

长时序 Landsat 和 GEE 云平台的杭州湾土地利用/覆被变化时空格局演变

梁锦涛¹, 陈超², 孙伟伟³, 杨刚³, 刘志松^{4,5}, 张自力⁶

1. 浙江海洋大学 海洋科学与技术学院, 舟山 316002;

2. 苏州科技大学 地理科学与测绘工程学院, 苏州 215009;

3. 宁波大学 地理与空间信息技术系, 宁波 315211;

4. 浙江海洋大学 信息工程学院, 舟山 316002;

5. 浙江海洋大学 浙江省海洋大数据挖掘与应用重点实验室, 舟山 316002;

6. 浙江省生态环境监测中心(浙江省生态环境监测预警及质控研究重点实验室), 杭州 310012

摘要: 海湾处于水陆交互的区域, 生态系统较为脆弱, 资源环境极易受损。大尺度、长时序和高精度的土地利用/覆被变化LUCC (Land Use/Cover Change) 制图是海湾区域国土空间规划和环境保护的基础。现有的制图方法多是针对原始遥感影像, 难以充分挖掘和联合利用特征空间和变换空间蕴含的信息潜力, 导致传统方法在地表异质性较高的海湾区域应用效果较差。本文面向杭州湾区域, 基于 Landsat 长时间序列卫星影像和谷歌地球引擎 GEE (Google Earth Engine), 提出了融合遥感指数和主成分分量的随机森林遥感影像分类方法, 实现了1985年—2020年(5年时间间隔)的LUCC制图及时空格局分析。结果表明:(1) 融合遥感指数和主成分分量的随机森林算法能够准确提取杭州湾LUCC信息, 8个时相的平均总体精度OA (Overall Accuracy) 和Kappa系数分别为92.83%和0.9108。(2) 研究期间内, 建设用地(278.26 km²至2984.76 km², 年均增加77.33 km²)、水体(509.32 km²至680.21 km², 年均增加4.88 km²)、裸地(768.99 km²增长至1078.13 km², 年均增加8.83 km²)的面积呈现增加趋势, 而林地(2159.49 km²至1881.52 km², 年均减少7.94 km²)、耕地(6998.45 km²至4800.59 km², 年均减少62.80 km²)、滩涂(181.65 km²至161.50 km², 年均减少0.58 km²)的面积呈现减少趋势。(3) 研究期间内, 耕地是最主要的转出源, 总面积占比由64.23%减少至41.43%, 耕地面积转出以建设用地(2268.05 km²)与裸地(630.20 km²)为主; 耕地面积转入以水体(376.22 km²)与林地(352.22 km²)为主。本研究能够为杭州湾区域土地资源的科学管理提供数据支持, 所得LUCC数据集对区域可持续发展具有重要意义。

关键词: 杭州湾, 土地利用/覆被变化, 谷歌地球引擎(GEE), Landsat, 时空特征

中图分类号: P2

引用格式: 梁锦涛, 陈超, 孙伟伟, 杨刚, 刘志松, 张自力. 2023. 长时序 Landsat 和 GEE 云平台的杭州湾土地利用/覆被变化时空格局演变. 遥感学报, 27(6): 1480–1495

Liang J T, Chen C, Sun W W, Yang G, Liu Z S and Zhang Z L. 2023. Spatio-temporal land use/cover change dynamics in Hangzhou Bay, China, using long-term Landsat time series and GEE platform. National Remote Sensing Bulletin, 27(6): 1480–1495 [DOI:10.11834/jrs.20232614]

1 引言

土地利用/覆被变化LUCC (Land Use/Cover Change) 通常定义为人类对土地的使用 (Zhao等, 2021), 是人与自然相互作用的直接结果, 反映了

人类赖以生存的地球环境系统与人类日益发展的生产系统之间相互作用的基本过程 (Liu等, 2017; 骆剑承等, 2021)。LUCC研究的实质是为人类进一步理性化的土地利用服务。通过对人类土地利用及所带来的土地覆盖变化的研究, 可以对人类

收稿日期: 2022-11-16; 预印本: 2023-03-04

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42171311, 42271340, 42122009, 41971296); 浙江省生态环境监测预警及质控研究重点实验室开放课题(编号:EEMFQ-2021-1); 浙江海洋大学优秀硕士论文培育项目

第一作者简介: 梁锦涛, 研究方向为海岸带环境遥感。E-mail: liangjintao@zjou.edu.cn

通信作者简介: 陈超, 研究方向为海岸带环境遥感。E-mail: ayang198206@163.com

现行的土地使用政策进行评估,预测由此所带来的种种后果,以求最终能提出土地利用的最优模式,实现可持续性的土地利用 (Chen 等, 2021; Regasa 等, 2021)。

海岸带地区在过去的几十年中经历了快速的土地覆被变化,对复杂的海岸带地区进行准确的LUCC信息提取是一项具有挑战性的任务 (陈超 等, 2021; Khwarahm 等, 2021; 李清泉 等, 2016)。遥感技术RS (Remote Sensing) 可以提供长时间尺度的丰富数据,借助于传统的监督分类和非监督分类方法,成为获取海岸带土地覆被信息的有效手段 (Lyons 等, 2012; Rawat 和 Kumar, 2015; 吴一全和刘忠林, 2019)。机器学习算法拥有整合有限训练数据的强大能力 (Bangira 等, 2019),能够适用于更加复杂的异质地表区域,通过整合多源数据的优势,提高了海岸带地区LUCC信息提取的精度。支持向量机SVM (Support Vector Machine)、分类回归树CART (Classification and Regression Tree)、随机森林RF (Random Forest) 等算法已被广泛应用于滨海湿地分类 (Kiggundu 等, 2018; Li 等, 2018; Tu 等, 2021)。然而,机器学习算法在处理不同卫星数据集的性能和算法分类精度的提升方面,还存在着优化的空间 (彭江涛 等, 2020; 孙伟伟 等, 2018)。一些常用遥感指数对植被、水体、建筑等具有良好的区分性,而主成分分析PCA (Principal Component Analysis) 可以实现数据的降维,更好的消除各地物特征之间的相关性 (Abdi 和 Williams, 2010)。如何利用指数空间的良好区分性和变换空间的独立性,突破单纯依靠原始图像数据的局限,提高遥感图像分类精度和信息提取准确性是值得思考的问题。

土地利用时空变化的动态分析离不开大范围、长时序、高精度的监测方法,生产高时空连续性LUCC产品的需求随着人类社会的发展而日益紧迫。爆炸式增长的地理空间数据从根本上改变了人类对地球的感知和互动,传统地理信息与遥感手段因其高计算复杂性 with 高处理成本而面临挑战 (Ghorbanian 等, 2020)。以GEE云平台为代表的卫星遥感云存储和云计算平台的出现和发展,不仅允许全波段和高强度图像计算,而且集成了多源和多尺度的全球遥感图像 (Akar 和 Güngör, 2012; Rodrigues 和 Souza-Filho, 2011),极大程度上实现了高效、连续的遥感监测。GEE云平台已被广泛应用于海岸带区域的红树林提取 (陈高等,

2022; 贾明明 等, 2021)、水产养殖塘提取 (Sun 等, 2020)、沼泽湿地提取 (宁晓刚 等, 2022)、潮间带 (陈慧欣 等, 2022; 程丽娜 等, 2022) 等,在计算效率等方面表现出极大的优越性。

杭州湾是多重国家战略的交汇点,也是国家加强东部经济建设、打造大湾区重大决定的重要支撑点,代表中国东部未来发展新高度,影响着超过6000万人 (陈军 等, 2014; 李加林和王丽佳, 2020)。本研究面向杭州湾区域,基于Landsat长时间序列卫星影像和GEE云平台,发展融合遥感指数和主成分分量的随机森林分类算法,绘制1985年—2020年 (5年时间间隔) 的LUCC数据集,明确了杭州湾区域各土地利用类型的时间趋势和空间特征。本研究能够为LUCC信息准确获取提供技术支撑,由此产生的杭州湾LUCC数据集对于区域可持续发展具有重要意义。

2 研究区与数据源

2.1 研究区

杭州湾位于中国浙江省东北部,南接宁绍平原,北邻上海,东靠舟山群岛,是重要的生态监测区和世界著名的喇叭形潮汐河口 (Li 等, 2017; Tian 等, 2021)。海湾的喇叭形导致潮汐波的强烈变形并加强潮汐流,对区域地貌过程产生了重大影响,导致杭州湾北侧侵蚀和南侧沉积 (Wang 等, 2017)。20世纪60年代以来,人工海堤在北侧筑起,阻止了自然变化,而南侧的海岸线由于海湾地理特征和填海造地引发的强烈沉积而迅速变化。特别是进入21世纪以来,强烈的人类活动导致了杭州湾区域地表的剧烈变化,对资源、环境等产生了较大影响。因此,快速、准确了解杭州湾土地利用及动态变化信息已经迫在眉睫。研究区包括上海市的3个区域 (金山、奉贤、浦东) 和浙江省的9个区域 (平湖、海宁、海盐、萧山、柯桥、越城、上虞、余姚、慈溪),总面积约11429.80 km²,具体如图1所示。

2.2 数据源

GEE云平台是一个面向全球尺度的地理空间分析工具,不但集成了海量的地理和遥感数据资源,而且拥有强大的云端计算能力,为研究地球科学相关问题提供了一种有效便捷的方式 (宁晓刚 等, 2022)。

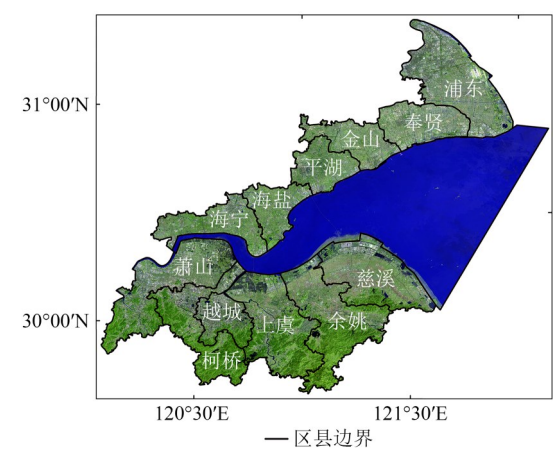


图1 研究区概况
Fig. 1 The study area

本文所用的卫星遥感数据为1985年—2020年

(5年时间间隔)的Landsat地表反射率SR (Surface Reflectance) 数据集。1985年、1990年、1995年、2005年、2010年的影像来自Landsat 5专题绘图仪TM (Thematic Mapper), 2000年影像来自Landsat 7增强型专题绘图仪ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus), 2015年、2020年的影像来自Landsat 8陆地成像仪OLI (Operational Land Imager), 具体如表1所示。其中TM与ETM+传感器的数据产品使用陆地资源卫星生态系统扰动自适应处理系统LEDAPS (Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System) 进行了大气校正。OLI传感器的数据产品使用集成了美国地质调查局内部算法的地表反射率代码LaSRC (Landsat 8 Surface Reflectance Code) 进行了大气校正。

表1 研究中使用的Landsat卫星遥感数据
Table 1 Landsat satellite data used in the study

数据集	卫星	传感器	分辨率/m	年份	波段
LANDSAT/LT05/C01/T1_SR	Landsat 5	TM	30	1985年、1990年、1995年、2005年、2010年	Blue、Green、Red、NIR、SWIR1、SWIR2、LWIR
LANDSAT/LE07/C01/T1_SR	Landsat 7	ETM+	30	2000年	Blue、Green、Red、NIR、SWIR1、SWIR2、LWIR、Pan
LANDSAT/LC08/C01/T1_SR	Landsat 8	OLI	30	2015年、2020年	Coastal、Blue、Green、Red、NIR、SWIR1、SWIR2、Pan、Cirrus

3 研究方法

本研究面向区域特点, 发展了融合遥感指数和主成分分量的随机森林分类算法, 开展了土地利用分类, 对杭州湾地区LUCC时空格局演变特点进行了分析, 明确了各土地利用类型变化的时间趋势和空间格局。本文技术路线如图2所示。

3.1 数据选择及预处理

在GEE云平台中选择相应时相的卫星遥感数据之后, 使用cloud mask开展阴影去除和云掩膜操作 (Mateo-García等, 2018)。之后, 使用中值滤波法获取年际合成影像, 即为整个图像堆栈的每个像素分配一个中值, 从而将研究年份所有遥感图像合成为一个, 得到能够清晰、完整显示研究区地表覆盖信息的遥感图像 (Wang等, 2018; Zurqani等, 2018)。

3.2 基于随机森林的土地利用/覆被变化信息提取

根据研究区土地利用实际情况, 将土地利用

类型分为6类: 建设用地、水体、林地、耕地、裸地和滩涂, 如表2所示。

3.2.1 基于随机森林算法的分类器构建

RF算法是一种非参数回归方法 (Breiman, 2001)。与其他回归方法相比, RF算法不会过度拟合, 不需要变量选择, 且包含内置的交叉验证方法, 不需要单独的测试数据集来评估性能 (Breiman, 2001)。此外, RF算法不对预测变量或响应变量进行分布假设, 并且可以处理预测变量数量大大超过观测值数量的情况。本研究设置决策树的数量为100, 其余拆分变量数、最大叶节点、随机化种子等参数均选择默认值。对于样本点, 70%用于分类器的训练, 30%用于精度验证。

3.2.2 融合遥感指数和主成分分量的随机森林土地利用分类

为了提高分类的准确性, 除了地表反射率数据之外, 本研究通过各类遥感指数、主成分分量等信息来提高提高分类精度。

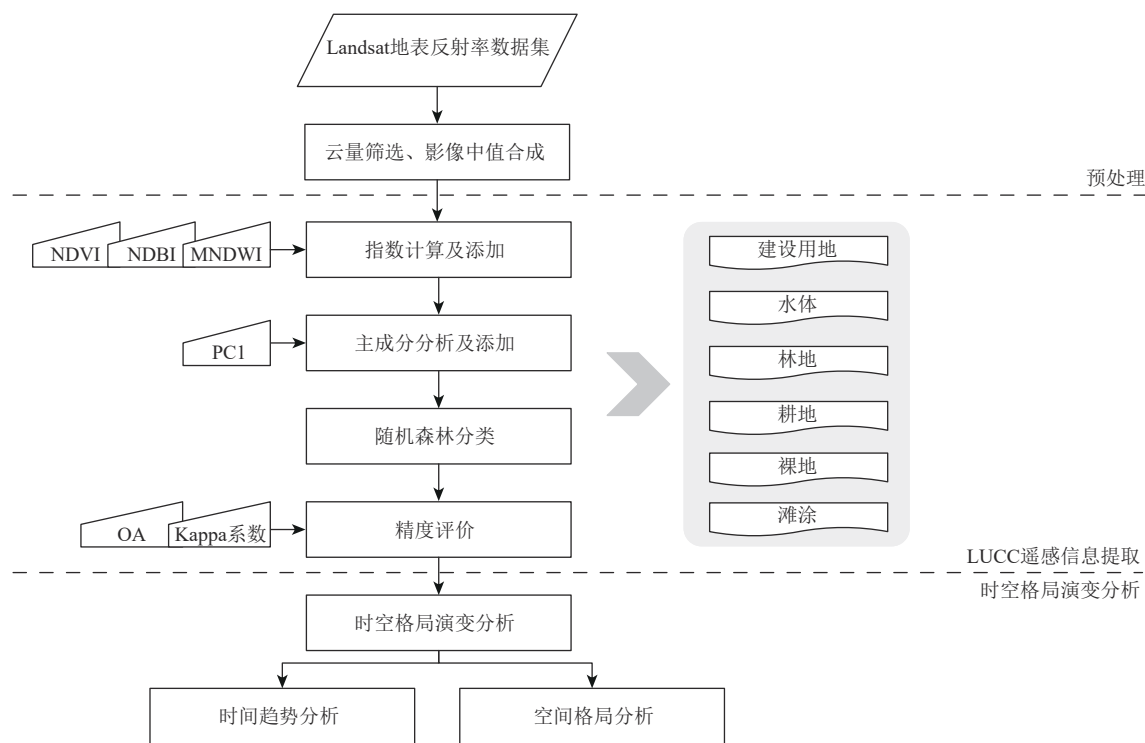


图2 研究路线图

Fig. 2 Flowchart of the study

表2 各土地利用类型及遥感图像表现特征

Table 2 Various land use types and the performance characteristics of remote sensing images

类别	定义	遥感图像特征表现 (标准假彩色合成)
建设用地	城乡居民点及工矿交通等用地	
水体	自然陆地水域、水利设施用地和养殖池塘	
林地	树木、灌木和其他林地	
耕地	平年可正常耕作的农田	
裸地	地表为土壤或岩石，土地基本不被植被覆盖	
滩涂	海高低潮位之间的潮汐淹没区	

(1) 遥感指数计算及添加。在本研究中，为了更好地学习各类别特征，将归一化植被指数 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)、归一化建筑物指数 NDBI (Normalized Difference

Building Index)，改进归一化差异水体指数 MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index) 导入合成后原始影像中，以增强各个地物类别的可区分性，提高分类准确率。各指数计算公式如下：

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

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR} \quad (2)$$

$$MNDWI = \frac{GREEN - SWIR}{GREEN + SWIR} \quad (3)$$

式中，NIR、RED、GREEN、SWIR 分别表示 Landsat 图像中近红外波段、红波段、绿波段和短波红外波段的地表反射率。

(2) 主成分分析及添加。PCA 是一种将数据从大量波段压缩到较少不相关波段的统计技术 (Abdi 和 Williams, 2010)。本文中，将 PCA 运行后的主成分分量添加到合成后原始影像中，并以 PCA 影像图为底图进行训练样本点的采集，以提高各个地物类别的独立性。

3.2.3 精度评价

精度评价是遥感信息提取及目标识别中必不可少的步骤，不仅能够评价结果的精度，也是评估方法性能、优化参数的参考 (陈超 等, 2018; 孙伟伟 等, 2020)。总体精度 OA (Overall Accuracy)

指被正确分类的像元数目沿着混淆矩阵的对角线分布，直接反映分类正确的比例，kappa系数则用于检验模型预测结果和实际分类结果是否一致。OA和Kappa系数的计算公式如下所示：

$$OA = \left(\frac{P_c}{P_n} \right) \cdot 100 \tag{4}$$
$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})} \tag{5}$$

式中， P_c 是正确分类的像素数， P_n 是像素总数。 r 是误差矩阵中的行数和列数， x_{ii} 是第*i*行和第*i*列中的观测数， x_{i+} 是第*i*行的边际总数， x_{+i} 是第*i*列的边际总数， N 是观测总数。

3.3 土地利用/覆被变化时空格局演变分析

准确认知LUCC特征及规律对于评价土地利用合理性、调整土地利用/覆被结构具有重要意义。本文统计各土地利用类型面积、面积变化量、面积变化率，使用土地转移矩阵定量分析各土地利用类型在空间尺度上的转入与转出，明确LUCC发展变化的趋势和规律。

4 数据处理结果与分析

4.1 杭州湾土地利用/覆被变化信息遥感提取结果

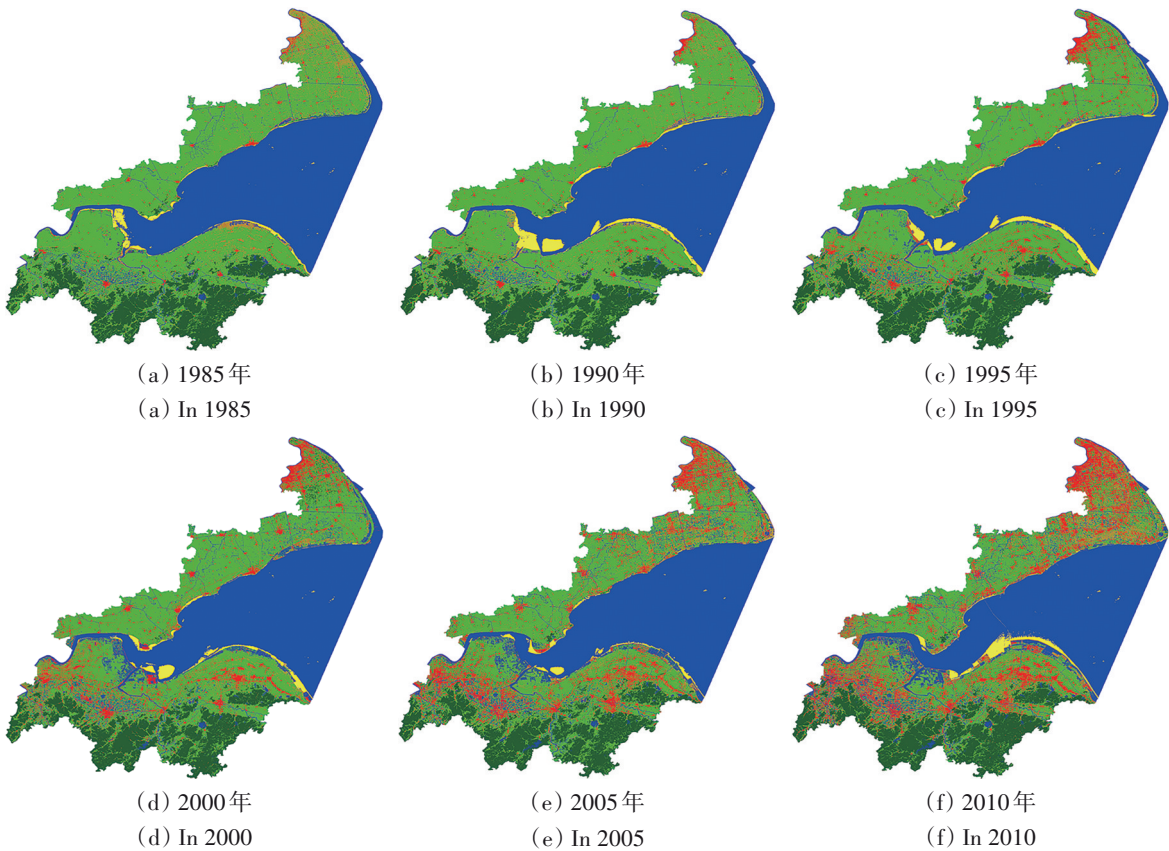
本研究发展了融合遥感指数和主成分分量的随机森林遥感图像分类方法，在GEE云平台支持下，利用Landsat长时间序列卫星遥感数据，提取了研究区多个时相的LUCC信息，具体如图3所示。

基于混淆矩阵计算OA和Kappa系数以评价分类结果的准确性，结果如表3与图4所示。从表3中可以看出，1985年—2020年OA和Kappa系数分别大于91.00%和0.8900，平均值分别为92.83%和0.9108，表明分类结果较为准确，能够为后续的时空格局演变分析提供较为准确的数据支撑。

4.2 杭州湾土地利用/覆被变化时空格局演变分析

4.2.1 时间趋势分析

本研究统计了建设用地、水体、林地、耕地、裸地和滩涂的面积、面积变化量、面积变化率等指标，结果如表4所示。



实际类别	建设	水体	林地	耕地	裸地	滩涂	建设	水体	林地	耕地	裸地	滩涂	
	建设	63	0	0	1	2	0	59	0	0	2	2	0
	水体	0	26	0	0	0	1	0	34	0	2	0	2
	林地	0	0	53	3	0	0	0	0	63	3	0	0
	耕地	1	0	2	72	0	0	0	0	5	70	0	0
	裸地	5	0	0	3	20	0	2	0	0	6	24	0
	滩涂	0	0	0	0	0	21	0	2	0	0	0	24

(g) 2015年混淆矩阵 (h) 2020年混淆矩阵
(g) Confusion matrix in 2015 (h) Confusion matrix in 2020

图4 混淆矩阵
Fig. 4 Confusion matrix

表4 各土地类型面积、面积变化和面积变化率
Table 4 Area, area change and area change rate of each land use type

年份	指标	建设用地	水体	林地	耕地	裸地	滩涂
1985年	面积/km ²	278.26	509.32	2159.49	6998.45	768.99	181.65
1990年		320.31	441.05	2140.14	7214.30	647.05	343.65
1995年		789.55	486.05	2133.05	7181.41	247.43	247.43
2000年		1056.88	780.97	1994.95	6753.54	396.45	236.58
2005年		1457.04	718.73	1948.21	6113.29	884.74	139.75
2010年		2009.46	920.60	2122.58	5237.38	995.76	243.16
2015年		2654.50	872.26	2211.47	4941.86	748.86	174.18
2020年		2984.76	680.21	1881.52	4800.59	1078.13	161.50
1985年—1990年	面积变化/km ²	42.05	-68.27	-19.35	215.85	-121.94	162.00
1990年—1995年		469.24	45.00	-7.09	-32.89	-399.62	-96.22
1995年—2000年		267.33	294.92	-138.10	-427.87	149.02	-10.85
2000年—2005年		400.16	-62.24	-46.74	-640.25	488.29	-96.83
2005年—2010年		552.42	201.87	174.37	-875.91	111.02	103.41
2010年—2015年		645.04	-48.34	88.89	-295.52	-246.90	-68.98
2015年—2020年		330.26	-192.05	-329.95	-141.27	329.27	-12.68
1985年—1990年	面积变化率/%	15.11	-13.40	-0.90	3.08	-15.86	89.18
1990年—1995年		146.50	10.20	-0.33	-0.46	-61.76	-28.00
1995年—2000年		33.86	60.68	-6.47	-5.96	60.23	-4.39
2000年—2005年		37.86	-7.97	-2.34	-9.48	123.17	-40.93
2005年—2010年		37.91	28.09	8.95	-14.33	12.55	74.00
2010年—2015年		32.10	-5.25	4.19	-5.64	-24.80	-28.37
2015年—2020年		12.44	-22.02	-14.92	-2.86	43.97	-7.28

(1) 建设用地。统计了不同研究年份建设用地的面积和面积变化量，具体如图5所示。通过图5和表4可以看出，在研究期间内，建设用地面积由1985年的278.26 km²不断上升至2020年的2984.76 km²，年均增长77.33 km²，每隔5年分别增加42.05 km²、469.24 km²、267.33 km²、400.16 km²、552.42 km²、645.04 km²和330.26 km²，对应的变化率分别为15.11%、146.50%、33.86%、37.86%、37.91%、32.10%、12.44%。

(2) 水体。统计了不同研究年份统计了不同研究年份水体（未包含海域）的面积和面积变化

量，具体如图6所示。通过图6和表4可以看出，水体面积整体为上升趋势，年均增长4.88 km²，但个别研究年份呈现波动，每隔5年变化率分别为-13.40%、10.20%、60.68%、-7.97%、28.09%、-5.25%、-22.02%。

(3) 林地。统计了不同研究年份林地的面积和面积变化量，具体如图7所示。通过图7和表4可以看出，林地面积变化相对平稳，年均减少7.94 km²，每隔5年变化率分别为-0.90%、-0.33%、-6.47%、-2.34%、8.95%、4.19%、-14.92%。

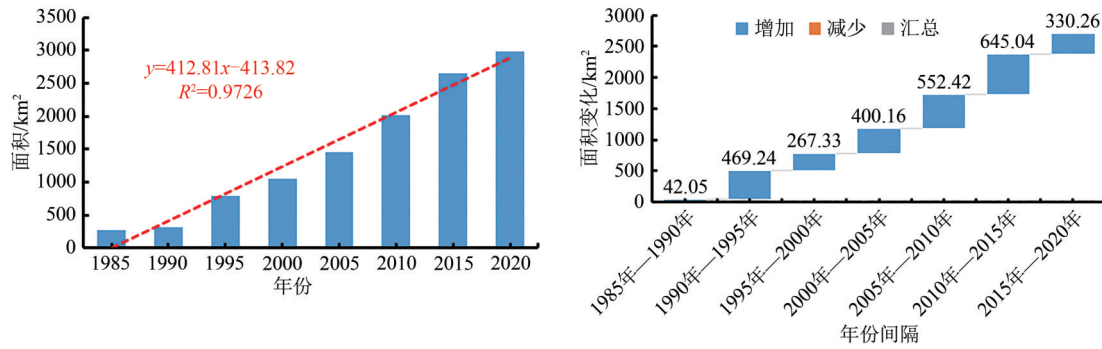


图5 1985年—2020年杭州湾建设用地面积变化

Fig. 5 Area change of Hangzhou Bay construction land from 1985 to 2020

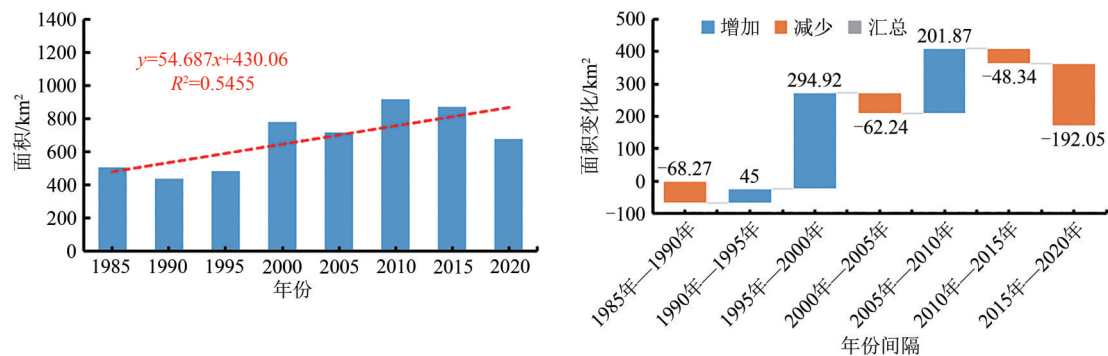


图6 1985年—2020年杭州湾水体面积变化

Fig. 6 Area change of Hangzhou Bay water area from 1985 to 2020

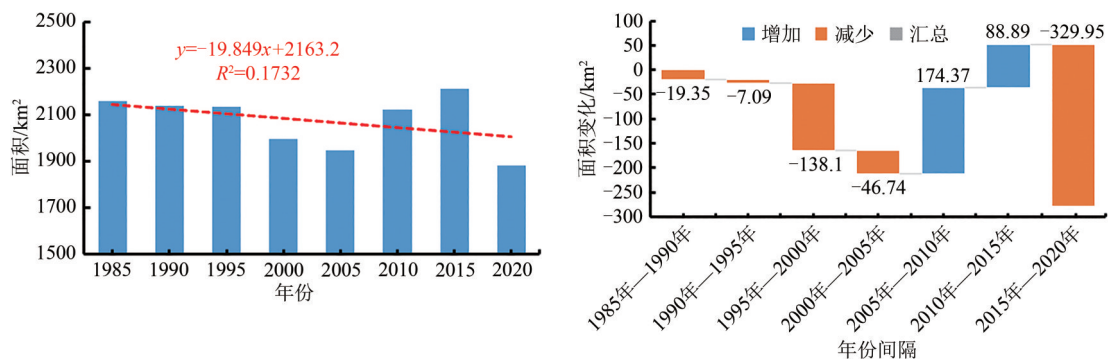


图7 1985年—2020年杭州湾林地面积变化

Fig. 7 Area change of Hangzhou Bay wood land from 1985 to 2020

(4) 耕地。统计了不同研究年份耕地的面积和面积变化量，具体如图8所示。通过图8和表4可以看出，耕地面积由1985年的6998.45 km²增加至1990年的7214.30 km²，之后不断减少至2020年的4800.59 km²，年均减少62.80 km²，每隔5年变化率分别为3.08%、-0.46%、-5.96%、-9.48%、-14.33%、-5.64%、-2.86%。

(5) 裸地。统计了不同研究年份裸地的面积和面积变化量，具体如图9所示。通过图9和表4可以看出，研究期间内，裸地面积整体呈现增长趋势，

年均增长8.83 km²，但1995年和2015年出现了大量减少，每隔5年变化率分别为-15.86%、-61.76%、60.23%、123.17%、12.55%、-24.80%、43.97%。

(6) 滩涂。统计了不同研究年份滩涂的面积和面积变化量，具体如图10所示。通过图10和表4可以看出，研究期间内，滩涂面积整体呈现减少趋势，从1985年的181.65 km²减少至2020年的161.50 km²，年均减少0.58 km²，每隔5年变化率分别为89.18%、-28.00%、-4.39%、-40.93%、74.00%、-28.37%、-7.28%。

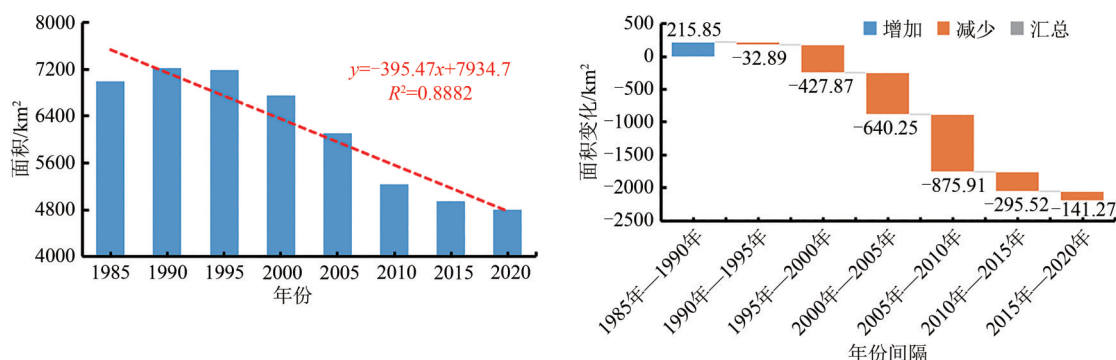


图8 1985年—2020年杭州湾耕地面积变化

Fig. 8 Area change of Hangzhou Bay cultivated field from 1985 to 2020

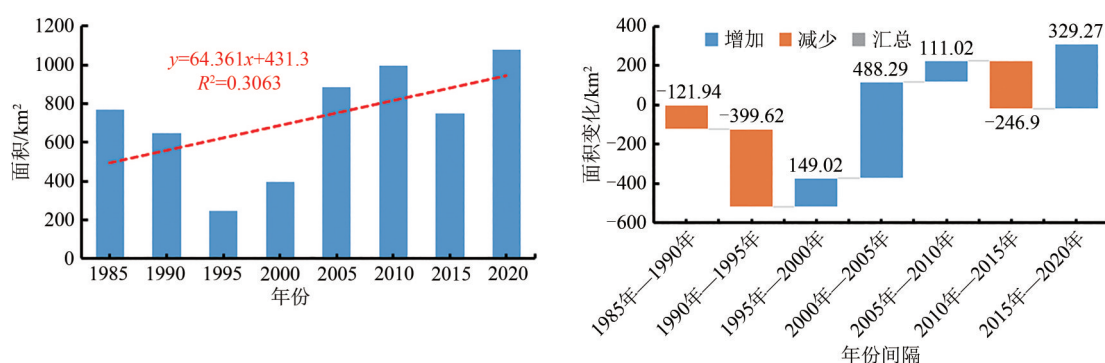


图9 1985年—2020年杭州湾裸地面积变化

Fig. 9 Area change of Hangzhou Bay bare land from 1985 to 2020

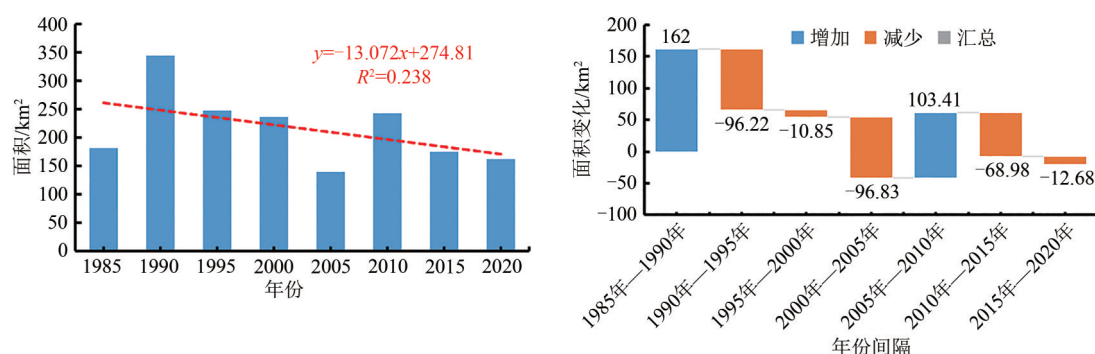


图10 1985年—2020年杭州湾滩涂面积变化

Fig. 10 Area change of Hangzhou Bay tidal-flat area from 1985 to 2020

4.2.2 空间特征分析

土地利用转移矩阵可以直观反映出发生变化的土地利用类型和数量,对于明确各个时期各土地利用类型之间的转变特征和规律有着积极的意义。本研究提取了1985年—2020年间首末研究年份和间隔研究年份的土地利用转移矩阵,具体如图11所示。

从图11可以看出,1985年—2020年间杭州湾区域土地利用格局发生了重大变化。在土地流

转中,耕地是最主要的转出源,面积由1985年的6998.45 km²减少为2020年的4800.59 km²,总面积占比由64.23%减少至41.43%。35年间,耕地主要转出为建设用地与裸地,转出面积分别为2268.05 km²,630.20 km²。耕地在向其他地物类型不断转出的同时,也接受着其他地物的转入,其中水体与林地的面积转入最为显著,分别为376.22 km²,352.22 km²。其余地物类型间的土地转移相对较小,均小于300 km²。

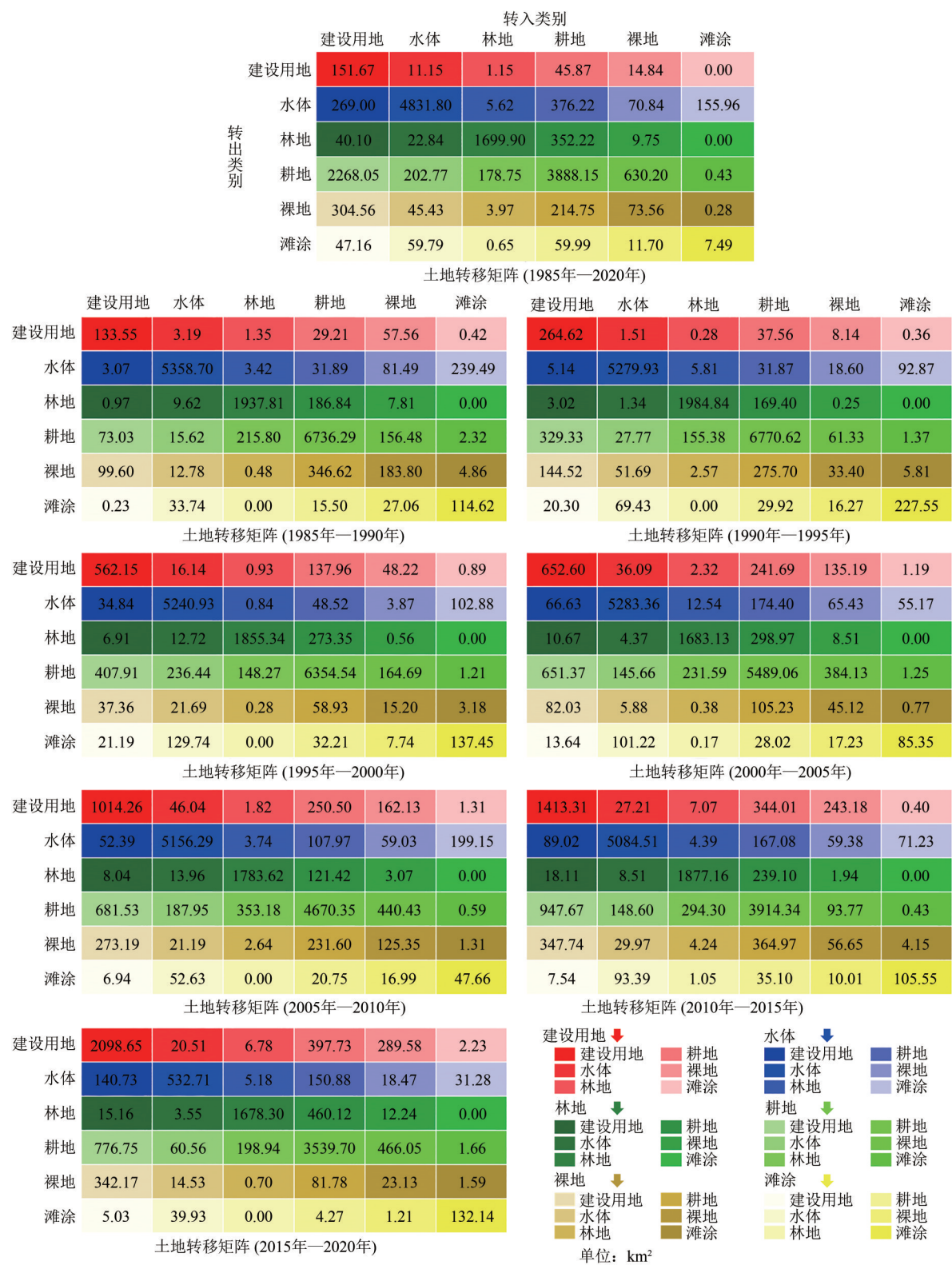


图 11 首末研究年份和间隔研究年份土地利用转移矩阵
Fig.11 Land transfer matrix for 35-year and 5-year intervals

为了更清楚地描述 LUC 变化的流向和多样性，将土地利用转移分为转入大于转出类（建设用地）、转出大于转入类（耕地、水体）、转出转

入变动类（林地、裸地、滩涂）3 类，使用和弦图定量地表达了不同时期 LUC 类型之间的转换关系，具体如图 12 所示。

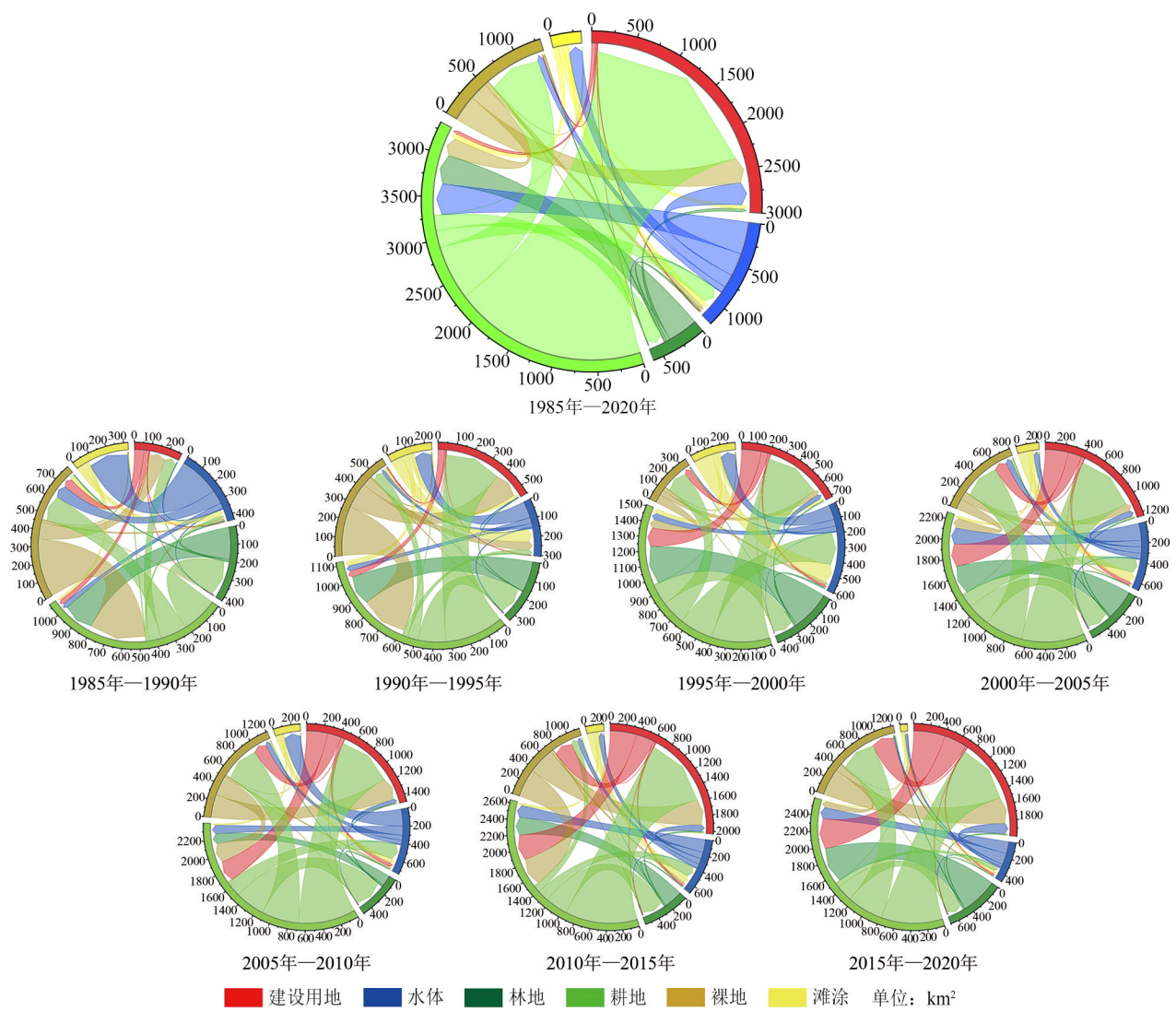


图 12 35 年与 5 年时间间隔土地转移和弦图
Fig. 12 Chord diagram for 35-year and 5-year intervals

通过图 11 和图 12 可以看出，研究期间内，杭州湾建设用地随着城市群的扩张而迅速增长，不断侵占周边耕地，耕地与建设用地、耕地与裸地间的土地转移最为明显。

(1) 建设用地。建设用地呈现持续扩张的发展趋势，且发展往往是从一个城市群开始往四周扩散，扩张区域主要集中在上海浦东区的北部以及浙江省的萧山、柯桥、绍兴区以及宁波附近。建设用地面积逐年增长，是一种转入占绝对优势的类型。在转入方面，建设用地主要转入来源为耕地与裸地，最大转入面积分别为 947.67 km²（2010 年—2015 年）和 347.74 km²（2010 年—2015 年）。在转出方面，建设用地转出以耕地与裸地为主，最大转出面积分别为 397.73 km²（2015 年—2020 年）和 289.58 km²（2015 年—2020 年）。

(2) 水体。水体面积在相对内陆区域变化较为平稳，杭州湾南岸有着丰富的水田与养殖塘，萧山、柯桥区东北部以及慈溪、余姚北部水体与耕地等其他地物的相互转变是水体变化的主要原因。在转入方面，水体主要转入来源为耕地与滩涂，最大转入面积分别为 236.44 km²（1995 年—2000 年）和 129.74 km²（1995 年—2000 年）。在转出方面，水体转出以滩涂与耕地为主，最大转出面积分别为 239.49 km²（1985 年—1990 年）和 174.40 km²（2000 年—2005 年）。

(3) 林地。林地主要集中在研究区南部的丘陵地段以及海宁、海盐区南部，空间格局相对稳定，是变动频率较小的一种地类，主要转入与转出的类型均为耕地。在转入方面，林地主要转入来源为耕地，最大转入面积为 353.18 km²（2005 年—

2010年)。在转出方面,林地转出以耕地为主,最大转出面积为460.12 km² (2015年—2020年)。

(4) 耕地。耕地面积逐年减少,减少区域位于与建设用地扩张相对应的上海浦东区的北部以及浙江省的萧山、柯桥、绍兴区以及宁波附近,杭州湾南岸的海岸堆积区存在少量耕地的发展。耕地与其余地类的转化较为频繁,是一种转出占绝对优势的地类,研究期间内共转出3280.20 km²,其中,69.14%转变为建设用地。在转入方面,林地、建设用地、裸地、水体一直是耕地的稳定转入类型,转变为耕地的最大面积分别为460.12 km² (2015年—2020年)、397.73 km² (2015年—2020年)、364.97 km² (2010年—2015年)、174.40 km² (2000年—2005年)。

(5) 裸地。裸地与水体情况相似,主要受耕地以及杭州湾南岸水体的影响,空间分布相较于其他地物类型波动较大,主要集中在上海浦东区南部、杭州湾北岸以及浙江慈溪、余姚区的北部。在转入方面,裸地主要转入来源为耕地与建设用地,最大转入面积分别为466.05 km² (2015年—2020年)和289.58 km² (2015年—2020年)。在转出方面,裸地转出同样以耕地与建设用地为主,最大转出面积分别为364.97 km² (2010年—2015年)和347.74 km² (2010年—2015年)。

(6) 滩涂。滩涂是一个处于动态变化中的海陆过渡地带,是重要的后备土地资源,对于进一步开发海洋具有重要意义。研究期间内,杭州湾滩涂空间分布如图13所示。

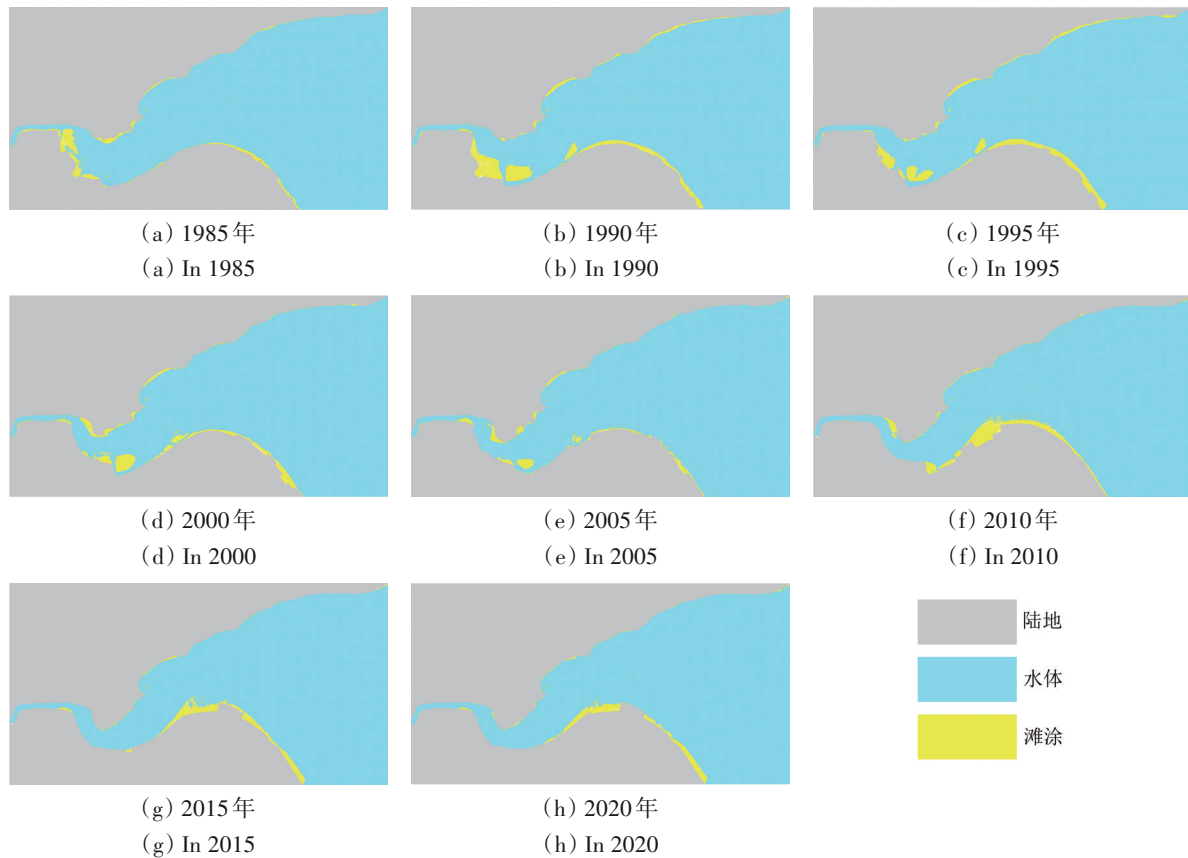


图13 滩涂信息提取结果

Fig. 13 Tidal-flat area from 1985 to 2020

通过图13可以看出,研究初期,杭州湾南岸的滩涂主要分布南岸西部,后随着人类活动的不断加剧,萧山、柯桥、上虞等地向海不断扩张,南岸西部的滩涂明显减少,同时由于淤积,滩涂集中区转移至南岸北部。总体而言,1985年—2020年间南岸由于泥沙堆积和围海造田岸线发生

明显的北移现象,导致滩涂面积也随之波动改变,北岸则由于侵蚀,滩涂面积呈下降趋势。在北岸不断侵蚀、南岸不断向海淤积的影响下,滩涂面积主要的转入转出都发生在与水体之间。在转入方面,水体转入为滩涂最大面积为239.49 km² (1985年—1990年);在转出方面,滩涂转出为水

体最大面积为 129.74 km² (1995 年—2000 年)。

5 讨 论

本研究基于 Landsat 长时间序列卫星影像和 GEE 云平台, 在随机森林算法的支持下提取了 1985 年—2020 年杭州湾区域 LUCC 信息, 分析了时间趋势和空间特征。

(1) 结果的准确性。随机森林是一种机器学习算法, 它是具有多个决策树的分类器。随机森林分类器通过构造许多不相关的随机决策树, 并通过预测模型引导和聚合决策树, 实现了对数据集进行分类的目的 (Teluguntla 等, 2018)。随机森林分类器可以定量设置每个变量对分类输出的贡献率, 以评估每个变量的重要性。与最大似然法、单决策树和单层神经网络算法相比, 随机森林算法具有更高的准确度, 且更容易应用 (Chan 和 Paelinckx, 2008; Wingate 等, 2016)。基于其优越性能, 本研究采用融合遥感指数和主成分分量的随机森林算法进行 LUCC 产品的获取, 平均总体精度为 92.83%, 平均 Kappa 系数为 0.9108。

(2) 结果的不确定性。在决策树的建立过程中, 可能存在很多相似决策树, 掩盖了真实结果, 导致误差的产生, 因此, 随机森林算法不适用于小样本数据或低维数据 (Cutler 等, 2007)。本研究尽管添加了多个遥感指数以及主成分分量来提高分类准确度, 但由于像素混合、地物光谱特征同物异谱和异物同谱的复杂性, 在 30 m 分辨率的 Landsat 影像中部分林地与耕地的边界依旧较难区分, 这在一定程度上影响了训练样本的准确性, 从而导致错分现象的发生。这一情况同样出现在部分建筑区域与裸地之间。

(3) 推广至其他海湾区域的可行性。海湾是海洋与陆地相互交接的地带, 是人类从事海洋经济和发展海洋生产活动的重要基地, 与人类的生存与发展密切相关。世界大小海湾甚多, 主要分布于北美、欧洲和亚洲沿岸, 其中较大的有 240 多个。海湾 LUCC 数据集对于海湾资源的利用、海湾生态的保护以及海湾经济的可持续发展具有重要意义。本文研究能够为区域或全球其他海湾区域土地利用/覆被变化研究、多因素归因分析提供技术支撑。

6 结 论

本研究发展了融合遥感指数和主成分分量的随

机森林算法, 基于 Landsat 长时间序列卫星影像和 GEE 云平台, 开展了杭州湾区域 1985 年—2020 年 (5 年时间间隔) 土地利用分类研究, 分析了各土地利用类型的时间趋势和空间特征, 为杭州湾区域综合治理与可持续发展提供基础信息。主要结论如下:

(1) 发展了融合遥感指数和主成分分量的随机森林遥感图像分类方法, 绘制杭州湾区域 1985 年—2020 年间 8 个时相的 30 m 分辨率土地利用类型图, 产品平均总体精度和 Kappa 系数分别为 92.83% 和 0.9108。

(2) 研究期间内, 建筑用地面积持续增加从 278.26 km² 增加至 2984.76 km², 年均增长 77.33 km²。水体面积波动增加从 509.32 km² 增加至 680.21 km², 年平均增长 4.88 km²。林地面积相对平稳从 2159.49 km² 减少至 1881.52 km², 年平均减少 7.94 km²。耕地面积不断减少从 6998.45 km² 减少至 4800.59 km², 年平均减少 62.80 km²。裸地面积波动较大从 768.99 km² 增长至 1078.13 km², 年均增长 8.83 km²。滩涂面积从 181.65 km² 减少至 161.50 km², 年均减少 0.58 km²; 滩涂区域主要集中在杭州湾南岸, 面积占比从 1985 年的 76.69% 变化为 2020 年的 85.86%。

(3) 研究期间内, 杭州湾区域土地利用格局发生了重大变化。在土地流转中, 耕地是最主要的转出源, 总面积占比由 64.23% 减少至 41.43%。在转出方面, 耕地主要转出为建设用地与裸地, 转出面积分别为 2268.05 km² 和 630.20 km²。在转入方面, 主要以水体与林地为主, 分别为 376.22 km² 和 352.22 km²。其余地物类型间的土地转移相对较小, 均小于 300 km²。

杭州湾是能量集中、资源丰富、人类活动频繁、生态环境敏感的区域, 准确获取 LUCC 信息并明确其时空格局演变特征能够为维持区域健康发展提供重要支撑。在影像波段中导入更多和更合适的指数以精确识别地物类型是下一步工作内容。综合考虑社会、经济、气候等因素, 探测并识别杭州湾区域 LUCC 驱动因素是另一项工作内容。

参考文献 (References)

- Abdi H and Williams L J. 2010. Principal component analysis. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2(4): 433-459 [DOI: 10.1002/wics.101]

- Akar Ö and Güngör O. 2012. Classification of multispectral images using Random Forest algorithm. *Journal of Geodesy and Geoinformation*, 1(2): 105-112 [DOI: 10.9733/jgg.241212.1]
- Bangira T, Alfieri S M, Menenti M and Van Niekerk A. 2019. Comparing thresholding with machine learning classifiers for mapping complex water. *Remote Sensing*, 11(11): 1351 [DOI: 10.3390/rs11111351]
- Breiman L. 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45(1): 5-32 [DOI: 10.1023/a:1010933404324]
- Chan J C W and Paelinckx D. 2008. Evaluation of Random Forest and Adaboost tree-based ensemble classification and spectral band selection for ecotope mapping using airborne hyperspectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 112(6): 2999-3011 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.02.011]
- Chen C, Chen H X, Chen D, Zhang Z L, Zhang X F, Zhuang Y, Zhu Y L, Chen J Y and Zheng H. 2021. Coastline extraction and spatial-temporal variations using remote sensing technology in Zhoushan Islands. *Remote Sensing for Land and Resources*, 33(2): 141-152 (陈超, 陈慧欣, 陈东, 张自力, 张旭锋, 庄悦, 褚衍丽, 陈建裕, 郑红. 2021. 舟山群岛海岸线遥感信息提取及时空演变分析. *国土资源遥感*, 33(2): 141-152) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2020248]
- Chen C, Fu J Q, Sui X X, Lu X and Tan A H. 2018. Construction and application of knowledge decision tree after a disaster for water body information extraction from remote sensing images. *Journal of Remote Sensing*, 22(5): 792-801 (陈超, 傅姣琪, 随欣欣, 鲁旭, 谭安辉. 2018. 面向灾后水体遥感信息提取的知识决策树构建及应用. *遥感学报*, 22(5): 792-801) [DOI: 10.11834/jrs.20188044]
- Chen G, Zhong C R, Li M Y, Yu Z, Liu X Y and Jia M M. 2022. Disturbance of mangrove forests in Guangxi Beilun Estuary during 1990-2020. *Journal of Remote Sensing*, 26(6): 1112-1120 (陈高, 钟才荣, 李明玉, 余洲, 刘心雨, 贾明明. 2022. 1990年—2020年广西北仑河口红树林扰动研究. *遥感学报*, 26(6): 1112-1120) [DOI: 10.11834/jrs.20221579]
- Chen H X, Chen C, Zhang Z L, Wang L Y and Liang J T. 2022. A remote sensing information extraction method for intertidal zones based on Google Earth Engine. *Remote Sensing for Natural Resources*, 34(4): 60-67 (陈慧欣, 陈超, 张自力, 汪李彦, 梁锦涛. 2022. 一种基于 Google Earth Engine 云平台的潮间带遥感信息提取方法. *自然资源遥感*, 34(4): 60-67) [DOI: 10.6046/zrzyyg.2022308]
- Chen J, Chen J, Liao A P, Cao X, Chen L J, Chen X H, Peng S, Han G, Zhang H W, He C Y, Wu H and Lu M. 2014. Concepts and key techniques for 30 m global land cover mapping. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 43(6): 551-557 (陈军, 陈晋, 廖安平, 曹鑫, 陈利军, 陈学泓, 彭舒, 韩刚, 张宏伟, 何超英, 武昊, 陆苗. 2014. 全球 30 m 地表覆盖遥感制图的总体技术. *测绘学报*, 43(6): 551-557)
- Chen Q, Mao Y and Morrison A M. 2021. The influence of land use evolution on the visitor economy in Wuhan from the perspective of ecological service value. *Land*, 11(1): 1 [DOI: 10.3390/land11010001]
- Cheng L N, Zhong C R, Li X Y, Jia M M, Wang Z M and Mao D H. 2022. Rapid and automatic classification of intertidal wetlands based on intensive time series Sentinel-2 images and Google Earth Engine. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(2): 348-357 (程丽娜, 钟才荣, 李晓燕, 贾明明, 王宗明, 毛德华. 2022. Sentinel-2 密集时间序列数据和 Google Earth Engine 的潮间带湿地快速自动分类. *遥感学报*, 26(2): 348-357) [DOI: 10.11834/jrs.20211311]
- Cutler D R, Edwards T C, Beard K H, Cutler A, Hess K T, Gibson J and Lawler J J. 2007. Random forests for classification in ecology. *Ecology*, 88(11): 2783-2792 [DOI: 10.1890/07-0539.1]
- Ghorbanian A, Kakooei M, Amani M, Mahdavi S, Mohammadzadeh A and Hasanlou M. 2020. Improved land cover map of Iran using Sentinel imagery within Google Earth Engine and a novel automatic workflow for land cover classification using migrated training samples. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 167: 276-288 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.07.013]
- 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]
- Khwarahm N R, Qader S, Ararat K and Fadhil Al-Quraishi A M. 2021. Predicting and mapping land cover/land use changes in Erbil/Iraq using CA-Markov synergy model. *Earth Science Informatics*, 14(1): 393-406 [DOI: 10.1007/s12145-020-00541-x]
- Kiggundu N, Anaba L A, Banadda N, Wanyama J and Kabenge I. 2018. Assessing land use and land cover changes in the Murchison Bay catchment of Lake Victoria basin in Uganda. *Journal of Sustainable Development*, 11(1): 44 [DOI: 10.5539/jsd.v11n1p44]
- Li D Q, Lu D S, Wu M, Shao X X and Wei J H. 2017. Examining land cover and greenness dynamics in Hangzhou Bay in 1985-2016 using Landsat time-series data. *Remote Sensing*, 10(2): 32 [DOI: 10.3390/rs10010032]
- Li J L and Wang L J. 2020. Spatial and temporal evolutions of the major bays in the East China Sea under the influence of reclamation. *Acta Geographica Sinica*, 75(1): 126-142 (李加林, 王丽佳. 2020. 围填海影响下东海区主要海湾形态时空演变. *地理学报*, 75(1): 126-142) [DOI: 10.11821/dlxb202001010]
- Li N, Lu D S, Wu M, Zhang Y L and Lu L Y. 2018. Coastal wetland classification with multiseasonal high-spatial resolution satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 39(23): 8963-8983 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1500731]
- Li Q Q, Lu Y, Hu S B, Hu Z W, Li H Z, Liu P, Shi T Z, Wang C S, Wang J J and Wu G F. 2016. Review of remotely sensed geo-environmental monitoring of coastal zones. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1216-1229 (李清泉, 卢艺, 胡水波, 胡忠文, 李洪忠, 刘鹏, 石铁柱, 汪驰升, 王俊杰, 邹国锋. 2016. 海岸带地理环境遥感监测综述. *遥感学报*, 20(5): 1216-1229) [DOI: 10.11834/jrs.20166168]
- Liu X P, Liang X, Li X, Xu X C, Ou J P, Chen Y M, Li S Y, Wang S J and Pei F S. 2017. A future land use simulation model (FLUS) for

- simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects. *Landscape and Urban Planning*, 168: 94-116 [DOI: 10.1016/j.landurbplan.2017.09.019]
- Luo J C, Hu X D, Wu T J, Liu W, Xia L G, Yang H P, Sun Y W, Xu N, Zhang X, Shen Z F and Zhou N. 2021. Research on intelligent calculation model and method of precision land use/cover change information driven by high-resolution remote sensing. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(7): 1351-1373 (骆剑承, 胡晓东, 吴田军, 刘巍, 夏列钢, 杨海平, 孙营伟, 徐楠, 张新, 沈占锋, 周楠. 2021. 高分遥感驱动的精准确土地利用与土地覆盖变化信息智能计算模型与方法研究. *遥感学报*, 25(7): 1351-1373) [DOI: 10.11834/jrs.20219402]
- Lyons M B, Phinn S R and Roelfsema C M. 2012. Long term land cover and seagrass mapping using Landsat and object-based image analysis from 1972 to 2010 in the coastal environment of South East Queensland, Australia. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 71: 34-46 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2012.05.002]
- Mateo-García G, Gómez-Chova L, Amorós-López J, Muñoz-Mari J and Camps-Valls G. 2018. Multitemporal cloud masking in the Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 10(7): 1079 [DOI: 10.3390/rs10071079]
- Ning X G, Chang W T, Wang H, Zhang H C and Zhu Q D. 2022. Extraction of marsh wetland in Heilongjiang Basin based on GEE and multi-source remote sensing data. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(2): 386-396 (宁晓刚, 常文涛, 王浩, 张翰超, 朱乾德. 2022. 联合 GEE 与多源遥感数据的黑龙江流域沼泽湿地信息提取. *遥感学报*, 26(2): 386-396) [DOI: 10.11834/jrs.20200033]
- Peng J T, Sun W W, Wei T H and Fan W Q. 2020. A modified correlation alignment algorithm for the domain adaptation of GF-5 hyperspectral image. *Journal of Remote Sensing*, 24(4): 417-426 (彭江涛, 孙伟伟, 魏天慧, 范文琦. 2020. 高分五号高光谱影像的关联对齐域适应与分类. *遥感学报*, 24(4): 417-426) [DOI: 10.11834/jrs.20209212]
- Rawat J S and Kumar M. 2015. Monitoring land use/cover change using remote sensing and GIS techniques: a case study of Hawalbagh block, district Almora, Uttarakhand, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(1): 77-84 [DOI: 10.1016/j.ejrs.2015.02.002]
- Regasa M S, Nones M and Adebba D. 2021. A review on land use and land cover change in Ethiopian basins. *Land*, 10(6): 585 [DOI: 10.3390/land10060585]
- Rodrigues S W P and Souza-Filho P W M. 2011. Use of multi-sensor data to identify and map tropical coastal wetlands in the Amazon of Northern Brazil. *Wetlands*, 31(1): 11-23 [DOI: 10.1007/s13157-010-0135-6]
- Sun W W, Yang G, Chen C, Chang M H, Huang K, Meng X Z and Liu L Y. 2020. Development status and literature analysis of China's earth observation remote sensing satellites. *Journal of Remote Sensing*, 24(5): 479-510 (孙伟伟, 杨刚, 陈超, 常明会, 黄可, 孟祥珍, 刘良云. 2020. 中国地球观测遥感卫星发展现状及文献分析. *遥感学报*, 24(5): 479-510) [DOI: 10.11834/jrs.20209464]
- Sun W W, Zhang D F, Yang G and Li W Y. 2018. Band selection for hyperspectral imagery based on weighted probabilistic archetypal analysis. *Journal of Remote Sensing*, 22(1): 110-118 (孙伟伟, 张殿发, 杨刚, 李巍岳. 2018. 加权概率原型分析的高光谱影像波段选择. *遥感学报*, 22(1): 110-118) [DOI: 10.11834/jrs.20186446]
- Sun Z, Luo J H, Yang J Z C, Yu Q Y, Zhang L, Xue K and Lu L R. 2020. Nation-scale mapping of coastal aquaculture ponds with sentinel-1 SAR data using Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 12(18): 3086 [DOI: 10.3390/rs12183086]
- Teluguntla P, Thenkabail P S, Oliphant A, Xiong J, Gumma M K, Congalton R G, Yadav K and Huete A. 2018. A 30-m landsat-derived cropland extent product of Australia and China using random forest machine learning algorithm on Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 144: 325-340 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.07.017]
- Tian P, Li J L, Cao L D, Pu R L, Gong H B, Liu Y C, Zhang H T and Chen H L. 2021. Impacts of reclamation derived land use changes on ecosystem services in a typical gulf of eastern China: a case study of Hangzhou bay. *Ecological Indicators*, 132: 108259 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.108259]
- Tu C R, Li P, Li Z H, Wang H J, Yin S W, Li D H, Zhu Q T, Chang M X, Liu J and Wang G Y. 2021. Synergetic classification of coastal wetlands over the Yellow River Delta with GF-3 full-polarization SAR and Zhuhai-1 OHS hyperspectral remote sensing. *Remote Sensing*, 13(21): 4444 [DOI: 10.3390/rs13214444]
- Wang C, Jia M M, Chen N C and Wang W. 2018. Long-term surface water dynamics analysis based on Landsat imagery and the Google Earth Engine platform: a case study in the middle Yangtze River Basin. *Remote Sensing*, 10(10): 1635 [DOI: 10.3390/rs10101635]
- Wang X, Liu Y L, Ling F, Liu Y F and Fang F G. 2017. Spatio-temporal change detection of Ningbo coastline using Landsat time-series images during 1976-2015. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(3): 68 [DOI: 10.3390/ijgi6030068]
- Wingate V R, Phinn S R, Kuhn N, Bloemert L and Dhanjal-Adams K L. 2016. Mapping decadal land cover changes in the woodlands of north eastern Namibia from 1975 to 2014 using the Landsat satellite archived data. *Remote Sensing*, 8(8): 681 [DOI: 10.3390/rs8080681]
- Wu Y Q and Liu Z L. 2019. Research progress on methods of automatic coastline extraction based on remote sensing images. *Journal of Remote Sensing*, 23(4): 582-602 (吴一全, 刘忠林. 2019. 遥感影像的海岸线自动提取方法研究进展. *遥感学报*, 23(4): 582-602) [DOI: 10.11834/jrs.20197410]
- Zhao Y H, An R, Xiong N X, Ou D Y and Jiang C F. 2021. Spatio-temporal land-use/land-cover change dynamics in coastal plains in Hangzhou Bay Area, China from 2009 to 2020 using Google Earth Engine. *Land*, 10(11): 1149 [DOI: 10.3390/land10111149]
- Zurqani H A, Post C J, Mikhailova E A, Schlautman M A and Sharp J L. 2018. Geospatial analysis of land use change in the Savannah River Basin using Google Earth Engine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 69: 175-185 [DOI: 10.1016/j.jag.2017.12.006]

Spatio-temporal land use/cover change dynamics in Hangzhou Bay , China , using long-term Landsat time series and GEE platform

LIANG Jintao¹, CHEN Chao², SUN Weiwei³, YANG Gang³, LIU Zhisong^{4,5}, ZHANG Zili⁶

1.College of Marine Science and Technology, Zhejiang Ocean University, Zhoushan 316022, China;

2.School of Geography Science and Geomatics Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China;

3.Department of Geography and Spatial Information Techniques, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

4.School of Information Engineering, Zhejiang Ocean University, Zhoushan 316022, China;

5.Key Laboratory of Oceanographic Big Data Mining and Application of Zhejiang Province, Zhejiang Ocean University, Zhoushan 316022, China;

6.Zhejiang Province Environment Monitoring Centre (Zhejiang Key Laboratory of Ecological and Environmental Monitoring, Forewarning and Quality Control), Hangzhou 310012, China

Abstract: Land Use/Cover Change (LUCC) is generally defined as the use of land by humans, which is the direct result of the interaction between humans and nature, and reflects the basic process of the interaction between the Earth's environmental system and human production systems. A bay is an area where land and water interact, with a relatively fragile ecosystem and easily damaged resources and environment. Large-scale long-time series and high-precision LUCC mapping is the basis for territorial spatial planning and environmental protection in bay regions. Random forest algorithms received considerable attention in recent years owing to their high interpretability and reliability in handling complex data. However, room for improvement exists in optimizing the performance of random forest algorithms in processing long-time series datasets. Most existing mapping methods are aimed at original remote sensing images, and fully tapping and jointly utilizing the information potential of the feature space and transformation space are difficult, resulting in the poor application effect of traditional methods in bay areas with high surface heterogeneity. The combined application of the remote sensing spectral index can effectively increase the separability of object categories in bay areas, and principal component transformation can effectively eliminate correlations between features and achieve data compression and image enhancement. Based on Landsat long-term satellite and Google Earth Engine images of the Hangzhou Bay area, this study proposes a random forest remote sensing image classification method that integrates the remote sensing spectral index and principal component transformation and analyzes LUCC mapping spatiotemporal patterns from 1985 to 2020 (at 5-year intervals). Results show that (1) the random forest algorithm, integrating the remote sensing spectral index and principal component transformation, can accurately extract Hangzhou Bay LUCC information, and the average overall accuracy and kappa coefficient of the eight time phases are 92.83% and 0.9108, respectively. (2) During the study period, the construction land area (278.26 km² to 2984.76 km², with an average annual increase of 77.33 km²), water area (509.32 km² to 680.21 km², with an average annual increase of 4.88 km²), and bare land area (768.99 km² to 1078.13 km², with an average annual increase of 8.83 km²) showed an increasing trend, whereas the wood land area (2159.49 km² to 1881.52 km², with an annual average decrease of 7.94 km²), cultivated field area (6998.45 km² to 4800.59 km², with an annual average decrease of 62.80 km²), and tidal-flat area (181.65 km² to 161.50 km², with an annual average decrease of 0.58 km²) showed a decreasing trend. (3) During the study period, the cultivated field area was the main transfer source, whose total area proportion decreased from 64.23% to 41.43%. The transfer out of the cultivated field area was mainly to construction land (2268.05 km²) and bare land (630.20 km²), and the transfer in of the cultivated field area was mainly to water body (376.22 km²) and forest land (352.22 km²). This study provides data support for the scientific management of land resources in the Hangzhou Bay, and the obtained LUCC dataset is of considerable significance to the sustainable development of the region.

Key words: Hangzhou Bay, land use/cover change, Google Earth Engine, Landsat, spatio-temporal characteristics

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42171311, 42271340, 42122009, 41971296); Project of Zhejiang Key Laboratory of Ecological and Environmental Monitoring, Forewarning and Quality Control (No. EEMFQ-2021-1)