

引用格式:Chen Kangming, Zhu Xudong.Remote Sensing of Spatio-temporal Dynamics of Saltmarsh Vegetation along South China Coast based on Google Earth Engine[J].Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(4):751-759.[陈康明,朱旭东.基于Google Earth Engine的南方滨海盐沼植被时空演变特征分析[J].遥感技术与应用,2021,36(4):751-759.]

DOI:10.11873/j.issn.1004-0323.2021.4.0751

基于Google Earth Engine的南方滨海盐沼植被 时空演变特征分析

陈康明^{1,2},朱旭东^{1,2,3,4}

- 1.滨海湿地生态系统教育部重点实验室(厦门大学),福建 厦门 361102;
- 2.厦门大学环境与生态学院,福建 厦门 361102;
- 3.厦门大学海洋与海岸带发展研究院,福建 厦门 361102;
- 4.南方海洋科学与工程广东省实验室(珠海),广东 珠海 519000)

摘要:掌握滨海盐沼植被时空演变规律是科学开展滨海湿地生态系统管理的基础。滨海盐沼植物互花米草在中国海岸潮间带快速入侵与扩散,显著改变了原有滨海湿地的结构与功能,给滨海湿地保护与管理带来巨大的挑战。目前针对滨海盐沼植被时空动态的大尺度遥感分析还十分有限,人们对滨海盐沼植被空间分布的历史演变规律及其控制机制还缺乏足够的了解。实验基于Google Earth Engine平台和Landsat长时序历史影像,利用连续变化检测和分类算法反演近30 a中国南方(浙江以南)滨海盐沼植被的时空分布,分析潮汐淹水对滨海盐沼植被时空分布的影响。结果表明:①滨海盐沼植被总面积在2000~2004年出现短暂下降,之后呈现持续增长趋势;②滨海盐沼植被面积存在3种增长模式——波动、线性和指数增长;③滨海盐沼植被面积与淹水概率之间近似呈正态分布规律,植被时空分布表现为从低淹水区逐渐向高淹水区扩散的演变趋势。研究结果有助于理解滨海盐沼植被时空演变规律,为滨海湿地的科学管理提供决策支持。

关键词:滨海湿地;盐沼植被;连续变化检测和分类;Google Earth Engine;Landsat

中图分类号:TP79 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2021)04-0751-09

1 引言

滨海盐沼湿地(以下简称盐沼湿地)作为一种潮间带草原,主要分布于陆地与海洋之间受潮汐影响的河口和避风海岸,是人类居住和生产活动的重要区域,有着很多重要的生态功能。互花米草等耐盐植物可以很好地生长于盐沼湿地生境,形成盐沼植被,有利于沉积物淤积、潮间带高程抬升,同时可以消减波浪,形成天然海堤保护海岸。盐沼植被有着很高的生产力和固碳能力,可有效减少大气CO₂

浓度,减缓温室效应^[1]。

卫星遥感技术可以对盐沼湿地生态系统进行大范围的连续监测,能瞬间记录数百甚至数千平方公里范围的清晰影像^[2]。目前已有不少学者利用卫星遥感技术基于不同算法研究盐沼植被的时空变化。Liu等^[3]基于Google Earth等高分辨率影像,采用目视解译和面向对象的方法获得2003~2015年福建漳江口湿地互花米草的空间分布,结果表明互花米草几年内快速侵占了原有的潮间带光滩,从高潮区逐渐向低潮区扩散。Zhang等^[4]基于Landsat影

收稿日期:2020-05-21;修订日期:2021-06-21

基金项目:国家自然科学基金项目(31600368)和厦门大学校长基金(20720190112)联合资助。

作者简介:陈康明(1994—),男,江西吉安人,硕士研究生,主要从事滨海湿地遥感研究。E-mail:33120171151461@stu.xmu.edu.cn

通讯作者:朱旭东(1985—),男,福建闽清人,博士,副教授,主要从事海岸带生态遥感与碳循环研究。E-mail:xdzhu@xmu.edu.cn

像,采用监督分类的方法获得中国滨海湿地互花米草的时空分布,结果表明大部分地区互花米草的面积增长可用多项式函数来描述,并且预测互花米草可能成为中国大多数滨海湿地的优势植物。卫星遥感在大尺度植被动态监测中优势明显,但受到卫星重访周期、云雨干扰等因素的限制,卫星遥感影像的连续性和数据质量往往无法满足实际需要^[5-7]。近年来也有不少研究利用无人机遥感开展盐沼植被动态监测,弥补了卫星影像分辨率低、重访周期长的缺点^[8]。Meng等^[9]利用无人机影像和面向对象分类的算法,通过影像纹理输入对潮间带植被进行分类。Zhou等^[10]利用SPOT卫星和无人机遥感高分辨率数据获得福建三沙湾湿地盐沼植被空间分布。

尽管卫星和无人机遥感在滨海盐沼植被动态监测中发挥了重要作用,但受限于滨海湿地自身的复杂性,已有的遥感动态监测研究还面临着一些难题。第一,互花米草等盐沼植物具有快速扩散能力,可在短短几年内从无到有扩散至整个潮间带^[11],遥感监测需具有很强的连续监测能力才能捕捉盐沼植被的时空演变动态。第二,处理大尺度长时序遥感影像需要很大的计算资源,已有研究大多针对小尺度单幅影像或短时间的盐沼植被动态进行研究,较少开展大尺度长时序的盐沼植被动态监测。第三,滨海盐沼植被存在异物同谱现象,比如红树林和盐沼植被光谱特征在生长季较为相似,且光谱常受到周期性潮汐淹水的影响,依靠单景影像很难有效区分,需要采用融合时序物候特征的分类方法^[12]。

盐沼植被的时空演变受到诸多生物与环境因子的共同影响,但目前人们对盐沼植被生长动态控制机制的了解还很有限^[13]。以互花米草为例,研究表明互花米草能在潮间带快速入侵,得益于其极强的繁殖能力^[14]。同时互花米草对淹水、盐生等逆境胁迫的高适应能力也是其能够成功入侵的基础^[15]。此外,互花米草对氮素水平和硫化物的高适应性也提升了竞争优势^[16],促使它能够在较强的环境胁迫下生存。潮汐淹水是潮间带植被特有的环境因子,受潮间带高程梯度和周期性潮汐共同作用,潮汐淹水直接或间接地影响着上述其他环境因子。事实上,不少研究已经发现盐沼植被在大尺度上的条带状分布主要受控于高程梯度或潮汐淹水^[17]。综合以往的研究结果可知,盐沼植被有较强的生境适应

能力,生态幅度较宽,尤其是对淹水的耐受性较强。因此研究淹水对盐沼植被适宜生境的影响对预测盐沼植被在潮间带的时空演变具有重要作用。以往的研究更多的是在小尺度上研究不同淹水对盐沼植被生长的影响,很少在大尺度上研究淹水与盐沼植被生长的关系。潮间带受潮汐淹水影响,不同时相的卫星影像通常存在潮位差异,同一空间位置在不同时相的影像中可被识别为淹水或非淹水像元,在影像时序足够多的情况下可以计算出该空间像元的淹水概率。因此,利用长时序卫星遥感数据可以反演潮间带的淹水概率,从而为大尺度分析潮汐淹水对盐沼植被生长的影响提供了可能。

连续变化检测和分类算法(Continuous Change Detection and Classification, CCDC)是由Zhu等^[7]提出的一种时间序列变化检测算法。该方法首先利用长时序遥感影像的反射光谱建立时序模型,然后结合模型系数和监督分类方法进行分类;该方法利用所有可利用的遥感影像数据,理论上可以获得任何给定时间的地物分类图;该方法已经在农田、森林等生态系统中得到很好的应用^[18-20]。尽管还存在算法相对复杂、计算量大、数据存储需求高的问题,较难在单机上实现大尺度运算,但得益于近年来Google Earth Engine(GEE)等云计算平台的发展与应用,这些问题均得到了有效解决。GEE是用于行星级地理空间分析的云计算平台^[21-22],可以访问高性能计算资源来处理海量地理空间数据,具有很强的数据存储和处理能力,为大尺度遥感分析提供了技术支持,目前在农田制图^[23]、森林监测^[24]、水体提取^[25]、红树林制图^[26]以及潮间带监测^[27-28]等领域都有很好的应用。

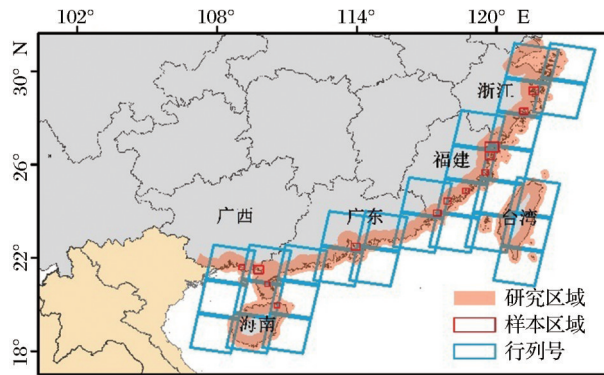
实验基于GEE云计算平台和Landsat长时序影像数据,开展近30 a中国南方滨海盐沼植被的时空演变分析:①结合CCDC算法提取地物光谱时间变化特征,然后利用随机森林分类算法对滨海湿地进行地物分类,提取1986~2018年中国南方各省滨海盐沼植被空间分布,并分析时空变化特征;②利用长时序历史遥感影像得到的潮间带淹水概率来分析潮汐淹水对滨海盐沼植被时空动态的影响。

2 研究方法

2.1 研究区

实验以中国南方海岸带(海岸线向陆海两侧延伸25 km)为研究区(图1),涉及浙江、福建、广东、广

西、海南和台湾6个省份。该研究区的滨海湿地生长有红树林,存在红树林—盐沼植被交错区,属于典型的南方滨海湿地类型,具有区域代表性。该区域属于海洋季风性气候,夏季炎热多雨,冬季温暖潮湿,降雨丰富,相对湿度大。



审图号:GS(2020)4632

图1 研究区与 Landsat 影像覆盖范围

Fig. 1 Study area and Landsat image coverage

2.2 分类方法

实验使用随机森林作为分类器,对输入特征进行分类。输入特征包括 CCDC 算法模型拟合系数、模型拟合值、模型误差、模型拟合中使用的 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index, 公式(1))^[29]、NDWI (Normalized Difference Water Index, 公式(2))^[26]、NDBI (Normalized Difference Buildings Index, 公式(3))^[30]、 ρ_{Blue} 、 ρ_{Green} 、 ρ_{Red} 、 ρ_{NIR} 、 ρ_{SWIR1} 、 ρ_{SWIR2} 、 ρ_{TIR} 的最大值、最小值、方差、百分位数(10%、25%、50%、75%、90%),以及高程、坡度和年平均气温共 93 个参数。以上 ρ_{Blue} 、 ρ_{Green} 、 ρ_{Red} 、 ρ_{NIR} 、 ρ_{SWIR1} 、 ρ_{SWIR2} 和 ρ_{TIR} 分别是蓝波段(450~520 nm)、绿波段(520~600 nm)、红波段(630~690 nm)、近红外波段(760~900 nm)、短波红外波段 1(1.55~1.75 μm)、短波红外波段 2(2.08~2.35 μm)和热红外(10.4~12.5 μm)。

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} \quad (1)$$

$$NDWI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{Green} + \rho_{SWIR1}} \quad (2)$$

$$NDBI = \frac{\rho_{SWIR1} - \rho_{NIR}}{\rho_{SWIR1} + \rho_{NIR}} \quad (3)$$

滨海湿地地表类型多样,包括植被、水体、建筑和光滩等,遥感地物分类需要充分利用不同地物之间 NDVI、NDWI 和 NDBI 的差异。考虑不同波段的最大值、最小值、方差和百分位数是为了增加不同地物的分类特征。考虑高程和坡度增加了不同

地物的地形信息,而考虑年平均气温增加了不同地物的纬度信息。针对 NDVI 数据,CCDC 算法通过处理长时序影像识别土地覆被变化,可以最大程度地减少土地类型短暂变化带来的分类误差。如果观察到像素在多个连续图像中改变,则其更有可能是土地覆被改变。根据 Woodcock 等^[7]的研究,连续 3 次观测值发生的变化可以得到最佳结果。因此,发生 1 次变化或连续两次发生变化的像素将被标记为“可能发生变化”,如果发现第三次连续变化,则将像素分配给“变化”类别。图 2 展示如何通过 3 个连续的清晰观测值与模型预测值进行比较来检测变化:当潮间带的地物类型没有发生变化时,接下来的 3 个清晰观测值总是在模型预测范围内($\pm 3 \times RMSE$; RMSE 指时间序列模型的拟合误差);如果仅一个或两个连续观测值超过 RMSE,则将其视为短暂变化,并将观测值标记为异常值;如果接下来的 3 个清晰观测值总是在模型预测范围外(连续 3 次超过 RMSE),则表示识别到变化。CCDC 算法通过更新时间序列模型,为分类过程添加动态特征,使时间序列模型可以随时间调整。

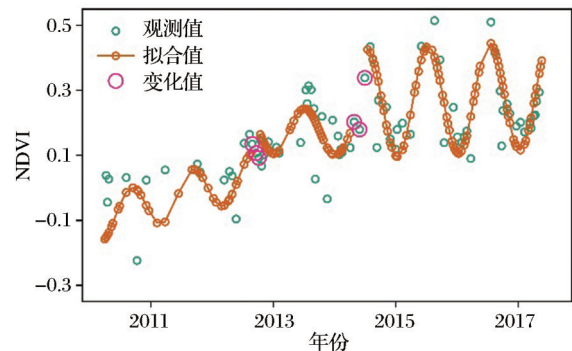


图2 基于 CCDC 算法拟合 NDVI 时序数据示意图

Fig. 2 Schematic diagram of fitting NDVI time series based on CCDC algorithm

2.3 样本选择

以 Google Earth 高分辨率影像为基础,选取东寨港(DZ)、廉州湾(LW)、铁山港(TS)、雷州(LZ)、深圳湾(SZ)、云霄(YX)、九龙江(JL)、泉州湾(QZ)、福清湾(FQ)、罗源湾(LY)、宁德(ND)、乐清湾(YQ)和宁海(NH)共 13 个采样区进行样本选取(图 1)。所有采样区都分布着大面积的盐沼植被或红树林,确保可以选取足够的样本数据。在样本选择过程中,考虑 4 个采样年份(1990 年、2000 年、2010 年和 2018 年),在 13 个采样区内进行 8 种地物类型(盐沼植被、红树林、光滩、水、建筑、森林、养殖

塘和其他类型)的样本选择。实验随机选择90%的样本数据作为训练集来构建随机森林分类模型,其余10%作为验证集用于评估分类的准确性,并使用混淆矩阵计算分类精度和总体精度。在同一采样年份的样本选取中,不同地物类型的训练和验证样本点总数量保持一致。不同采样年份样本总数量分别为:1 000(1990年)、2 500(2000年)、4 000(2010年)和6 000(2018年)。由于影像数量和质量原因,时间距现在越远,在Google Earth上选取可靠样本越困难,所以2018年的样本最多,而1990年的样本最少。

2.4 数据来源

研究区域可由30景Landsat影像完整覆盖。实验获取了1986年1月1日至2018年12月31日期间共16 890景Landsat影像(图3),空间分辨率为30 m×30 m,时间分辨率为16 d。Landsat 4和Landsat 5总共只有8个波段,Landsat 7和Landsat 8分别是10和12个波段,本研究选用它们的共有波段,包括蓝色、绿色、红色、短波红外、热红外波段和短波红外波段2。Landsat 4只有在1988年和1989年有60景影像。Landsat 5在1986~2011年有8 010景影像,Landsat 7在1999~2018年有6 450景影像,而Landsat 8在2013~2018年有2 370景影像。这些影像可在GEE上以图像集的形式获得。Google Earth高分辨率影像训练与验证样本的选取通过Google Earth Pro软件开展。

高程和坡度输入特征通过ALOS DSM全球数字表面模型^[31]计算(空间分辨率为30 m×30 m);年平均气温输入特征来自NCEP/NCAR再分析表面温度数据^[32]。潮汐淹水概率通过JRC(JRC Global Surface Water Metadata, v1.0^[25])数据集计算。JRC数据集基于1984~2015年Landsat 5、7和8遥感影像,量化全球地表水的变化,并统计每个像元出现水的次数。实验使用的淹水概率计算为每个像元出现水的次数除以每个像元的时序总数。

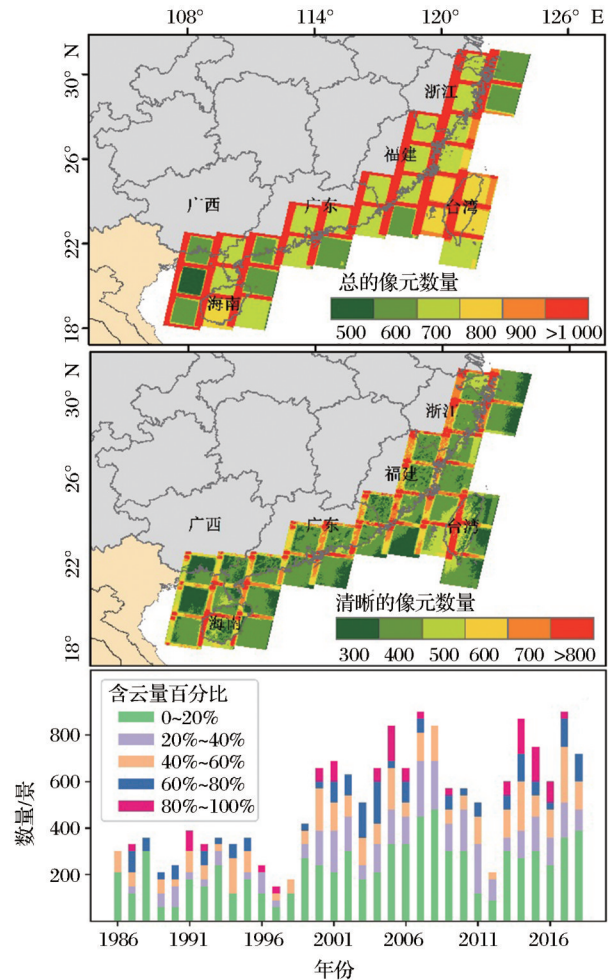
3 结果与分析

3.1 地物分类精度

对验证集样本数据进行精度评估(表1),结果表明8种土地覆盖类别的总体精度为97.1%,所有地物类型的用户精度和生产者精度达到90%以上,其中盐沼植被的用户精度和生产者精度超过98%。

3.2 研究区盐沼植被面积变化

总体来说,1986~2018年间研究区盐沼植被面



审图号:GS(2020)4632

图3 研究区Landsat影像总像元、清晰像元数量的空间分布与Landsat影像总数量的时间变化

Fig.3 Spatial and temporal distribution of Landsat images available for the study area including the sum of all and clear pixels and the number of available images

积从328 km²波动式增长至584 km²(图4),以2.29%的年均增长率生长。1986~1990年间,盐沼植被面积呈现下降的趋势,总体减少了2.68%。1990~2000年间盐沼植被的总面积从276 km²增加到466 km²,年平均增长率为6.22%。2000~2004年盐沼植被的面积一直在减少,减少了6.54%,到2004年只有314 km²。2004~2015年盐沼植被面积表现出指数增长,总面积增加了585 km²,年增长速率为7.84%。

由图5可以看出,截止到2018年,浙江和福建盐沼植被的面积分别占研究区盐沼植被总面积的50.31%和30.50%,广东和广西分别占9.57%和7.43%,而台湾和海南的占比很小。不同省份的盐沼植被的面积增长趋势有所不同。

表 1 随机森林分类精度评估

Table 1 The accuracy assessment of random forest classification

		每类中实际的样本数量							用户精度/%	
		盐沼植被	红树林	光滩	水体	森林	建筑	其他		养殖塘
每类 中预 测的 样本 数量	盐沼植被	1 330	2	5	0	0	2	7	1	98.6
	红树林	1	1 334	1	0	3	0	4	3	98.9
	光滩	0	3	1 339	3	0	0	0	3	99.2
	水体	0	0	5	1 338	0	0	0	5	99.1
	森林	6	0	0	0	1 303	2	2	3	96.6
	建筑	0	0	0	0	0	1 325	20	3	98.2
	其他	4	8	2	0	29	46	1 215	41	90.1
	养殖塘	1	5	7	1	2	2	2	1 297	96.1
	生产者精度/%	98.6	98.9	98.3	99.6	97.3	96.1	92.5	95.4	97.1

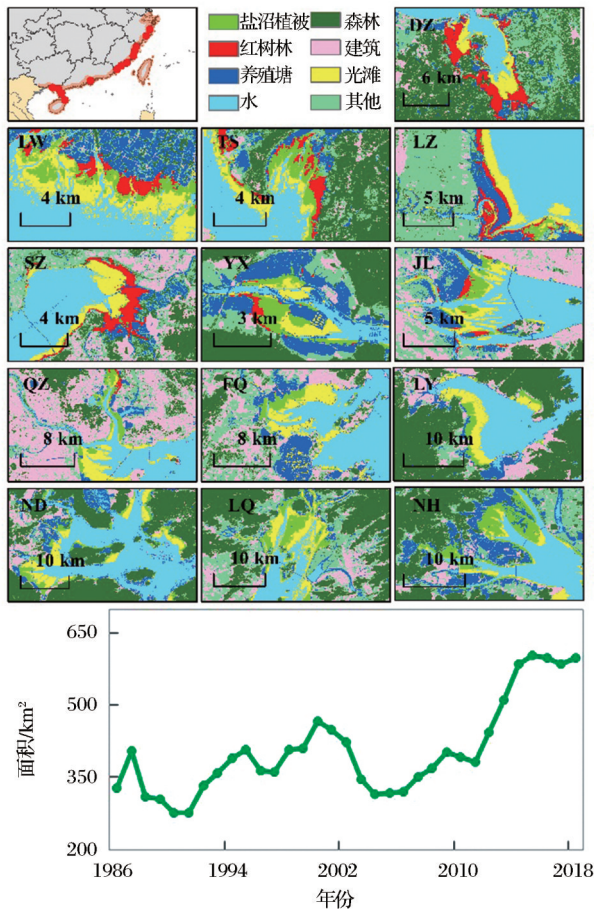


图 4 典型区地物分类空间分布与研究区盐沼植被总面积年际变化

Fig.4 Land cover mapping of typical regions and annual change in total area of saltmarsh over the study area

3.3 典型区盐沼植被面积变化

通过观察 13 个采样区的盐沼植被面积变化可以发现,研究区盐沼植被面积存在 3 种增长模式:波动增长,线性增长和指数增长。针对每种增长模式选取一个典型区域,描述盐沼植被的时空分布和扩

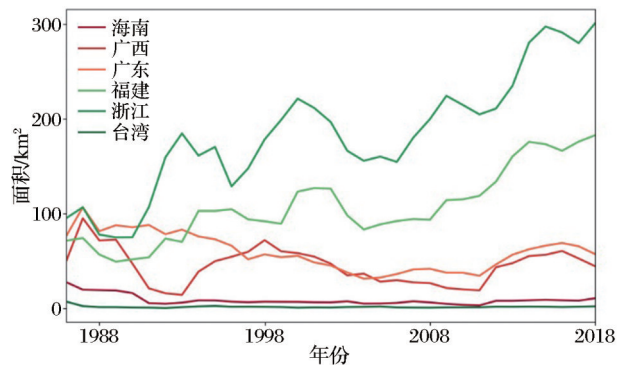


图 5 南方各省盐沼植被总面积年际变化

Fig.5 Annual change in total area of saltmarsh in each province of southern China

散过程。其中图 6~8 是 3 个典型区域盐沼植被的面积变化情况和 1990、1995、2000、2005、2010、2015 和 2018 年的空间分布情况。

铁山港在 2005 年之前面积呈现波动变化,2005 年之后盐沼植被快速扩张,面积快速增加,总体呈现波动式增长(图 6)。在 2010 年之前,云霄的盐沼植被很少,在 2010 年之后,盐沼植被爆发式生长,总体表现为指数增长(图 7)。九龙江的盐沼植被从 1990 年开始逐年慢慢生长,从高潮区逐渐向低潮区扩散,盐沼植被的面积逐渐增加,总体表现为线性增长(图 8)。

3.4 淹水对盐沼植被分布的影响

图 9 是不同年份研究区所有盐沼植被在不同淹水概率下的面积统计情况。除 1990 年外,盐沼植被的生长区域随淹水概率变化近似呈正态分布,在淹水概率 60%~90% 之间的面积最多。从 1995 年至 2018 年,盐沼植被的分布面积均是高淹水概率大于低淹水概率,低淹水概率的分布面积逐年减少,而高淹水概率的分布面积逐年增多。从 1995 年至

审图号:GS(2020)4632

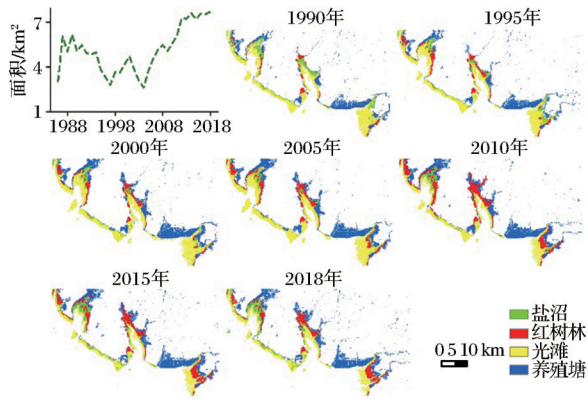


图6 铁山港(TS)盐沼植被总面积年际变化与空间分布历史演变

Fig.6 Annual change in total area of saltmarsh in Tieshan port (TS) and historical evolution of spatial distribution of saltmarsh

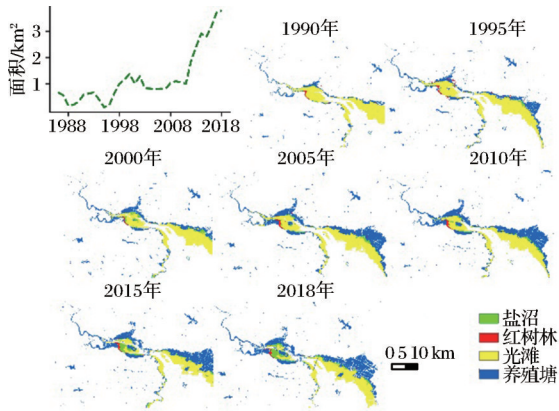


图7 云霄(YX)盐沼植被总面积年际变化与空间分布历史演变

Fig.7 Annual change in total area of saltmarsh in Yunxiao (YX) and historical evolution of spatial distribution of saltmarsh

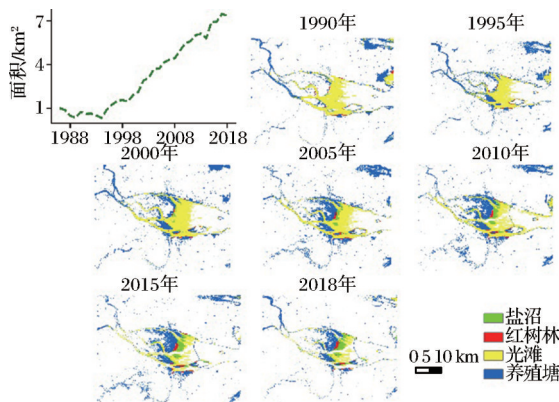


图8 九龙江(JL)盐沼植被总面积年际变化与空间分布历史演变

Fig.8 Annual change in total area of saltmarsh in Jiulongjiang (JL) and historical evolution of spatial distribution of saltmarsh

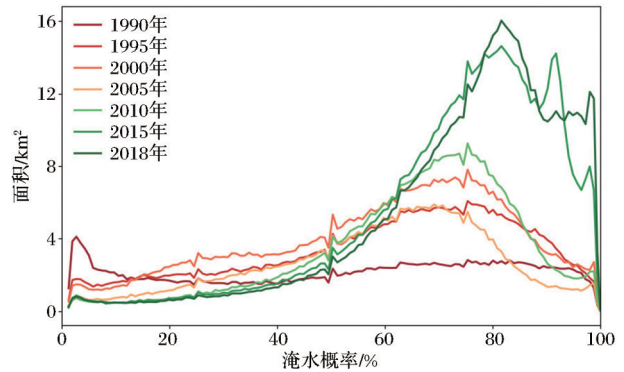


图9 不同年份盐沼植被分布面积随淹水概率的变化
Fig.9 Variation of saltmarsh distribution area across flooding probability in different years

2018年,分布面积最多的淹水概率从70%升高到80%。

4 讨论

研究区盐沼植被面积在2000年之前呈现增加趋势。在2000~2004年盐沼植被面积在减少,这与Zhang等^[4]的研究结论相似。2004~2015年盐沼植被表现出指数生长;其中2004~2010年盐沼植被面积增速较慢,为生物入侵的初始阶段;2010~2015年盐沼植被面积快速增长,处于快速爆发的阶段。2015~2018年盐沼植被的面积没有发生很大变化,基本达到了环境容量。

在中国南方沿海省份中,浙江和福建的盐沼植被面积最大,且年际变化有相似的趋势,从1986年至2018年都在波动式增长。从福建的典型研究区看,盐沼植被面积的增加主要是从光滩转化而来,并且逐渐从高潮区向低潮区扩散(图7、图8),这与Liu等^[3]在福建云霄漳江口的研究结论基本一致。与福建和浙江不同,广东在1986~2004年期间盐沼植被的面积逐年下降,对比往年的Google Earth高分辨率影像可以发现,围塘养殖是广东盐沼植被面积下降的主要原因。广西的盐沼植被面积在1986~2018年期间波动式下降,而同期红树林面积波动上升。对比广西往年的Google Earth高分辨率影像可以发现,盐沼植被面积的减少与红树林面积的增加有关。海南和台湾是盐沼植被分布最少的两个省份,面积变化不明显。

3个典型区域的盐沼植被面积变化表现出不同的规律。铁山港的盐沼植被面积在2005年前表现为波动增长,可能由于早期破碎化的盐沼植被与红树林相互竞争而生长较慢,2005年之后盐沼植被连

片扩散,竞争能力变强,快速生长。云霄的盐沼植被面积变化表现为指数增长,2010年之前面积很少,之后快速增加,主要是由于2010年之后光滩的用途从原先的养殖区(养殖户定期清除互花米草)转为非养殖区(互花米草自由扩散生长)。九龙江的盐沼植被面积变化表现为线性增长,可能与大河口区淤积作用强有关,盐沼植被促进淤积抬升滩涂高程,盐沼植被空间分布从高潮区向低潮区演变。

1995年之前盐沼植被在低淹水概率上的面积分布多可能是因为影像数量较少,分类精度不高,把部分红树林错分成盐沼植被。从1995年开始,盐沼植被的分布逐年从低淹水概率区向高淹水概率区迁移,主要是因为滩涂生长空间的限制使得盐沼植被从高高程位置向低高程位置扩散。在低淹水概率区有红树林与盐沼植被竞争生长空间;同时工农业用地建设、水产养殖等围填海活动^[33]也会减少盐沼植被在低淹水概率区的生长空间。

以往的研究往往利用单时相遥感影像和传统分类算法对遥感影像进行土地利用分类,没有融合植被物候信息。实验采用的CCDC算法是一种连续检测分类算法,利用了所有可获得的长时相Landsat影像,基于植被物候信息进行地物分类,可以提高分类结果的准确性。同时利用GEE平台,无需下载时序影像到本地,所有影像都在GEE线上平台处理,大大地提高了效率。利用GEE云计算平台,理论上能完整回溯出盐沼植被空间分布的时间演变,而以往的研究受客观条件限制大多只能选取特定时间的遥感影像进行分析,无法给出任意时刻盐沼植被的空间分布。

受限于数据源与分析方法,实验存在一些不足,还需在未来的研究中进一步改进。①滨海盐沼植被类型较为复杂,破碎化严重,加上潮汐作用的影响,遥感数据源本身存在较大的噪声^[34],会影响滨海湿地地物分类的精度。②在Google Earth高分辨率影像上选训练样本和验证样本时存在混合像元的问题,在分类时也会产生误差,并且统计盐沼面积也会由于混合像元问题存在一定的误差^[35]。③由于缺少真实的地物分类数据,实验还无法在区域尺度上对研究区的地物分类结果进行直接的分误差分析,这部分的验证分析未来还需进一步开展研究。④在研究淹水概率对盐沼植被时空动态的影响时,没有考虑海平面上升、地表沉降以及泥沙淤积等因素^[36],可能对探讨淹水概率如何影响盐

沼植被分布带来不确定性。

未来,随着无人机等高分辨率遥感技术的普及应用,可以通过融合卫星与无人机遥感数据,提高滨海湿地不同生境分类的精度,同时结合长时序潮汐观测等其他现场资料,降低本研究分析的不确定性。此外,随着近年来更多高精度的红树林、滩涂等滨海湿地卫星遥感数据产品的出现^[37-39],还可以结合这些数据产品进一步评估滨海盐沼植被时空分布规律及未来的演替趋势。

5 结 论

实验基于连续变化检测和分类算法,利用GEE云计算平台和Landsat长时序影像对近30a来中国南方盐沼植被的时空演变进行了分析。研究结果表明,中国南方盐沼植被的面积从1986年~2018年总体呈现较快增长趋势。浙江及以南沿海省份中,盐沼植被在浙江、福建分布最广,在海南和台湾分布面积最小。在红树林竞争和人类活动的影响下,不同地区滨海盐沼植被面积增长方式不相同,包括波动、线性和指数增长3种模式。盐沼植被的生长区域随淹水概率变化近似呈正态分布,在淹水概率60%~90%之间的面积最多。研究证实了GEE可以很好地用于滨海盐沼植被时空动态的大尺度分析,结合基于时序物候特征的CCDC算法可以很好地实现滨海盐沼植被时空分布制图。研究结果有助于理解滨海盐沼植被时空演变规律,为滨海湿地生态系统的科学管理提供决策支持。

参考文献(References):

- [1] Shiau Y J, Burchell M R, Krauss K, *et al.* Carbon storage potential in a recently created brackish marsh in Eastern North Carolina, USA [J]. *Ecological Engineering*, 2019, 127: 579-588.
- [2] Liu Runhong, Liang Shichu, Zhao Hongyan, *et al.* Research progress in remote sensing of coastal wetlands in China [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(6): 998-1011. [刘润红, 梁士楚, 赵红艳, 等. 中国滨海湿地遥感研究进展[J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(6): 998-1011.]
- [3] Liu Mingyue, Li Huiying, Li Lin, *et al.* Monitoring the invasion of *Spartina Alterniflora* using multi-source high-resolution imagery in the Zhangjiang Estuary, China [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(6): 539-539. DOI:10.3390/rs9060539.
- [4] Zhang Danhua, Hu Yuanman, Liu Miao, *et al.* Introduction and spread of an exotic plant, *Spartina Alterniflora*, along coastal marshes of China [J]. *Wetlands*, 2017, 37(6): 1181-1193.
- [5] Arvidson T, Goward S, Gasch J, *et al.* Landsat 7 long-term

- acquisition plan [J]. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 2006, 72(10): 1137-1146.
- [6] Zhang Yuanchong, Rossow W B, Laci A A, *et al.* Calculation of radiative fluxes from the surface to top of atmosphere based on ISCCP and other global data sets: refinements of the radiative transfer model and the input data[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2004, 109(19): 1-27.
- [7] Zhu Z, Woodcock C E. Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 144: 152-171.
- [8] Zhou Zaiming, Yang Yanming, Chen Benqing. Research on vegetation information extraction and coverage of the invasive tidal flat *Spartina Alterniflora* based on UAV images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(4): 714-720.[周在明, 杨燕明, 陈本清. 基于无人机影像的滩涂入侵种互花米草植被信息提取与覆盖度研究[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(4): 714-720.]
- [9] Meng X L, Shang N, Zhang X K, *et al.* Photogrammetric UAV mapping of terrain under dense coastal vegetation: An object-oriented classification ensemble algorithm for classification and terrain correction[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1187. DOI: 10.3390/rs9111187.
- [10] Zhou Z M, Yang Y M, Chen, B Q. Estimating *Spartina Alterniflora* fractional vegetation cover and aboveground biomass in a coastal wetland using SPOT6 satellite and UAV Data[J]. Aquatic Botany, 2018, 144: 38-45.
- [11] Zhu X D, Meng L X, Zhang Y H, *et al.* Tidal and meteorological influences on the growth of invasive *Spartina Alterniflora*: evidence from UAV remote sensing[J]. Remote Sensing, 2019, 11(10): 1208. DOI: 10.3390/rs11101208.
- [12] Liu X, Liu H Y, Gong H B, *et al.* Applying the one-class classification method of maxent to detect an invasive plant *Spartina Alterniflora* with time-series analysis [J]. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1120. DOI: 10.3390/rs9111120.
- [13] Zhang D H, Hu Y M, Liu M, *et al.* Geographical variation and influencing factors of *Spartina Alterniflora* expansion rate in coastal China[J]. Chinese Geographical Science, 2020, 30(1): 127-141.
- [14] Davis H G, Taylor C M, Civille J C, *et al.* An allee effect at the front of a plant invasion: *Spartina* in a Pacific Estuary[J]. Journal of Ecology, 2004, 92(2): 321-327.
- [15] Zhao Xiangjian, Zhao Caiyun, Liu Xiaoyan, *et al.* Growth characteristics and adaptability of *Spartina alterniflora* in different latitudes[J]. Ecological Science, 2015, 34(1): 119-128.[赵相健, 赵彩云, 柳晓燕, 等. 不同纬度地区互花米草生长性状及适应性研究[J]. 生态科学, 2015, 34(1): 119-128.]
- [16] Ma Jungai, Shi Fuchen. Effects of nutrient conditions on phenotype plasticity of *Spartina alterniflora*[J]. Journal of Ecology, 2011, 30(3): 459-463.[马俊改, 石福臣. 养分条件对互花米草表型可塑性的影响[J]. 生态学杂志, 2011, 30(3): 459-463.]
- [17] Xue Lian, Li Xiuzhen, Yan Zhongzheng, *et al.* Effects of salinity and flooding on carbon storage of salt marsh plants in the tidal flat of the Yangtze estuary[J]. Journal of Ecology, 2018, 38(9): 2995-3003.[薛莲, 李秀珍, 闫中正, 等. 盐度和淹水对长江口潮滩盐沼植物碳储量的影响[J]. 生态学报, 2018, 38(9): 2995-3003.]
- [18] Awty-Carroll K, Bunting P, Hardy A, *et al.* Using continuous change detection and classification of Landsat data to investigate long-term mangrove dynamics in the sundarbans region [J]. Remote Sensing, 2019, 11(23): 2833. DOI: 10.3390/rs11232833.
- [19] Ning J, Liu J Y, Kuang W H, *et al.* Spatio-temporal patterns and characteristics of land-use change in China during 2010~2015 [J]. Journal of Geographical Sciences, 2018, 73(5): 789-802.
- [20] Yuan Y, Meng Y, Lin L, *et al.* Continuous change detection and classification using hidden Markov model: a case study for monitoring urban encroachment onto farmland in Beijing [J]. Remote Sensing, 2015, 7(11): 15318-15339. DOI: 10.3390/rs71115318.
- [21] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, *et al.* Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 202: 18-27.
- [22] Kumar L, Mutanga O. Google Earth Engine applications since inception: usage, trends, and potential[J]. Remote Sensing, 2018, 10(10): 1509. DOI: 10.3390/rs10101509.
- [23] Wang Jiuzhong, Tian Haifeng, Wu Mingquan, *et al.* Rapid remote sensing mapping of winter wheat in Henan province [J]. Journal of Geo-Information Science, 2017, 19(6): 846-853.[王九中, 田海峰, 邬明权, 等. 河南省冬小麦快速遥感制图[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(6): 846-853.]
- [24] Hansen M C, Potapov P V, Moore R, *et al.* High-resolution global maps of 21st-century forest cover change[J]. Science, 2013, 342(6160): 850-853.
- [25] Pekel J F, Cottam A, Gorelick N, *et al.* High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes[J]. Nature, 2016, 540(7633): 418-422.
- [26] Chen Bangqian, Xiao Xiangming, Li Xiangping, *et al.* 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 [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 131: 104-120.
- [27] Wang X X, Xiao X M, Zou Z H, *et al.* Tracking annual changes of coastal tidal flats in china during 1986~2016 through analyses of Landsat images with Google Earth Engine [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 238: 110987-111002.
- [28] Campbell A D, Wang Y Q. Salt marsh monitoring along the Mid-atlantic Coast by Google Earth Engine enabled time series [J]. PLOS One, 2020, 15(2): 229605-229628.
- [29] Pettorelli N, Vik J O, Mysterud A, *et al.* Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change [J]. Trends in Ecology & Evolution, 2005, 20(9): 503-510.
- [30] Wu Pengfei, Wang Maojun, Zhang Xuexia. Distribution characteristics of urban heat island effect in Beijing based on normalized building index [J]. Journal of Ecological Environment, 2009, 18(4): 1325-1331.[武鹏飞, 王茂军, 张学霞. 基于归

- 一化建筑指数的北京市城市热岛效应分布特征[J]. 生态环境学报, 2009, 18(4): 1325-1331.]
- [31] Tadono T, Nagai H, Ishida H, *et al.* Generation of the 30 m mesh global digital surface model by ALOS PRISM [C]// Proceedings of the XXIII ISPRS Congress, Prague, Czech Republic, 12 - 19 July 2016.
- [32] Kalnay E, Kanamitsu M, Kistler R, *et al.* The NCEP/NCAR 40 year reanalysis project[J]. Bulletin of the American meteorological Society, 1996, 77(3): 437-472.
- [33] Tian B, Wu W T, Yang Z Q, *et al.* Drivers, trends, and potential impacts of long-term coastal Reclamation in China from 1985 to 2010 [J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2016, 170: 83-90.
- [34] Li W Y, Gong P. Continuous Monitoring of coastline dynamics in Western Florida with a 30 year time series of Landsat imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 179:196-209.
- [35] Wang C, Menenti M, Stoll M P, *et al.* Mapping mixed vegetation communities in salt marshes using airborne spectral data [J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 107 (4) : 559-570.
- [36] Gao S, Du Y F, Xie W J, *et al.* Environment-ecosystem dynamic processes of *Spartina Alterniflora* Salt-marshes along the Eastern China Coastlines [J]. Science China Earth Sciences, 2014, 57(11): 2567-2586.
- [37] Zhao C P, Qin C Z. 10 m resolution Mangrove maps of China derived from multi-source and multi-temporal satellite observations [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 169: 389-405.
- [38] Zhang T, Hu S S, He Y, *et al.* A fine-scale mangrove map of China derived from 2-meter resolution satellite observations and field data [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(2): 92-110.
- [39] Jia M M, Wang Z M, Mao D H, *et al.* Rapid, robust, and automated mapping of tidal flats in China using time series Sentinel-2 images and Google Earth Engine [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 255: 112285.

Remote Sensing of Spatio-temporal Dynamics of Saltmarsh Vegetation along South China Coast based on Google Earth Engine

Chen Kangming^{1,2}, Zhu Xudong^{1,2,3,4}

(1. Key Laboratory of the Coastal and Wetland Ecosystems (Ministry of Education), Xiamen 361102, China;

2. College of the Environment and Ecology, Xiamen University, Xiamen 361102, China;

3. Coastal and Ocean Management Institute, Xiamen University, Xiamen 361102, China;

4. Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Zhuhai), Zhuhai 519000, China)

Abstract: Understanding the spatial and temporal evolution of coastal saltmarsh wetland distribution is the base of scientific management of coastal wetland ecosystems. *Spartina alterniflora* has rapidly invaded and spread in the coastal intertidal zone of China, which has significantly changed the structure and function of the native coastal wetlands, leading to great challenges to coastal wetland protection and management. At present, the large-scale remote sensing analysis of the spatial and temporal dynamics of coastal saltmarsh vegetation is very limited, and there is still insufficient understanding of the historical evolution of saltmarsh spatial distribution and its control mechanisms. Based on the Google Earth Engine platform and Landsat imagery, this study used continuous change detection and classification algorithm to obtain the spatial and temporal distribution of saltmarsh vegetation in coastal wetlands in southern China (south of Zhejiang Province) during the past three decades, and then analyzed the impact of tidal flooding on the spatial and temporal distribution of saltmarsh vegetation. The results showed that: (1) The total distribution area of saltmarsh vegetation decreased from 2000 to 2004, and then showed a continuously growing trend; (2) There were three growth modes of saltmarsh vegetation: fluctuating, linear, and exponential growth; (3) The distribution of saltmarsh vegetation and the frequency of flooding showed a hump-like spatial pattern, and the spatial and temporal distribution of saltmarsh vegetation evolved from less to more inundated area over the intertidal zone. This study helps to understand the spatial and temporal evolution of coastal wetland vegetation and provides decision support for the scientific management of coastal wetlands.

Key words: Coastal wetlands; Saltmarsh vegetation; Continuous change detection and classification; Google Earth Engine; Landsat