和未增加识别的准确度。采用三个指标评估：
175 用户精度UA(User's Accuracy, UA)，生产者精度PA (Producer's Accuracy, PA)和总体精度

176 (Overall Accuracy, OA)。

$$UA = \frac{P_{ii}}{P_i} \#(7)$$

$$PA = \frac{P_{jj}}{P_j} \#(8)$$

$$OA = \frac{P_{ii} + P_{jj}}{P_{ii} + P_i + P_j + P_{jj}} \#(9)$$

177 式7, 8和9中, P_{ii} 和 P_{jj} 表示参考数据和制图数据一致的像素个数, P_i 表示制图数据中被
178 分为*i*类的样本数, P_j 表示参考数据中被分为*j*类的样本数。

179 其次, 对于识别到的增加年份, 计算年份差异和平均绝对年份误差MAEY (Mean absolute
180 error year, MAEY), 以评估识别到增加的年份与实际增加年份的误差。计算正确分类的像素
181 比例ACPP(Accurately classified pixels proportion, ACPP), 即识别到扩张的年份与实际扩张
182 年份一致的像素占总像素的比例, 评估扩张年份分类正确的像素占比。

$$\Delta Y = Y_{ref} - Y_{cls} \#(10)$$

183 式10中, ΔY 表示年份差异, Y_{ref} 表示参考年份, Y_{cls} 表示分类年份。如果 ΔY 是*n*, 表示监
184 测到正确变化提前了*n*年, 如果 ΔY 是0, 表示监测到了正确的变化年份, 如果 ΔY 是-*n*, 表示
185 监测到正确变化晚了*n*年。

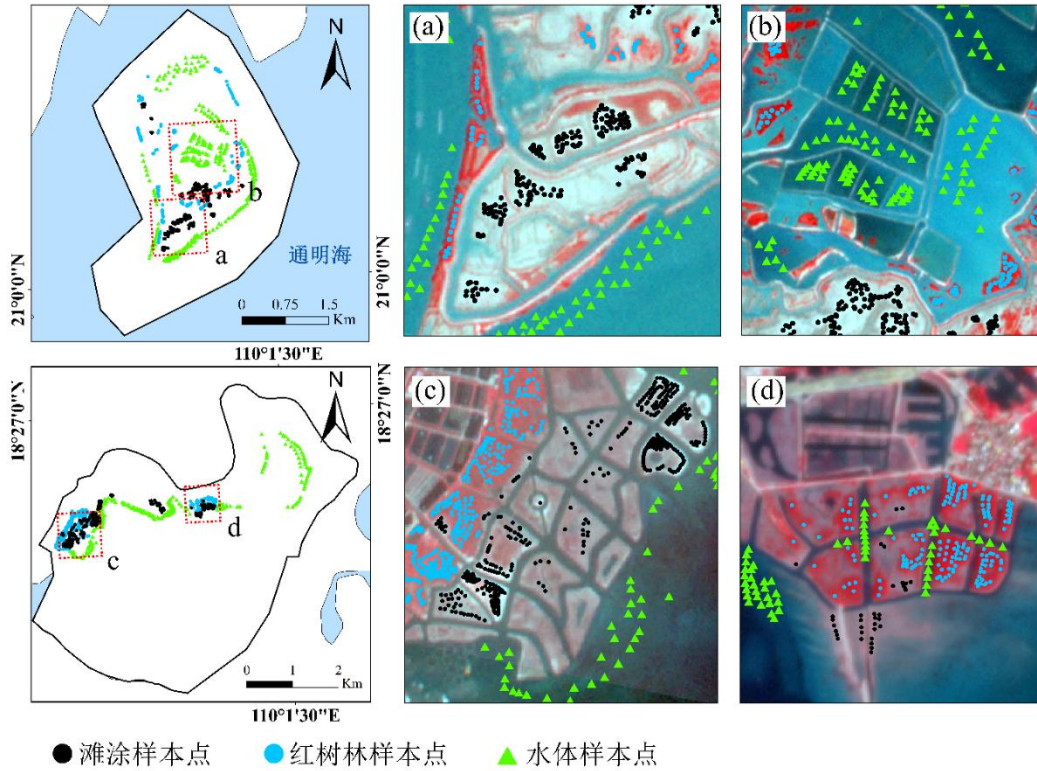
$$MAEY = \sum_{s=1}^M \frac{|Year_{ref}(s) - Year_{class}(s)|}{M} \#(11)$$

186 式11中, $Year_{ref}$ 和 $Year_{class}$ 表示参考年份和分类年份, M 表示验证的样本数。式11表示
187 平均绝对年份误差MAEY, 用MAEY评估参考年份与分类年份的整体差异。

188 2 结果与分析

189 2.1 确定最佳阈值 T_1 和精度评价

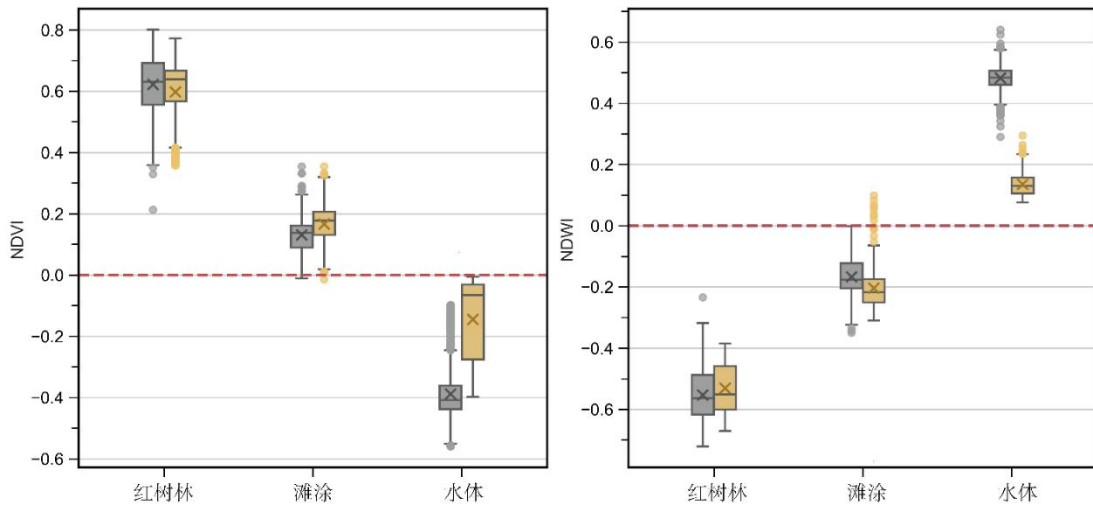
190 本文采集的红树林、滩涂、水体三类地物的样本点分布如图5所示。本文统计每个样本
191 点的NDVI和NDWI值, 图6是三类地物的样本点在两个研究区分布的箱线图。结果验证了相
192 关假设, 即NDWI和NDVI为0可以区分水体和非水体, 红树林和滩涂之间可以用一个NDVI
193 阈值 T_1 区分。根据样本点NDVI值的统计结果, 确定阈值 T_1 范围在ZMNNR为0.26-0.36,
194 LMNWP为0.32-0.42 (图6-a)。在这个阈值区间内, 以0.02为步长增加, 使用不同阈值的监测
195 精度如图7所示。结果表明, 阈值的变化对OA的影响较小, 对正确分类的像素比例ACPP和
196 平均绝对年份误差MAEY的影响较大。在两个研究区内, 使用不同阈值监测的OA都在80%
197 左右。在ZMNNR, 使用阈值0.26-0.36进行监测过程中, ACPP随着阈值的增加而增加, 在0.36
198 时达到最大, 为63.9%; MAEY随着阈值的增加整体呈下降趋势, 在0.36时最小, 为0.51, 因
199 此, 在ZMNNR, 阈值0.36最合适。在LMNWP, 使用阈值0.32-0.42进行测试, ACPP随着阈
200 值的增加先增加后减少, 0.34时最大, 为61.6%; MAEY先减小后增加, 0.34和0.36时最小,
201 为0.56; 因此, LMNWP选取阈值0.34最合适。



202
203
204
205

图5 研究区红树林、滩涂和水样采样点分布图 (a)(b) ZMNNR, (c)(d) LMNWP

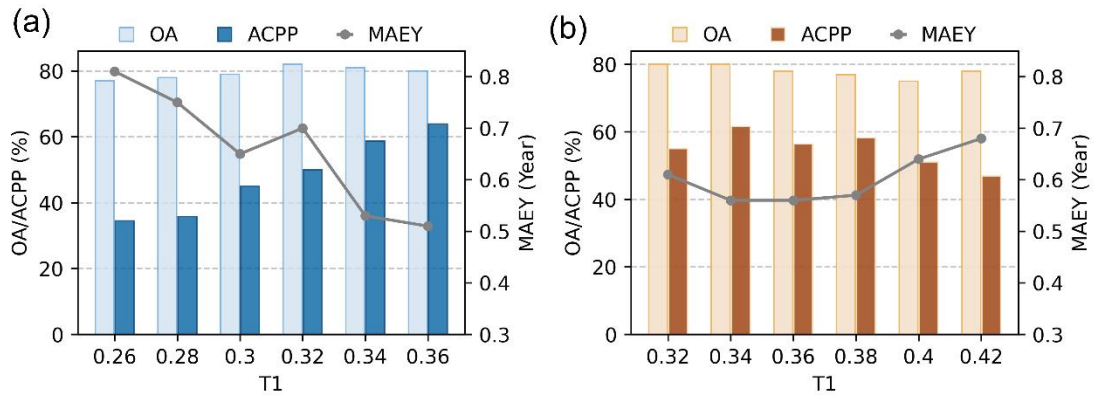
Fig. 5 Distribution map of sample points of mangrove, mudflat and water samples in the study area (a) (b) ZMNNR and (c) (d) LMNWP



206
207
208
209

图6 ZMNNR (黑色箱体)和LMNWP (黄色箱体)红树林, 滩涂, 水体样本点NDVI和NDWI分布

Fig. 6 Distribution of NDVI and NDWI at mangrove, tidal flat, and water sample points for ZMNNR (black box) and LMNWP (yellow box)



210

211

图7 (a)ZMNNR和 (b)LMNWP在不同阈值下使用TRPMM的总体精度OA、正确分类的像素比例ACPP和平均

212

绝对年份误差MAEY

213

Fig.7 OA, ACP, and MAEY of (a) ZMNNR and (b) LMNWP using TRPMM at different thresholds

214

2.2 变化年份识别精度

215

表2展示了基于TRPMM监测的红树林未增加部分和增加部分的识别精度。ZMNNR未增加部分的PA, UA分别为87.0%和77.9%，增加部分的PA和UA为71.0%和82.2%。LMNWP未增加部分的PA和UA为72.0%和83.1%，增加部分的PA和UA为92.4%和78.8%。ZMNNR和LMNWP的OA都是80.0%。图8是识别到增加的年份与实际增加年份的年份差异分布。ZMNNR和LMNWP分别有63.92%和61.63%的像素正确分类(年份差异为0)，分别有28.87%和26.17%的像素显示了±1年的误差。ZMNNR有7.21%的像素误差大于等于2年,LMNWP有12.2%的像素误差大于等于2年。

222

表2 未增加部分和增加部分的识别精度

223

Table 2 The accuracy of no increase year and increase year parts

	ZMNNR		LMNWP	
	未增加	增加	未增加	增加
PA(%)	87.0	71.0	62.0	92.4
UA(%)	77.9	82.2	83.1	78.8
OA(%)	80.0		80.0	

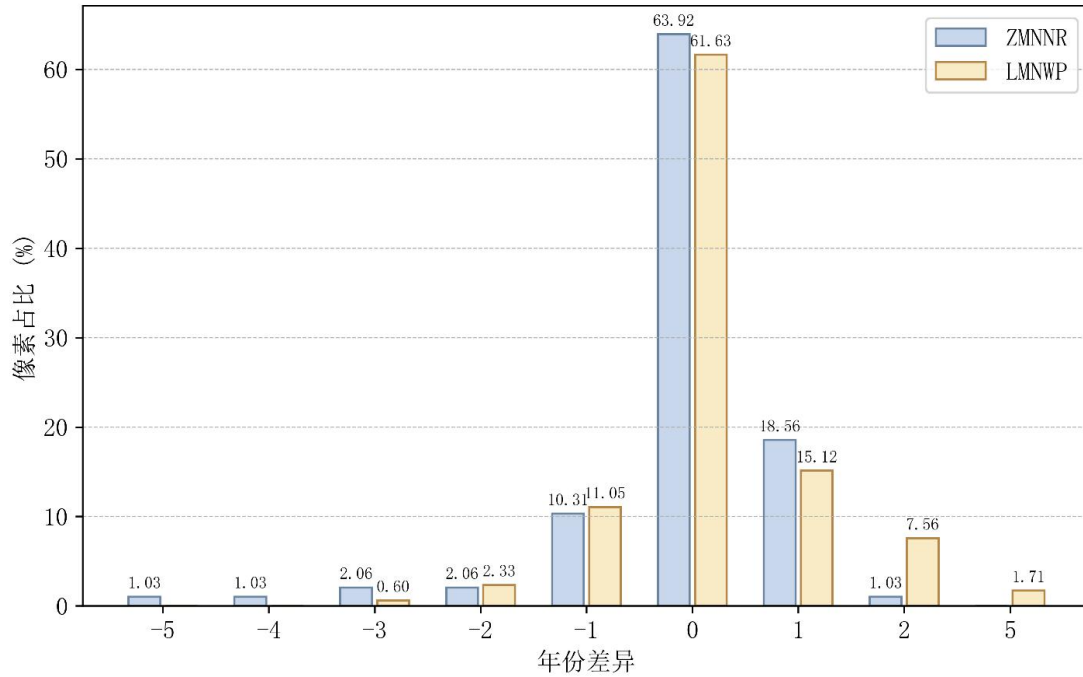


图8 年度增加分类结果与实际增加年份的差异

Fig. 8 The year difference of the TRPMM result

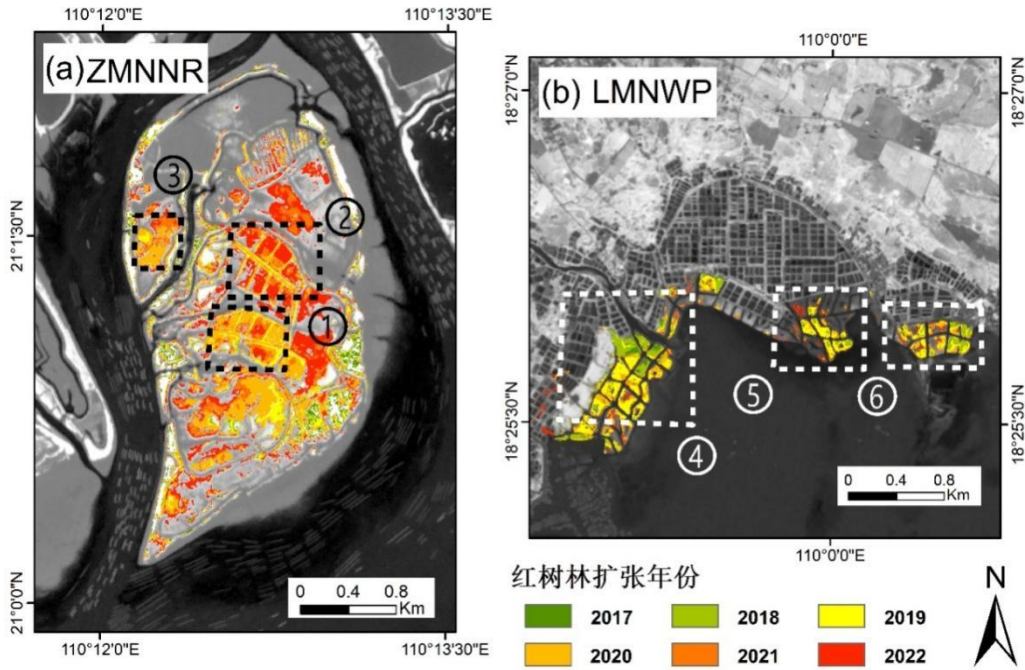
224

225

226

227 2.3 红树林年际扩张制图

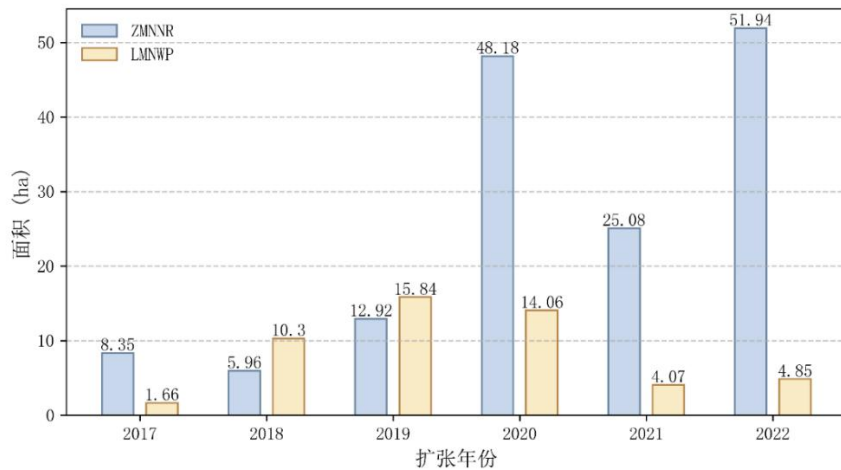
228 ZMNNR和LMNWP红树林年际扩张分布图如图9所示。ZMNNR在2017年和2018年增加
 229 的红树林主要在岭头岛东南方和西南方的外部滩涂上。岛内养殖塘边缘在2019年出现红树林，
 230 之后由边缘扩展到整个养殖塘内，这主要是“退塘还林”政策的实施。2017-2023年ZMNNR
 231 红树林增加的面积整体呈上升趋势，2022年新增的红树林面积最大，为51.94 ha，2017-2023
 232 年LMNWP红树林增加的面积先增加后减少，2019年红树林增加的面积最多，为15.84 ha。
 233 LMNWP增加的红树林主要位于滩涂上，与当地实施“蓝色港湾”工程有关。图9-b④区域
 234 的北部红树林增加的最早，在2017-2018年。2019-2022年，LMNWP整个滩涂上的红树林都
 235 开始陆续增加。2018-2020年LMNWP的红树林增加面积最多，为40.2 ha。



236
237
238

图9 研究区内2017-2023红树林扩张的空间分布 (a)ZMNNR, (b)LMNWP

Fig. 9 The distribution of mangrove expansion in the study area from 2017 to 2023 (a) ZMNNR, (b) LMNWP



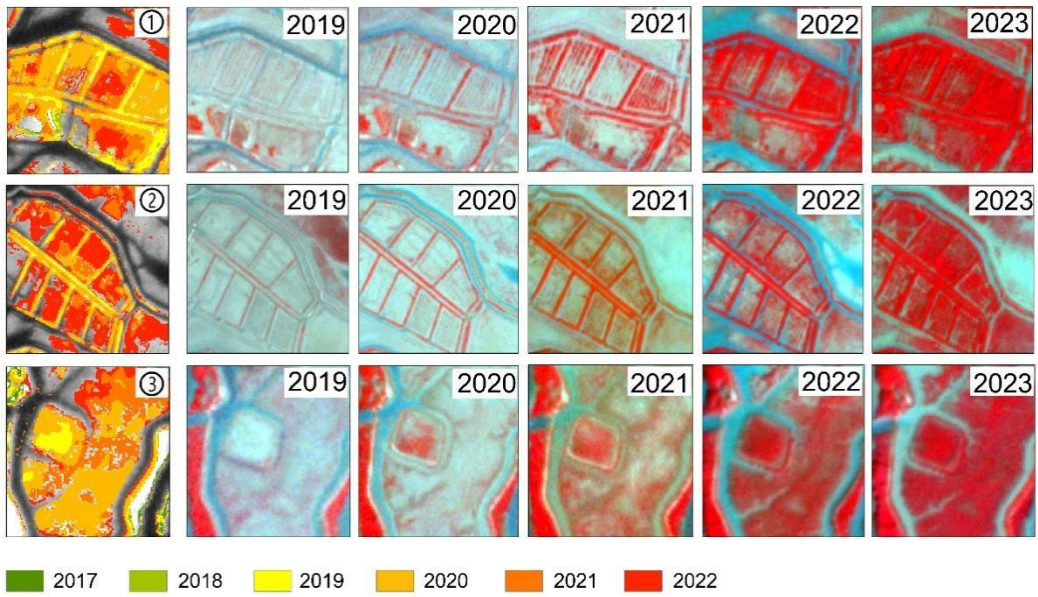
239
240
241
242

图10 研究区内各个年份红树林扩张的面积 (蓝色柱表示ZMNNR, 黄色柱表示LMNWP)

Fig. 10 The area of mangrove expansion in the study area from 2017 to 2023 (The blue bar represents ZMNNR, while the yellow bar represents LMNWP)

243 在两个研究区内各选择了3个典型区域, 通过目视来验证本文提出的模型对红树林增加
244 识别准确性(图11, 12)。在图11①和②中, 养殖塘边缘在2019-2020年开始出现红树林, 到2021
245 年养殖塘边缘红树林大量增加, 2021-2023年, 由养殖塘边缘向整个养殖塘扩张。在①区域,
246 2021-2022年扩张明显, ②区域2022-2023年扩张明显。③区域红树林最早2019-2020年出现在
247 正方形养殖塘中, 之后向外扩张。

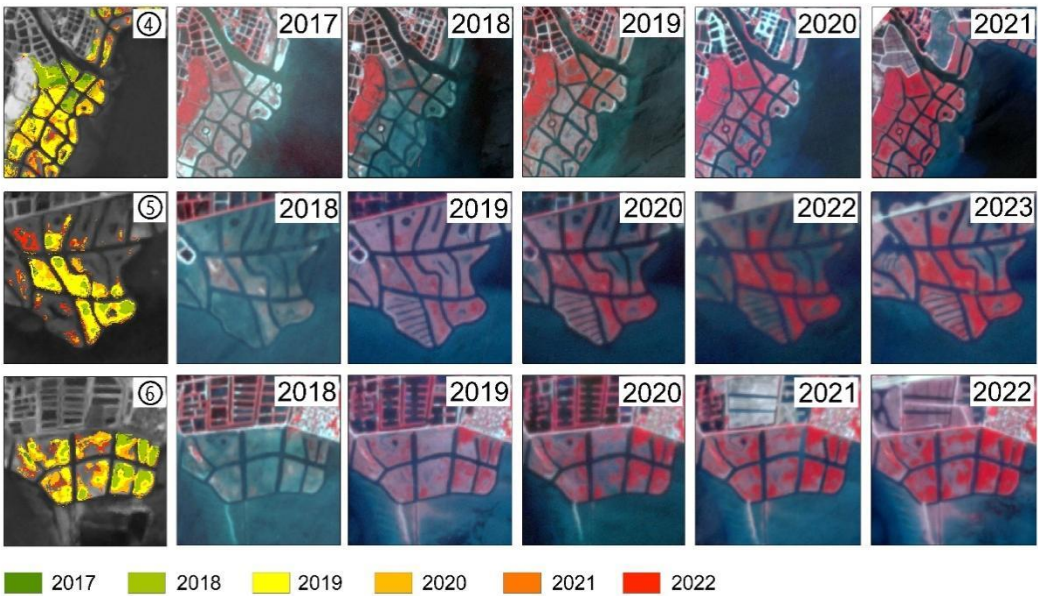
248 图12④中, 红树林在2017-2019年从北部的滩涂开始增加, 之后向南边扩张, 2019-2020
249 年扩张面积最大。⑤区域的红树林主要在两个时段增加, 2018-2019年和2019-2020年,
250 2019-2020年扩张面积最大, ⑥区域的红树林自东向西扩张。结果表明, 该方法对红树林增
251 加的识别与PlanetScope时间序列图像上的变化一致。



252
253
254

图11 ZMNNR中三个典型区域监测结果与PlanetScope影像对比

Fig. 11 Comparison of monitoring results of three typical regions in ZMNNR with PlanetScope images



255
256
257

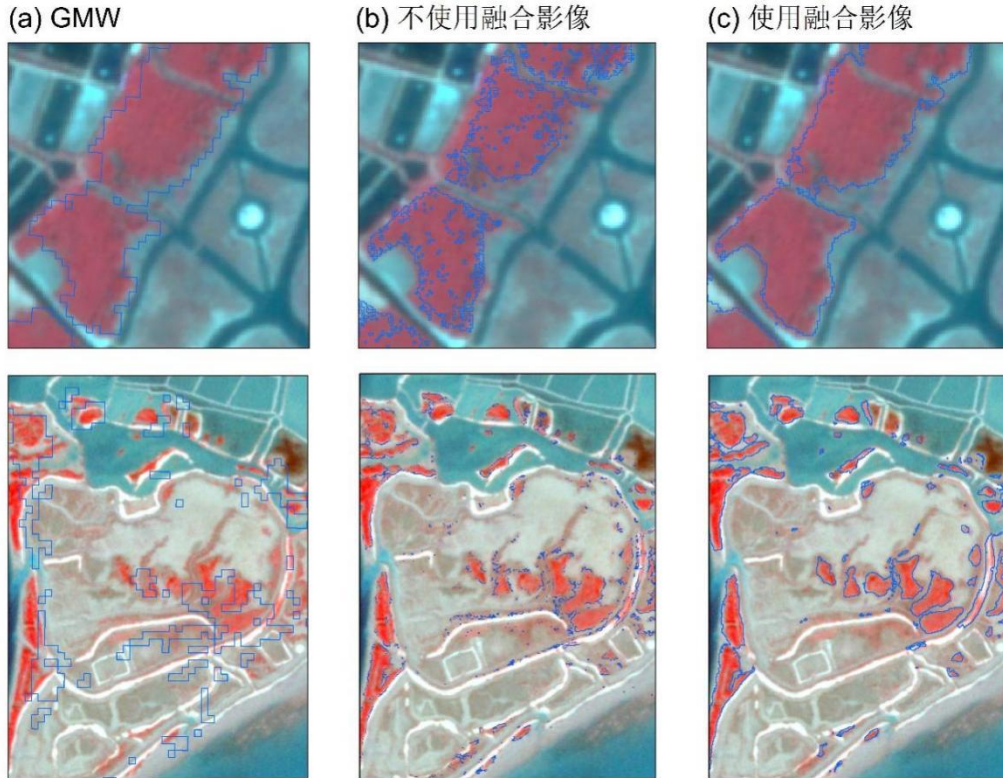
图12 LMNWP中三个典型区域监测结果与PlanetScope影像对比

Fig. 12 Comparison of monitoring results of three typical regions in LMNWP with PlanetScope images

258 3 讨论

259 3.1 融合 PlanetScope 和 Sentinel-2 绘制红树林分布的必要性

260 目前, 已经有很多红树林产品, 比如, 比较有代表性的GMW(Global Mangrove Watch,
261 GMW)^[37]。但由于数据范围、时间、空间分辨率的限制导致本研究没有直接使用这类数据集。
262 图13展示了2016年的GMW、未融合影像分类的红树林, 融合影像分类的红树林的差异。相
263 比于30m的GMW, 使用PlanetScope影像分类更能捕捉到一些重要但是细碎的红树林斑块。

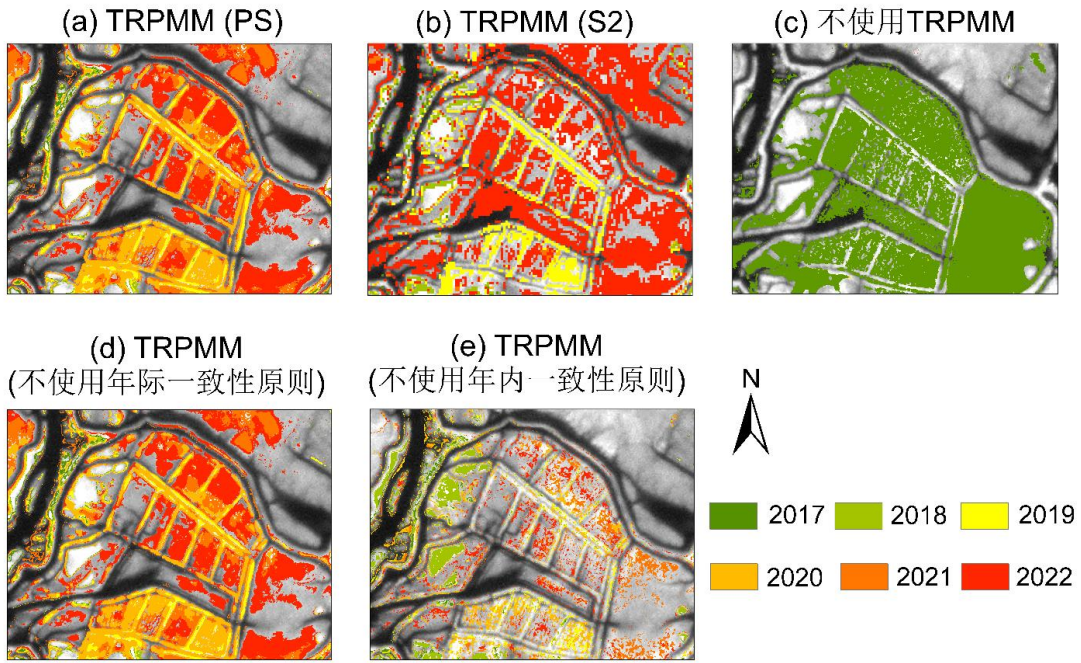


264 图13 红树林分类结果对比 (a)GMW, (b)使用PlanetScope, (c)使用PlanetScope和Sentinel-2融合后的影像
 265 Fig.13 Comparison of mangrove classification result. (a) GMW, (b) Images with PlanetScope, (c) Images Fused
 266 with PlanetScope and Sentinel-2
 267

268 图13-b和13-c是直接使用PlanetScope影像的分类结果与使用融合后影像分类的结果对
 269 比。两种分类方法都采用了随机森林算法,但是,未融合的影像基于可见光-近红外波段(B,
 270 G, R, NIR)和NDVI进行分类,融合后的影像使用了10个波段(B, G, R, NIR和RE1, RE2,
 271 RE3, NIR, NNIR, SWIR1, SWIR2)及NDVI、MVI、NDBI、mNDWI、NDMI五个指数。
 272 使用未融合的PlanetScope分类产生了很多小的分类错误的像素(图13-b)。使用未融合的
 273 PlanetScope分类,在ZMNNR, 2016和2023年红树林的PA为0.95和0.97, UA为0.97和0.96。
 274 在LMNWP, 2016和2023年红树林的PA为0.75和0.77, UA为0.75和0.81。分类精度均低于使
 275 用融合后影像分类的精度,使用融合后的PlanetScope影像进行分类,红树林的PA在0.96-0.99
 276 之间, UA在0.98-0.99之间,能有效提高分类精度。

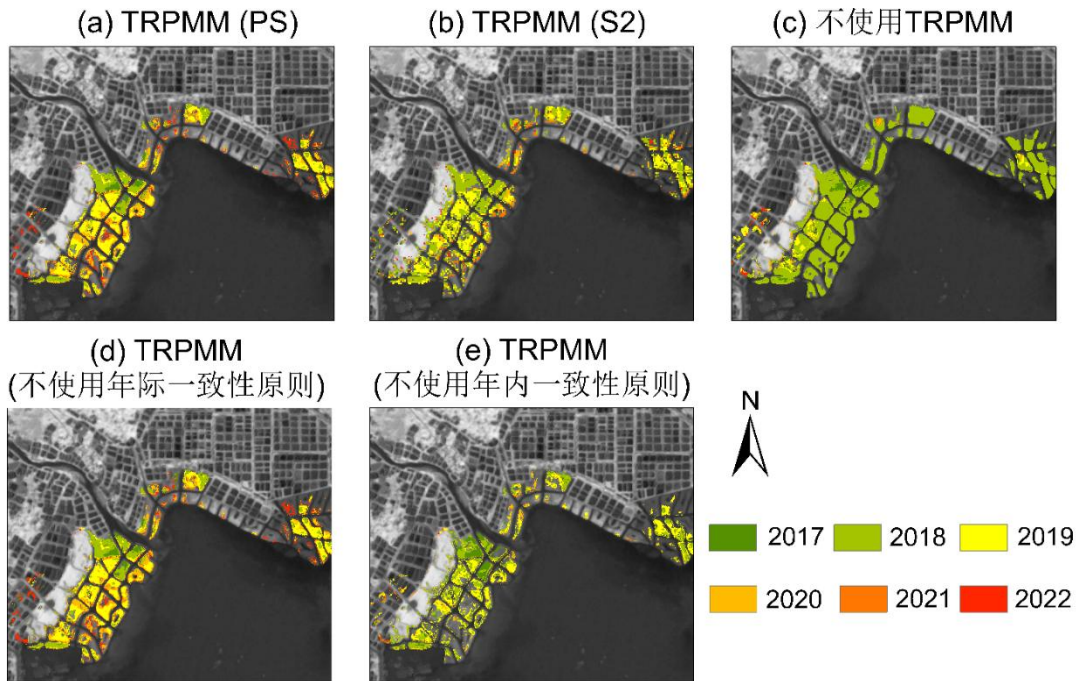
277 3.2 影响 TRPMM 监测精度的因素

278 阈值 T_1 、光学影像数据源、是否包含年内一致性原则,都会影响TRPMM方法的监测精
 279 度。阈值 T_1 对OA的影响较小,对ACPP和MAEY会产生明显影响。本研究提出的TRPMM采
 280 用PlanetScope时序影像,同时本文也测试了使用Sentinel-2时序影像监测所得的结果。图14,
 281 15展示了不同方式对红树林扩张年份监测结果的差异。若使用Sentinel-2监测会对发生了变
 282 化的区域产生漏分,如ZMNNR养殖塘内2020-2021年红树林增加的区域(图14-b),这主要是
 283 是由于Sentinel-2的重访周期更长,用于监测的影像数量明显少于PlanetScope。考虑年内监测一
 284 致性原则能显著提高监测精度,然而,是否考虑年际监测一致性原则对结果的整体影响不大。
 285 表3展示了使用不同监测方法的OA, ACPP和MAEY。使用Sentinel-2监测时, ZMNNR和
 286 LMNWP的监测OA为51.7%和71.7%。不使用年内一致性和年际一致性都会使监测精度降低,
 287 然而,年内一致性对提升精度的效果更明显。



288
289
290

图14 使用不同方式对红树林扩张年份的监测结果(ZMNNR)
Fig.14 Monitoring results of mangroves expansion year using different methods (ZMNNR)



291
292
293

图15 使用不同方式对红树林扩张年份的监测结果(LMNWP)
Fig.15 Monitoring results of mangroves expansion year using different methods (LMNWP)

294

表3 使用不同方法监测红树林年度扩张的OA, ACP和MAEY

295

Table 3 OA, ACP, and MAEY for monitoring annual expansion in mangroves using different methods

	ZMNNR			LMNWP		
	OA	ACPP	MAEY	OA	ACPP	MAEY
TRPMM (PlanetScope)	80.0	63.9	0.51	80.0	61.6	0.56
TRPMM (Sentinel-2)	51.7	33.3	0.97	71.7	32.0	1.16
不使用 TRPMM	46.0	1.9	3.90	80.7	26.1	1.37
TRPMM (不使用年际一致性原则)	47.0	63.3	0.52	80.0	57.3	0.60
TRPMM (不使用年内一致性原则)	42.3	52.0	0.56	65.7	59.5	0.57

296

3.3 本研究的优势和不足

297

本文首次使用PlanetScope时序影像对红树林种植区开展年度动态扩张监测研究。与陆地植被不同，红树林一般种植在废弃的养殖塘内或裸露的滩涂上。前者“退塘还林”前长期被水体淹没，导致利用NDVI进行红树林植被监测时缺少足够的有效值进行重构。开展“退塘还林”持续时间长，实施进度存在明显空间差异，也难以确定统一的“退塘完成”时间节点作为监测起始点。后者易受潮汐周期性淹没，导致可以用于红树林监测的低潮时期影像数量少。TRPMM能解决利用遥感技术监测种植区红树林过程中存在的问题。此外，TRPMM还采用了二维时序分析方法，在监测过程中添加了年内和年际一致性规则，充分利用了研究时段内所有影像，在一定程度上提高了监测精度。

305

红树林生长过程中可能伴随其他湿地植被类型的共存，仅靠阈值判别难以在所有情景下实现红树林与非红树林的准确区分。该问题在中国福建、广西等互花米草入侵较为严重的沿海区域尤为突出，主要原因在于互花米草与红树林在部分波段的光谱特征具有较高相似性。因此，TRPMM方法更适用于红树林人工种植区或异质地物干扰相对较少的区域。在未来研究中，有必要结合红树林与互花米草或其他植被之间的光谱与时序差异，构建更为精细的分类与判别规则，以提升方法在复杂滨海湿地环境中的适用性与精度。未来还可以结合无人机对保护区定期自动化巡检，为红树林种植恢复区提供更准确、及时、高频的动态监测。

312

4 结论

313

本文采用了“检测-监测-验证”框架来识别种植区红树林的年度扩张。监测中使用的TRPMM方法考虑了水体淹没对红树林识别精度的影响，且充分利用了年内和年际所有的影像。选择ZMNNR和LMNWP做为研究案例，该方法对扩张和未扩张区域识别的OA在ZMNNR和LMNWP都达到了80.0%。正确分类的像素比例(ACPP)超过了60%，MAEY为0.51和0.56。监测结果表明，2017-2023年ZMNNR红树林从养殖塘外围向中心扩张，2020-2023年红树林增加面积最多，为125.2ha。LMNWP红树林增长发生在滩涂，LMNWP西边滩涂的北部最早出现增加，2018-2020增加面积最多，为40.2ha。此外，使用PlanetScope、添加年内一致性原则能有效提高TRPMM的监测精度。该方法有望应用在更多的区域，以实现红树林种植区的动态监测。

322

323

致 谢：感谢首都师范大学周德民教授在研究过程中给予的启发和指导。感谢 Planet Labs教育与科研计划提供的 PlanetScope 影像数据。

324

325 参考文献

- 326 [1] Friess D A, Rogers K, Lovelock C E, et al. The State of the World ' s Mangrove Forests: Past, Present, and Future[J]. Annual Review
327 of Environment and Resources,2019(44):89-115.
- 328 [2] Goldberg L, Lagomasino D, Thomas N, et al. Global declines in human - driven mangrove loss[J]. Global Change
329 Biology,2020,26(10):5844-5855.
- 330 [3] Hamilton S E, Casey D. Creation of a high spatio - temporal resolution global database of continuous mangrove forest cover for the
331 21st century (CGMFC - 21)[J]. Global Ecology and Biogeography,2016,25(6):729-738.
- 332 [4] Su J, Friess D A, Gasparatos A. A meta-analysis of the ecological and economic outcomes of mangrove restoration[J]. Nature
333 Communications,2021,12(1):5050.
- 334 [5] Zhang T, Hu S, He Y, et al. A Fine-Scale Mangrove Map of China Derived from 2-Meter Resolution Satellite Observations and Field
335 Data[J]. ISPRS international journal of geo-information,2021,10(2):92.
- 336 [6] Zhao C P, Qin C Z. 10-m-resolution mangrove maps of China derived from multi-source and multi-temporal satellite observations[J].
337 ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2020,169:389-405.
- 338 [7] Fu B, Wu Y, Zhang L, et al. Cross-scenario transfer learning for estimating mangrove nitrogen and phosphorus content from field
339 hyperspectral data to SDGSAT-1 and Sentinel-2 images[J]. Remote Sensing of Environment,2025,329:114923.
- 340 [8] 付波霖, 邓良超, 张丽, 等. 联合星载高光谱影像和堆栈集成学习回归算法的红树林冠层叶绿素含量遥感反演[J]. 遥感学
341 报,2022,26(6):1182-1205.
- 342 [9] Maurya K, Mahajan S, Chaube N. Remote sensing techniques: mapping and monitoring of mangrove ecosystem—a review[J].
343 Complex & Intelligent Systems,2021,7(6):2797-2818.
- 344 [10] 高常军, 蒋侠朋, 甄佳宁, 等. 耦合 WorldView-2 和珠海一号影像的红树林物种分布[J]. 遥感学报,2022,6(26):1155-1168.
- 345 [11] 张书嵘, 付波霖, 高二涛, 等. 联合 UAV-LiDAR 点云 and SSAFormer 的红树林群落精细分类[J]. 遥感学报,2025,5(29):1140-1163.
- 346 [12] Li S, Xu L, Jing Y H, et al. High-quality vegetation index product generation: A review of NDVI time series reconstruction
347 techniques[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2021,105:102640.
- 348 [13] 张召星, 李静, 柳钦火, 等. 高分一号卫星高时空分辨率植被指数产品验证与分析[J]. 遥感学报,2023,3(27):665-676.
- 349 [14] Kennedy R E, Yang Z Q, Cohen W B. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1.
350 LandTrendr — Temporal segmentation algorithms[J]. Remote Sensing of Environment,2010,114(12):2897-2910.
- 351 [15] Huang C Q, Goward S N, Schleeuwis K, et al. Dynamics of national forests assessed using the Landsat record: Case studies in
352 eastern United States[J]. Remote Sensing of Environment,2009,113(7):1430-1442.
- 353 [16] Verbesselt J, Hyndman R, Newnham G, et al. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series[J]. Remote Sensing
354 of Environment,2010,114(1):106-115.
- 355 [17] Zhu Z, Woodcock C E. Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data[J]. Remote
356 Sensing of Environment,2014,144:152-171.
- 357 [18] Senf C, Seidl R. Mapping the forest disturbance regimes of Europe[J]. Nature sustainability,2021,4(1):63-70.
- 358 [19] Parracciani C, Gigante D, Mutanga O, et al. Land cover changes in grassland landscapes: combining enhanced Landsat data
359 composition, LandTrendr, and machine learning classification in google earth engine with MLP-ANN scenario forecasting[J]. GIScience
360 and remote sensing,2024,61(1).
- 361 [20] Qu Y, Zhang B, Xu H, et al. Interannual Monitoring of Cropland in South China from 1991 to 2020 Based on the Combination of
362 Deep Learning and the LandTrendr Algorithm[J]. Remote Sensing,2024,16(6):949.
- 363 [21] Wang Y H, Wang X F, Khan S, et al. Evaluation of mangrove restoration effectiveness using remote sensing indices - a case study in
364 Guangxi Shankou Mangrove National Natural Reserve, China[J]. Frontiers in Marine Science,2023,10.
- 365 [22] Sun C, Li J L, Liu Y C, et al. Tracking annual changes in the distribution and composition of saltmarsh vegetation on the Jiangsu
366 coast of China using Landsat time series-based phenological parameters[J]. Remote Sensing of Environment,2023,284:113370.
- 367 [23] Tian J Y, Wang L, Yin D M, et al. Development of spectral-phenological features for deep learning to understand *Spartina alterniflora*

368 invasion[J]. *Remote Sensing of Environment*,2020,242:111745.

369 [24] 闵钰魁, 柯樱海, 韩月, 等. 融合 Sentinel-2 和 GF-1 时序影像的入侵植物互花米草清除动态监测[J]. *遥感学*
370 *报*,2023,27(6):1467-1479.

371 [25] Zhang Y M, Zhang L, Kang Y, et al. Biotic homogenization increases with human intervention: implications for mangrove wetland
372 restoration[J]. *Ecography*,2022,2022(4).

373 [26] Ouyang X G, Guo F, Lee S Y, et al. Mangrove restoration in China's tidal ecosystems[J]. *Science*,2024,385:836-837.

374 [27] Sadeh Y, Zhu X, Dunkerley D, et al. Fusion of Sentinel-2 and PlanetScope time-series data into daily 3 m surface reflectance and
375 wheat LAI monitoring[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*,2021,96:102260.

376 [28] Tayer T C, Douglas M, Cordeiro M C R, et al. Improving the accuracy of the Water Detect algorithm using Sentinel-2, Planetscope
377 and sharpened imagery: a case study in an intermittent river[J]. *GIScience and remote sensing*,2023,60(1).

378 [29] Francini S, Mcroberts R E, Giannetti F, et al. Near-real time forest change detection using PlanetScope imagery[J]. *European Journal*
379 *of Remote Sensing*,2020,1(53):233-244.

380 [30] Keay L, Mulverhill C, Coops N C, et al. Automated Forest Harvest Detection With a Normalized PlanetScope Imagery Time
381 Series[J]. *Canadian journal of remote sensing*,2023,49(1).

382 [31] Zhang R, Jia M, Wang Z M, et al. Tracking annual dynamics of mangrove forests in mangrove National Nature Reserves of China
383 based on time series Sentinel-2 imagery during 2016–2020[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and*
384 *Geoinformation*,2022,112:102918.

385 [32] 吴协保, 曾晖, 谢邦雄, 等. 海南陵水新村潟湖滩涂红树林生态修复关键技术研究[J]. *湿地科学与管理*,2020,16(1):60-63.

386 [33] Scheffler D, Hollstein A, Diedrich H, et al. AROSICS: An Automated and Robust Open-Source Image Co-Registration Software for
387 Multi-Sensor Satellite Data[J]. *Remote Sensing*,2017,9(7):676.

388 [34] Zhao Y Q, Liu D S. A robust and adaptive spatial-spectral fusion model for PlanetScope and Sentinel-2 imagery[J]. *GIScience &*
389 *Remote Sensing*,2022,59(2022):520-546.

390 [35] Wang M, Mao D, Xiao X, et al. Interannual changes of coastal aquaculture ponds in China at 10-m spatial resolution during
391 2016–2021[J]. *Remote Sensing of Environment*,2023,284:113347.

392 [36] Savitzky A, Golay M J E. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures.[J]. *Analytical*
393 *Chemistry*,1964,36(8):1627-1639.

394 [37] Bunting P, Rosenqvist A, Hilarides L, et al. Global Mangrove Extent Change 1996–2020: Global Mangrove Watch Version 3.0[J].
395 *Remote Sensing*,2022,14(15):3657.

396 **An approach for accurate identification dynamics of mangrove**
397 **plantation based on time series PlanetScope images and**
398 **threshold-rule**

399 Wang Yuhang¹, Chen Jingwen¹, Ma Jiaojiao^{2,3}, Ju Xiaoxiao¹, Fan Yourong¹, Gao Changjun^{2,3}

400

401 (1. College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing, 100048, China;

402 2. Guangdong Provincial Key Laboratory of Silviculture, Protection and Utilization, Guangdong Academy of
403 Forestry, Guangzhou, 510520, China;

404 3. Guangdong Haifeng Wetland Ecosystem National Observation and Research Station, Guangzhou 510520,
405 China)

406

407

408 **Abstract:** Artificial afforestation is the main reason for the rapid increase of mangrove in recent
409 years. Accurate and timely monitoring of mangrove planting areas is particularly important for
410 evaluating the mangrove restoration effectiveness and wetland management. In this study, the
411 "detect-monitor-validate" framework was proposed, where "detect" refers to the fusion of
412 PlanetScope and Sentinel-2 to detect the potential distribution of mangrove, "monitor" refers to
413 the method for monitoring the annual expansion of mangrove planting areas based on time-series
414 PlanetScope images, called Threshold- and Rule-based Planted Mangrove Monitoring (TRPMM).
415 The "threshold" was determined based on time-series NDVI and NDWI, while the "rules"
416 included land-cover transition rules, intra-annual monitoring consistency rules, and inter-annual
417 monitoring consistency rules. Validate was based on high spatial resolution PlanetScope and
418 Google Earth, and the accuracy evaluation shows that the method has achieved good accuracy in
419 monitoring mangrove expansion. The Overall Accuracy (OA) is 80.0% in both ZMNNR and
420 LMNWP, and the Mean Absolute Error Year (MAEY) is 0.51 years and 0.56 years, respectively.
421 The monitoring results show that from 2020 to 2023, the ZMNNR mangrove has the largest
422 increase in area, reaching 125.2 ha; From 2018 to 2020, LMNWP had the largest increase in area,
423 reaching 40.2 ha. Threshold T_1 , optical image data, and intra-annual consistency rules all affect
424 the accuracy of TRPMM. Compared with using only time-series NDVI monitoring, the use of
425 TRPMM method resulted in an average increase of 17 times in the pixel ratio for accurate
426 classification of mangrove expansion in two planting areas. In the context of global mangrove
427 restoration, this method is expected to be used in more regions to achieve dynamic monitoring of
428 mangrove planting areas.

429

430

431 **Keywords:** Mangrove; Planting restoration; PlanetScope; time-series analysis; Threshold- and
432 rule-based planted mangrove monitoring (TRPMM)

433