

doi:10.6046/zrzyyg.2023278

引用格式:陈志洋,毛德华,王宗明,等,基于时序 Sentinel-2 数据的江汉平原养殖池提取[J].自然资源遥感,2025,37(1):169-178.(Chen Z Y, Mao D H, Wang Z M, et al. Information extraction of aquaculture ponds in the Jianghan Plain based on Sentinel-2 time-series data[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2025, 37(1): 169-178.)

基于时序 Sentinel-2 数据的江汉平原养殖池提取

陈志洋¹, 毛德华², 王宗明², 林楠¹, 贾明明², 任春颖², 王铭²

(1.吉林建筑大学测绘与勘察工程学院, 长春 130119; 2.中国科学院湿地生态与环境重点实验室, 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 长春 130102)

摘要:近年来,水产养殖业的迅速发展引发了一系列的生态环境问题。江汉平原作为我国最重要的淡水养殖基地之一,研究其养殖池变化对我国的生态保护至关重要。因此,该文面向江汉平原区域,基于谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)与 Sentinel-2 密集时间序列影像,提出了一种结合 K 均值聚类(K-means)与层次决策树分类算法的养殖池提取与变化监测方法,实现了 2016—2022 年逐年的江汉平原养殖池精确提取及时空格局分析。结果表明:结合 K-means 与融入时间变化特征的层次决策树算法能够实现精准的养殖池分类,每年总体分类精度均达到 91.90% 以上, Kappa 系数达到 0.84 以上;2022 年江汉平原的水产养殖池面积为 2 126.43 km²,其中,43.24% 的养殖池集中分布于荆州市,宜昌市养殖池面积最小仅占 0.76%;江汉平原养殖池在 2016—2022 年期间的动态变化呈现出明显的空间异质性,整体呈现增加的趋势,总面积从 1 947.43 km² 增加到 2 126.43 km²,增加了 9.19%。所提方法为养殖池的精准监测提供了重要参考,所得数据集对支持江汉平原地区生态保护和可持续发展目标的评估具有重要的借鉴价值和现实意义。

关键词:江汉平原;内陆养殖池;K-means;时间序列数据;Google Earth Engine

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2025)01-0169-10

0 引言

水产养殖池是利用天然水面或人造池塘,在人为控制下繁殖、培育和收获水生动植物生产活动的场所^[1]。《2022 中国渔业统计年鉴》显示,2021 年我国内陆养殖面积为 4.98 万 km²,养殖产量为 3 183.27 万 t,其中池塘养殖产量占内陆养殖产量的 52.26%。池塘养殖已成为中国水产养殖的主要形式和水产品供应的主要来源,在保障优质动物蛋白供给、促进农业增效和农民增收、扩大农村就业等方面发挥着重要的作用^[2]。然而,水产养殖池的快速扩张也对内陆湿地生态系统造成了显著影响,如造成生物多样性下降、水体污染、土壤酸化和农田盐碱化等。因此,迫切需要精准的、及时的内陆水产养殖池时空动态变化监测信息,以实现内陆水产养殖的可持续发展与科学管理。

近年来,面向遥感大数据的云存储和云计算技术在过去几年间得到了迅速发展,特别是谷歌地球

引擎(Google Earth Engine, GEE)云计算平台,大大促进了各类遥感研究的发展。应用云平台进行遥感大数据的处理和分析,已经成为养殖池分布信息快速提取的关键技术途径^[3]。受到数据可获取性、覆盖能力等因素的影响,Landsat 和 Sentinel-1/2 是目前研究中使用最多的数据源^[1]。其中,研究者们基于 Landsat 的时间跨度大、覆盖范围广和可免费获取等优势,在中国沿海、越南等地区做了各种面向对象的分类研究^[3-5]。Sentinel-1 具有可以穿透云层、植被和土壤等优点,在绘制水产养殖分布时能够更为精细地检测到养殖池对象的线性结构细节。因此,越来越多的研究者以 Sentinel-1 作为数据源在越南、印度、东南亚等地区做了不同尺度的研究^[6-9]。和 Landsat 相比,Sentinel-2 能够提供更具优势的影像(10 m 空间分辨率,2~6 d 重访周期),能够有效区分水产养殖池的范围,监测其年内的变化;和 Sentinel-1 相比,Sentinel-2 具有更丰富、有用的影像信息与信噪比,能够增强水产养殖池及其周围水坝的信息。综上所述,Sentinel-2 在湿地分类制图

收稿日期:2023-09-14;修订日期:2024-04-09

基金项目:国家自然科学基金重点项目“全球湿地遥感分类方法研究”(编号:42330109)资助。

第一作者:陈志洋(1997-),男,硕士研究生,研究方向为湿地遥感。Email:1075964123@qq.com。

通信作者:王铭(1990-),男,博士,研究方向为湿地遥感。Email:wangming21@iga.cn。

上具有巨大潜力。

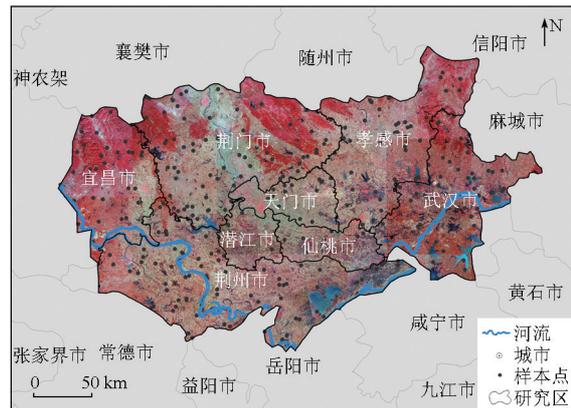
在内陆地区,养殖池与其他地表水体具有相似的光谱特征,且在水色、形状、面积等方面表现出较强的空间异质性,导致在内陆区域对其进行准确的遥感制图与监测十分困难。目前,已有众多的监督分类方法,如决策树、随机森林、深度学习等,在绘制不同国家或地区养殖池的研究中^[3-5]被广泛使用。然而,养殖池与其他地表水体具有极其相似的光谱和纹理特征,因此仅仅依靠监督分类的方法无法有效区分养殖池与其他地表水体,需要复杂的数据处理才能获得准确的水产养殖池产品。一些研究在监督分类的基础上进一步应用了基于知识的决策树,用于区分其他地表水体的干扰^[6]。这些研究通常只使用了基于单幅影像获取的空间特征,忽略了时间变化特征,难以区分养殖池与其他在大小、形状、特征上极为相似的地表水体及其他地物,如水库、坑塘、水稻田等。此外,以往的研究主要针对滨海的养殖池,而内陆的养殖池相比于滨海区域,其土地覆被构成更为复杂,干扰更多(如水田等),提取难度更大。因此,需要一种适用于内陆的,能够考虑到时空变化特征,准确区分养殖池与其他地表水体及地物的方法。

针对上述问题,本研究将以江汉平原为研究区,提出了一种基于 GEE 与时间序列 Sentinel-2 数据的江汉平原养殖池智能提取的方法,并进行变化监测,实现了 2016—2022 年逐年的江汉平原养殖池精确提取及时空格局分析。

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

江汉平原(29°26′~31°37′N, 111°14′~114°36′E)位于湖北省的中南部,是中国海拔最低的平原之一^[10]。江汉平原属于亚热带季风气候,河网稠密、湖泊众多,水域面积广大,水域面积占其总面积的 18%,其中湖泊面积达 1 605.4 km²。《2022 中国渔业统计年鉴》显示,2021 年湖北省水产养殖池面积为 5 163.42 km²,常年位居全省第一。鉴于该平原的城市与其养殖池的分布情况,本文提取湖北省境内的长江、汉江流域周围 50 m 等高线所包罗的范围,以此为基础再外扩至该范围所属的县级行政区,包括 22 个区、15 个县与县级市、4 个省直管市,总面积约 57 286.6 km²(如图 1 所示)。由于地理和养殖方式的差异,江汉平原养殖池通常具有不同的形状和大小。



来源: <https://www.webmap.cn>(全国地理信息资源目录服务系统)

图 1 研究区概况

Fig.1 General information of study area

1.2 数据源及其预处理

1.2.1 Sentinel-2 影像和预处理

研究基于 GEE 平台获取江汉平原 2016—2022 年的 Sentinel-2 数据,共计 3 058 景影像(表 1)。为了减轻云污染的影响,在合成无云影像时对云量百分比进行了限制(<20%)。然后使用 Sentinel-2 云掩模算法对指定时间和空间范围内影像进行计算,以中值合成方法重构最小云量合成高质量影像^[11],从而生成了 2016—2022 年每年的高质量合成影像。与原始影像相比,使用中值影像不仅减小了数据集的大小,还可以获取给定时间段内较为稳定的像元,从而合成更好质量的影像,这使得分析更加容易和快速。此外,本研究还使用上述方法,依次生成了每个月的高质量合成影像,来创建 2016—2022 年的月度时间序列图像。

表 1 2016—2020 年研究区 Sentinel-2 卫星数据量

Tab.1 Available Sentinel-2 image numbers for the study area from 2016 to 2022

年份	可用影像数/景	年份	可用影像数/景
2016 年	275	2020 年	473
2017 年	299	2021 年	553
2018 年	477	2022 年	486
2019 年	495		

为了增强研究区内水产养殖池及其周围水坝的信息,本文从 Sentinel-2 影像中提取了 4 个光谱指数:归一化差异植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)^[12]、归一化差异水指数(normalized difference water index, NDWI)^[13]、修正的归一化差异水指数(modified normalized vegetation index, mNDWI)^[14]和归一化建筑物指数(normalized difference built-up index, NDBI)^[15]。其中,NDWI 和 mNDWI 可以大大增强养殖池的信息,而 NDVI 和 NDBI 可以增强养殖池周围水坝的特征,这些水坝通常被植被、砾石或不透水表面覆盖。指数定义公式

分别为:

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}}, \quad (1)$$

$$NDBI = \frac{\rho_{swir} - \rho_{nir}}{\rho_{swir} + \rho_{nir}}, \quad (2)$$

$$NDWI = \frac{\rho_{green} - \rho_{red}}{\rho_{green} + \rho_{red}}, \quad (3)$$

$$mNDWI = \frac{\rho_{green} - \rho_{swir}}{\rho_{green} + \rho_{swir}}, \quad (4)$$

式中: ρ_{nir} 为近红外波段(B8,中心波长 842 nm)的反射率; ρ_{red} 为红波段(B4,中心波长 665 nm)的反射率; ρ_{swir} 为短波红外波段(B11,中心波长 1 610 nm)的反射率; ρ_{green} 为绿波段(B3,中心波长 560 nm)的反射率。

1.2.2 样本数据

本文通过实地调查的方式,结合谷歌地球高分辨率图像,利用目视解译的方法获取了 2022 年共计 1 000 个样本数据,然后基于 2016—2022 年的图像对采集的样本数据进行了检查和修改,最终获得了 2016—2022 年的样本数据。在本研究中,影响养殖池正确分类的因素主要有一些与其具有相似的光谱特征,且在水色、形状、面积等方面表现出较强的空间异质性的其他水体的干扰。因此,本研究将研究区地表水体分为几个类别,包括水产养殖池、水田和其他没有明显水坝、形状不规则的地表水体,如河流和水库等(表 2)。这些地表水参考样本是通过一系列实地调查所获取的,最终样本数据进一步分为养殖池和非养殖池,样本数量如表 3 所示。此外,本研

表 2 本研究所采用水体分类系统

Tab.2 Water body classification system in the study area

名称	描述	影像图	实地照片示例
养殖池	用于水产养殖的多边形水体,形状规则,靠近河流		
湖泊	内陆地区有积水的自然多边形水体		
河流	在内陆地区有流动水的自然线性水体		
水库/坑塘	有积水的人工多边形水体,一般有明显的水坝		
水田	能种植水稻、冬季蓄水或浸湿状的农田		

究还基于最新的谷歌地球手动绘制了研究区内 300 个养殖池面状样本数据,这些样本数据最终用于确定养殖池分割尺度和生成分类规则。

表 3 本研究所构建的 2016—2022 年样本数量
Tab.3 Number of samples constructed in this study from 2016 to 2022

年份	养殖池样本数量/个	非养殖池样本数量/个
2016 年	451	549
2017 年	463	537
2018 年	455	545
2019 年	459	541
2020 年	466	534
2021 年	432	538
2022 年	461	539

1.2.3 其他数据集

为了提高分类精度,本文引入数字高程模型(digital elevation model, DEM)、高分辨率谷歌地球影像数据和 3 个常用的全球 10 m 空间分辨率土地覆盖产品,包括 Dynamic World (<https://dynamic-world.app>),ESA_Worldcover (<https://esa-worldcover.org/en>) 和 FROM-GLC10 (<http://data.ess.tsinghua.edu.cn>),作为辅助数据来评估本文提取结果的准确性。

2 研究方法

本文技术流程见图 2。在 GEE 云计算平台的支持下,基于 Sentinel-2 时间序列影像,结合 K 均值

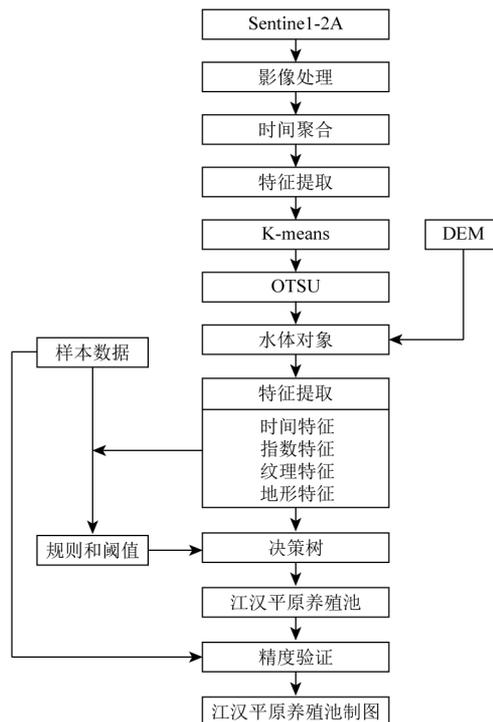


图 2 技术流程图

Fig.2 Technical flowchart

聚类算法(K-means)与层次决策树分类算法,本研究开发了一种面向对象的江汉平原养殖池智能提取与变化监测的方法,构建了10 m空间分辨率的江汉平原养殖池数据集(2016—2022年)。首先基于GEE获得所有可使用的时序影像,之后基于K均值聚类算法(K-means)对影像进行分割,再提取对象的光谱、纹理、地形和时间等特征构造特征空间,后计算变化指数,最后计算混淆矩阵并验证其精度结果。

2.1 基于K均值聚类算法(K-means)的图像分割

基于GEE云计算平台,本研究采用K-means算法^[16]对研究区影像的光谱波段以及特征波段进行图像聚类分割,为了增强其聚类结果的精度,使用了1.2.1节中的4种光谱指数来增强研究区养殖池及其周围的水坝信息。K-means算法是经典的无监督

学习算法,具有时间复杂度低、算法伸缩性强等优点,在图像分割领域有非常广泛的应用^[15,17],K-means算法的关键参数是“K”,它与目标地物类别个数有关。不同的中心类簇个数会带来不同的聚类分割结果。本文主要采用实地调查的方式,结合高空间分辨率谷歌地球影像和GEE,通过不同的聚类分析来确定研究区主要土地覆被类型及种类。如图3所示,分别分析了研究区3种典型养殖池,在不同的K值变化下的分割结果。发现在天门市的养殖池,当 $K=9$ 时分割效果明显, K 取到最优解,当 $K=10$ 时,数据集中的数据对象所属类簇不再发生显著变化;在荆州市的养殖池,当 $K=8$ 时分割效果明显,当 K 大于8(取到9)时分割效果变化不大;在仙桃市的养殖池,当 $K=9$ 时分割效果明显, K 取到最优解。因此,最终本研究选用9作为初始类簇中心个数。

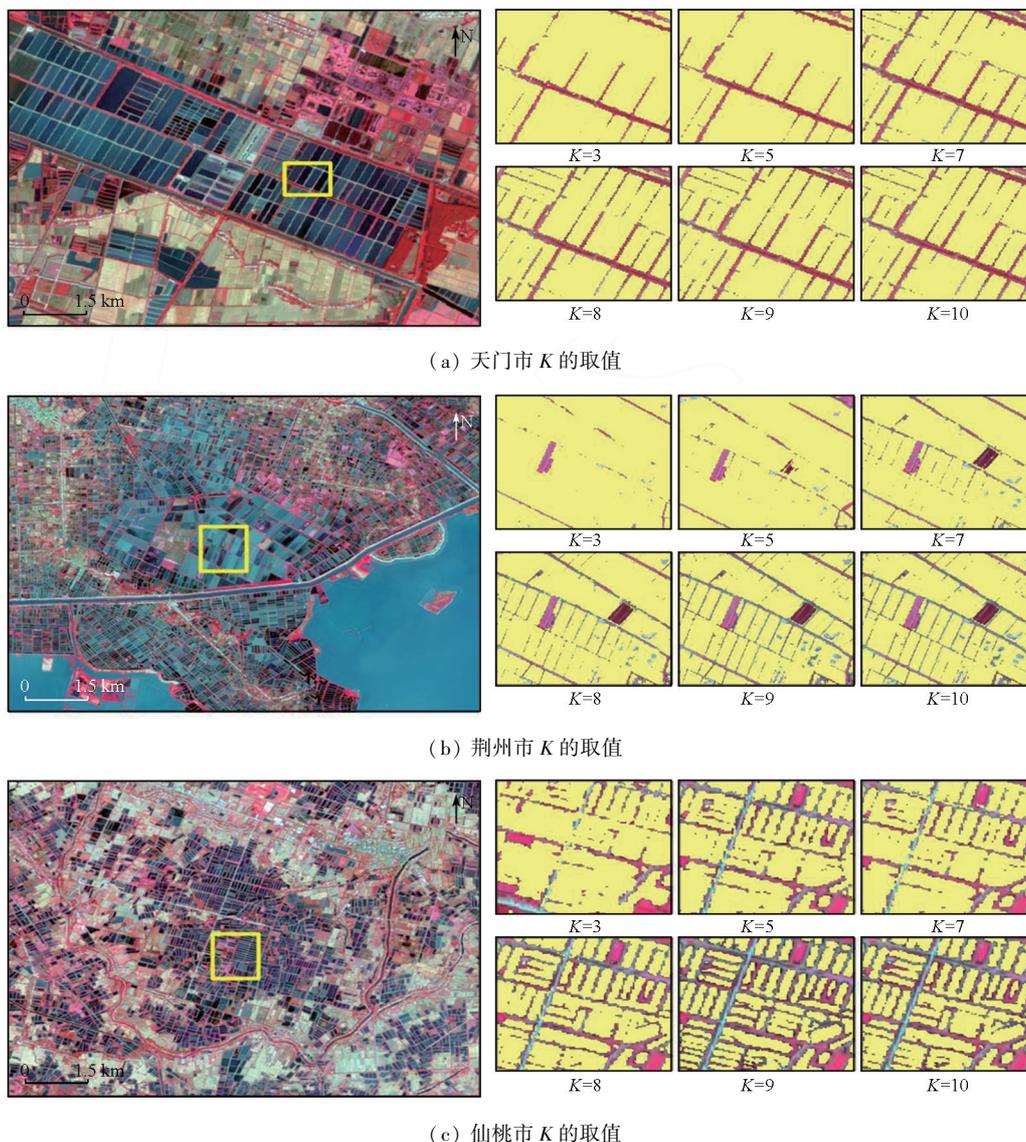


图3 不同初始类簇个数下的水产养殖池的分割结果

Fig.3 Segmentation results of aquaculture ponds with different initial cluster numbers

2.2 基于层次决策树的江汉平原养殖池的提取

本研究基于层次决策树算法进行江汉平原养殖池的提取。决策树是一种用于分类和回归任务的非参数监督学习算法。它是一种分层树形结构,由根节点、分支、内部节点和叶节点组成^[18]。决策树能够直接体现数据的特点,具有运行速度快、准确性高的优点,可以在相对短的时间内对大型数据源做出可行且效果良好的结果。本文结合研究区影像的光谱指标、形状、地形(坡度、高程)、纹理等条件设计层次分类树来提取江汉平原水产养殖池。决策树的详细描述如下:

1) 利用 NDWI 和 OTSU 算法^[19] 将处理生成的景观对象分为水对象和非水对象 2 个部分。OTSU

算法又名最大类间方差法,是一种常用且高效的算法,在土地覆盖分类中得到了广泛应用^[20-22]。其原理是根据影像的灰度特性,将图像分割成背景和前景 2 类,选择使其类间方差最大、类内方差最小的分割阈值为最优阈值,进行图像的自动二值分类^[21]。

2) 分析水体对象的 NDWI 时间序列特征,排除水田等季节性水体。虽然水田在大小、形状和水体特征上与养殖池十分相似,但是在一年中的某些时候,水田具有明显的季节性特征,定期有水面覆盖。基于此特性,分析了江汉平原水体对象的 NDWI 时间序列特征,如图 4 所示,可以很明显地看出水田与养殖池的区别,最后在结果中剔除水田等一些季节性水体。

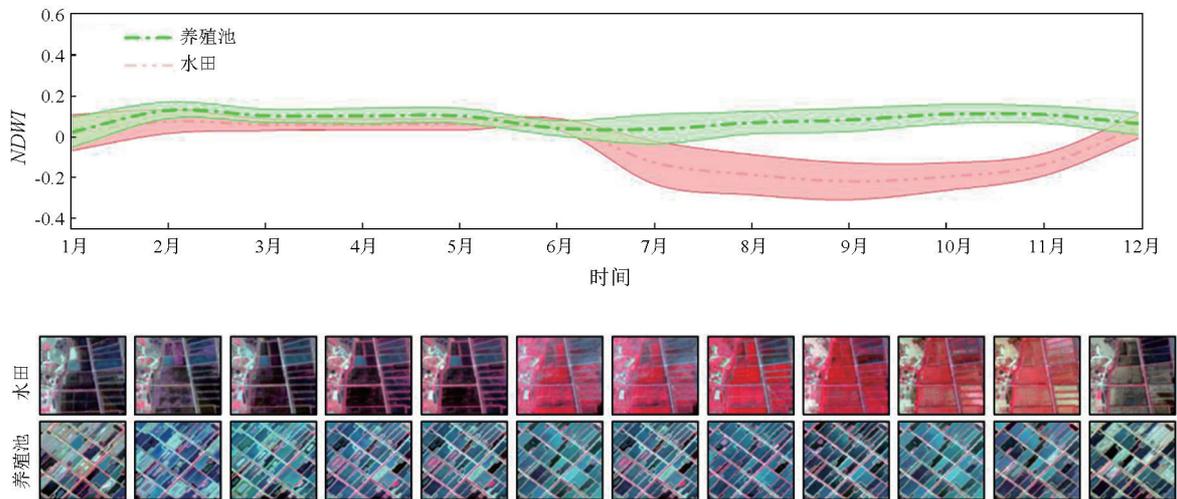


图 4 养殖池和水田一年中每个月的 NDWI 和景观变化图

Fig.4 NDWI and landscape change in aquaculture ponds and paddy fields for each month in a year

3) 根据水体对象的形状特征,进一步提取江汉平原水产养殖场对象。水产养殖池通常位于地势低洼的地区,并有伴有规则形状的水坝。这些独特的地形和形状特征可以有效地将其与其他永久水体区分开。因此计算了 1.2.2 节构建的 300 个养殖池面状样本数据的地形和形状特征,包括高程 (elevation, E)、坡度 (slope, S)、面积 (area, A)、紧凑度 (compactness, C)、景观形状指数 (landscape shape index, LSI) 和矩形度 (rectangularity, R) (表 4), 确定最佳分割尺度,生成分类规则集并构建了决策树分类集指标。表中: P 为周长; A 为面积; A_{mbr} 为外部矩形的面积。利用这些特征指标有效地将养殖池与其他水体的区别开来。其中,计算得到的最佳分割尺度阈值分别为坡度 ($T1 = 0.82$)、紧凑度 ($T2 = 0.58$)、高程 ($T3 = 38.2$)、 LSI ($T4 = 1.3$)、矩形度 ($T5 = 0.82$) 和面积 ($T6 = 0.01$)。层次决策树分类模型见图 5,养殖池与其他水体的形状特征分析见图 6。

表 4 本研究中所使用的 3 种形状度量的描述和公式
Tab.4 Descriptions and formulas for the three shape metrics used in this study

名称	介绍	公式
LSI	描述物体形状的曲率	$0.25 \cdot P/\sqrt{A}$
紧凑度 (C)	描述物体形状的曲率和紧凑度	$\sqrt{A/a}, a = P^2 / 4\pi$
矩形度 (R)	反映一个对象填充其外部矩形的程度	A/A_{mbr}

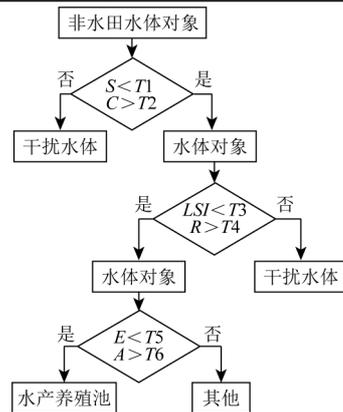


图 5 层次决策树分类模型

Fig.5 Classification model of hierarchical decision tree

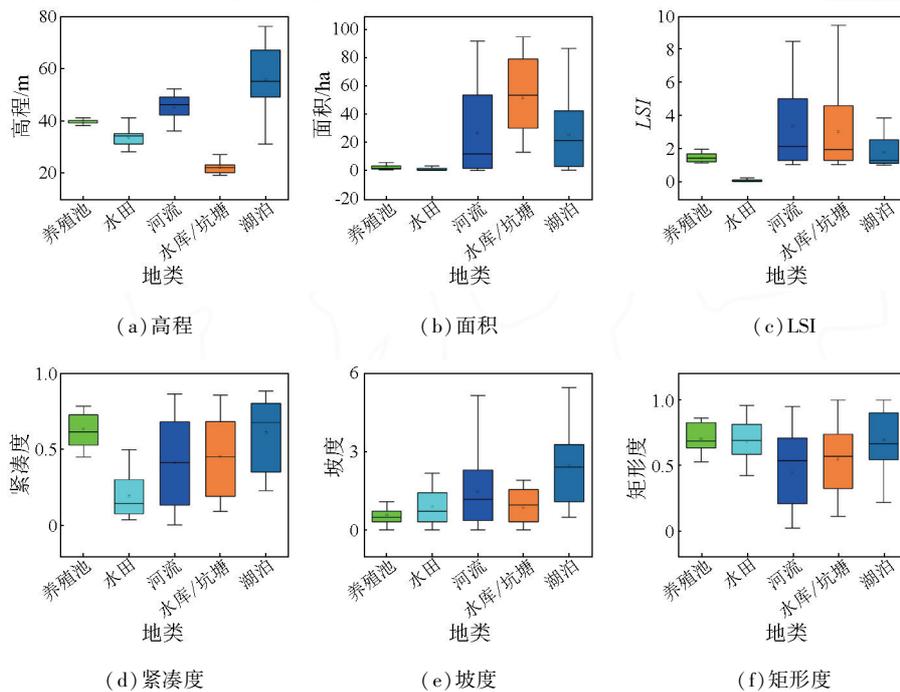


图6 养殖池与其他水体的形状特征分析

Fig.6 Characterization of the shape of aquaculture ponds in relation to other water bodies

4) 从上一步的结果中剔除水库。水库和水产养殖池具有相似的大小、形状和长期特征,水库与水产养殖池的根本区别在于:水库通常是孤立的,而水产养殖池则呈聚集分布。基于此特性,本文根据其空间关系的孤立性来识别水库。具体步骤如下:首先,对每个对象按其边界向外延伸 50 m,确定其与周围物体的空间关系;然后判断其周围是否有物体与它相交,如果有,就确定它是一个水库。根据判断结果进一步对水库进行识别和剔除,最终得到准确的江汉平原水产养殖池对象。

3 结果与分析

3.1 2022 年江汉平原水产养殖池图准确性评估

本研究基于 1.2.2 节获得的 2016—2022 年所有样本数据对本文提取结果进行准确性评估。评估指标包括总体准确性 (overall accuracy, OA)、Kappa 系数精度、用户精度 (user's accuracy, UA) 和生产者精度 (producer accuracy, PA), 得到的混淆矩阵及指标如表 5 所示。结果表明 K-means 聚类算法得出的分类结果与地面验证样本高度一致。2016—2022 年,每年分类的 OA 高于 91%。江汉平原养殖池的 PA 和 UA 均大于 90%。为了进一步评估 K-means 聚类算法的详细形状和轮廓的准确性,将本研究中

生成的江汉平原水产养殖池与基于 0.54 m 空间分辨率的谷歌地球图像的养殖池面状样本数据进行了比较,如图 7 所示,发现江汉平原养殖池的轮廓和形状与通过人工数字化获得的高精度结果非常吻合。图 7(e)—(g) 所示,发现了在面积、LSI 和紧凑度方面,本研究所提取的结果与实际结果具有很强的相关性,相关系数均大于 0.912。

表 5 混淆矩阵及精度分析

Tab.5 Confusion matrix and classification accuracy analysis

年份	类别	养殖池	非养殖池	Kappa 系数	UA/%	PA/%	OA/%
2016 年	养殖池	402	52	0.84	93.37	90.20	91.90
	非养殖池	49	497				
2017 年	养殖池	426	39	0.87	94.11	92.60	93.40
	非养殖池	37	498				
2018 年	养殖池	410	41	0.85	93.62	91.00	92.40
	非养殖池	45	504				
2019 年	养殖池	418	55	0.85	92.91	91.80	92.40
	非养殖池	41	486				
2020 年	养殖池	432	47	0.88	94.52	93.20	93.90
	非养殖池	34	487				
2021 年	养殖池	424	38	0.86	93.90	92.40	93.20
	非养殖池	38	500				
2022 年	养殖池	422	41	0.88	95.25	92.20	93.80
	非养殖池	39	498				

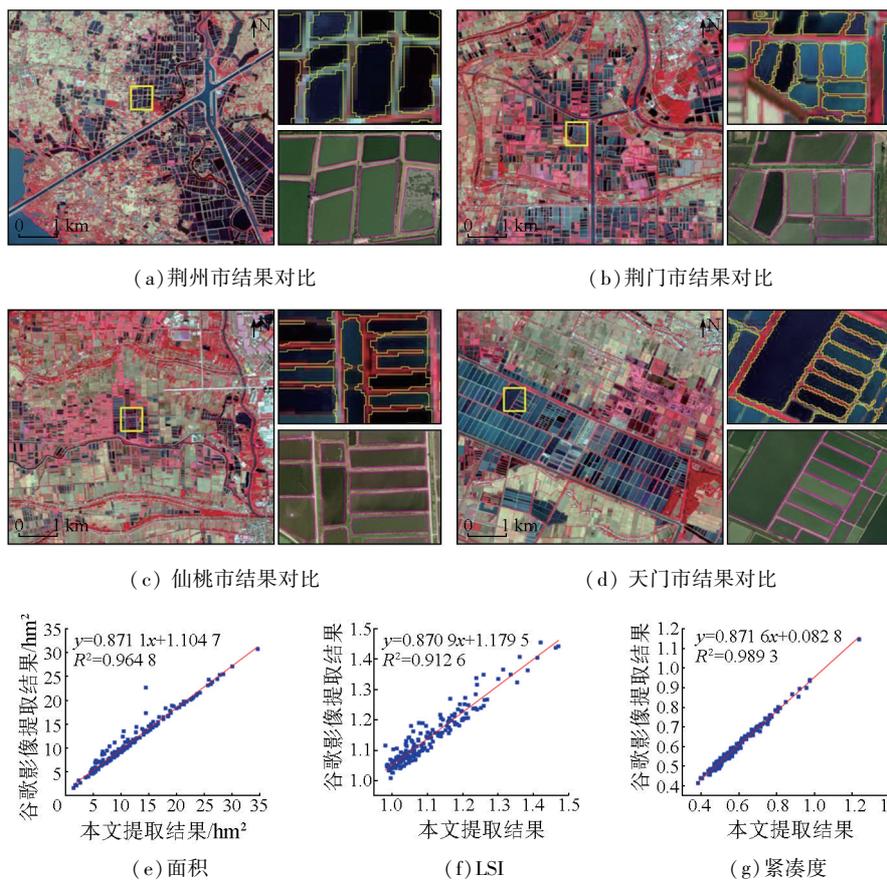


图 7 本文提取结果与从谷歌地球图像手动描绘的相应结果之间的比较

Fig.7 Comparison between the results of this study and corresponding results manually delineated from Google Earth images

3.2 江汉平原水产养殖池的空间分布现状

研究区水产养殖池分布广泛,总面积为 2 126.43 km²。主要集中在荆州市、仙桃市、武汉市、孝感市、潜江市等 5 市(图 8)。这些地区的水产养殖池占整个江汉平原研究区总数的 93.87%以上。如图

8(b)和(c)所示,荆州市水产养殖池面积最大(919.48 km², 43.24%),其次是仙桃市(316.29 km², 14.87%);宜昌市水产养殖池面积最小(16.13 km², 0.76%),其次是荆门市(35.74 km², 1.68%)。

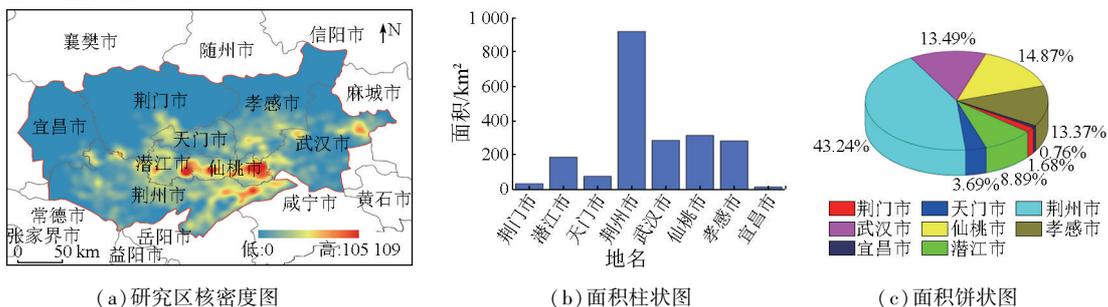


图 8 2022 年江汉平原养殖池的空间分布

Fig.8 Distribution and areal statistics of aquaculture ponds in study area in 2022

3.3 2016—2022 年江汉平原水产养殖池面积的年际变化

江汉平原养殖池在 2016—2022 年间的动态变化呈现出明显的空间异质性,整体呈现增加的趋势,总面积从 1 947.43 km² 增加到 2 126.43 km²,增长率为 9.19%(179.00 km²)(图 9 和表 6)。其中,养殖池面积增加最显著的地方是荆门市,增长率为 41.48%

(平均每年增加约 1.50 km²),其次是荆州市(38.89%,36.78 km²)、宜昌市(28.13%,0.51 km²)、孝感市(15.23%,5.37 km²)。相比之下仙桃市、天门市、武汉市和潜江市养殖池面积出现了减少的趋势,平均每年损失分别约 8.90 km²,1.90 km²,5.28 km²和 2.50 km²,减少率分别为 16.46%,14.47%,11.41%和 8.47%。

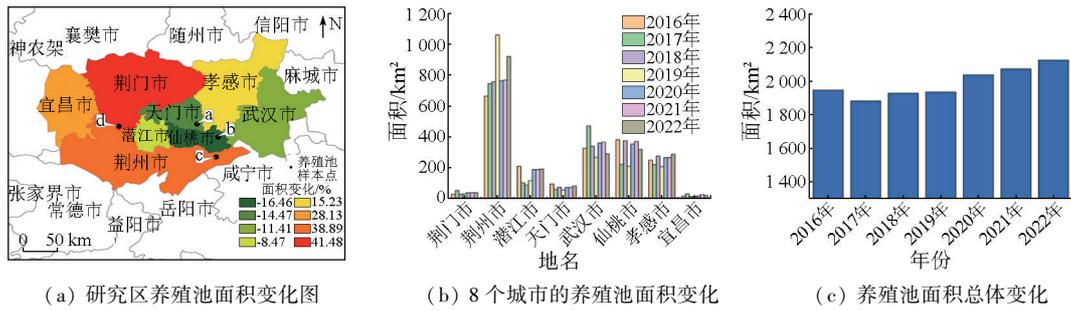


图9 2016—2022年江汉平原水产养殖池的空间变化

Fig.9 Spatial distributions and areal changes of aquaculture ponds in study area from 2016 to 2022

表6 2016—2022年江汉平原4个典型水产养殖池的空间变化

Tab.6 Spatial changes in four typical aquaculture ponds in the Jiangnan Plain from 2016 to 2022

地区	2016年	2018年	2020年	2022年
天门市 图9(a) 中a地块				
仙桃市 图9(a) 中b地块				
荆州市 图9(a) 中c地块				
荆门市 图9(a) 中d地块				

4 讨论与结论

4.1 结合 K-means 聚类 and 决策树分类方法的鲁棒性和优势

本文基于时间序列 Sentinel-2 密集时间序列影像和 GEE 云计算平台,提出了一种结合 K 均值聚类(K-means)与层次决策树分类算法的养殖池提取与变化监测方法。与传统的基于机器学习的分类方法相比,本文的方法充分考虑了水产养殖池的空间异质性,结合光谱、纹理、地形、形状等特征可以很好地识别养殖池与其他干扰的水体;与其他传统的基于像素的方法相比,本文使用的是一种面向对象的方法,在提取养殖池时,可以利用到更多的形状、大小等特征信息,可以对养殖池进行准确的分割,提高了养殖池分类精度。此外,本研究还结合最佳尺度分割分析和时间特征,有效区分了养殖池与其他容易混淆的水体,最终获得了江汉平原地区空间分辨率为 10 m 的水产养殖池数据集(2016—2022 年),总

体分类精度达到 91.90% 以上。因此,本研究的方法可以很容易地适用于在全国开展养殖池提取与动态监测,所得数据集对支持江汉平原地区生态保护和可持续发展目标的评估具有重要的借鉴价值和现实意义。

4.2 本研究数据集与其他数据集的比较

如表 7 所示,本研究数据集与 3 种常用的全球 10 m 分辨率土地覆盖产品(Dynamic World, ESA_Worldcover, FROM-GLC10)进行比较。为确保可比性,本文选择了 2016—2022 年间变化较小的区域进行比较。3 种数据集都是采用基于像素的监督分类算法,该方法依赖于大量的训练样本,并且容易受到地物复杂性的影响,产生“椒盐现象”。这种方法很难准确识别养殖池周围的水坝和狭窄的排水渠。相比之下,本文数据集是使用一种基于面向对象的智能提取的方法,该方法结合了 K-means 和层次决策树分类算法,从而避免了“椒盐”问题的影响,并能够准确检测大多数水产养殖池周围的水坝等信息。不足的是:在获取样本数据时,仅采集了不同形状、

表7 本文数据集与 3 种全球 10 m 分辨率土地覆盖数据集对比
Tab.7 Comparison of aquaculture ponds between datasets in this study and three global 10-m resolution land cover datasets

提取结果	仙桃市	荆州市	孝感市	图例
样本范围				样本选取范围
本文结果				本研究结果
ESA_Worldcover				ESA_Worldcover
FROM-GLC10				FROM-GLC10产品
Dynamic World				Dynamic World产品

大小的养殖池样本数据,未考虑到不同功能的养殖池,未做到更细致的分类,在以后的研究中,划分样本数据需要考虑到这一因素;在提取养殖池时,Sentinel-2 影像容易受到研究区的云雾干扰,导致在识别养殖池时造成数据信息的缺失,而雷达影像作为主动式成像,能够很好地克服这一缺陷^[23]。因此,在今后的研究中,将联合 Sentinel-1 雷达影像与 Sentinel-2 多光谱影像作为数据源,依靠优势互补提高水产养殖池制图精度,实现更高频次、长时间特征的变化检测^[24]。

4.3 结论

本研究基于 GEE 与 Sentinel-2 密集时间序列影像,提出了一种结合 K 均值聚类(K-means)与层次决策树分类算法的养殖池提取与变化监测方法,实现了 2016—2022 年逐年的江汉平原养殖池精确提取及其时空格局分析。主要结论有:

1) 结合 K-means 与融入时间变化特征的层次决策树算法能够实现精准的养殖池分类,2016—2022 年的总体分类精度均达到 91.90% 以上,Kappa 系数达到 0.84 以上。

2) 2022 年江汉平原的水产养殖池面积为 2 126.43 km²。其中,43.24% 的养殖池集中分布于荆州市,宜昌市养殖池面积最小,仅占 0.76%。

3) 江汉平原养殖池在 2016—2022 年期间的动态变化呈现出明显的空间异质性,整体呈现增加的趋势,总面积从 1 947.43 km² 增加到 2 126.43 km²,增加了 9.19%。其中荆门市和荆州市的养殖池面积增加最为明显,分别增加了 41.48% 和 38.89%;而仙桃市和天门市的面积出现了减少的趋势,分别减少了 16.46% 和 14.47%。

本研究的方法为养殖池的精准提取研究提供了参考,所得数据集对支持江汉平原地区生态保护提供依据,对支持可持续发展目标的评估具有重要的借鉴价值和现实意义。

参考文献 (References):

[1] Ren C, Wang Z, Zhang Y, et al. Rapid expansion of coastal aquaculture ponds in China from Landsat observations during 1984—2016[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 82: 101902.

[2] Sun Z, Luo J H, Yang J Z C, et al. Dynamics of coastal aquaculture ponds in Vietnam from 1990 to 2015 using Landsat data[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2020, 502: 012029.

[3] Duan Y, Li X, Zhang L, et al. Mapping national-scale aquaculture ponds based on the Google Earth Engine in the Chinese coastal zone[J]. *Aquaculture*, 2020, 520: 734666.

[4] Ottinger M, Bachofer F, Huth J, et al. Mapping aquaculture ponds

for the coastal zone of Asia with sentinel-1 and sentinel-2 time series[J]. *Remote Sensing*, 2021, 14(1): 153.

[5] Duan Y, Li X, Zhang L, et al. Detecting spatiotemporal changes of large-scale aquaculture ponds regions over 1988—2018 in Jiangsu Province, China using Google Earth Engine[J]. *Ocean & Coastal Management*, 2020, 188: 105144.

[6] Duan Y, Tian B, Li X, et al. Tracking changes in aquaculture ponds on the China coast using 30 years of Landsat images[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 102: 102383.

[7] Li A, Song K, Chen S, et al. Mapping African wetlands for 2020 using multiple spectral, geo-ecological features and Google Earth Engine[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 193: 252-268.

[8] Ottinger M, Clauss K, Kuenzer C. Opportunities and challenges for the estimation of aquaculture production based on earth observation data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(7): 1076.

[9] Sun Z, Luo J, Yang J, et al. Nation-scale mapping of coastal aquaculture ponds with sentinel-1 SAR data using google earth engine[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(18): 3086.

[10] 万敏, 刘梦馨, 黄婧, 等. 城市八景中的生态智慧考析——以江汉平原为例[J]. *中国园林*, 2022, 38(7): 18-25.

Wan M, Liu M X, Huang J, et al. The research and analysis of ecological wisdom in urban eight scenes; Taking Jiangnan Plain as an example[J]. *Chinese Landscape Architecture*, 2022, 38(7): 18-25.

[11] Tassi A, Vizzari M. Object-oriented LULC classification in Google Earth Engine combining SNIC, GLCM, and machine learning algorithms[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(22): 3776.

[12] Tucker C J. Monitoring the grasslands of the sahel 1984—1985[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8: 127-150.

[13] Gao B C. NDWI—a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 257-266.

[14] Zhu Z, Wang S, Woodcock C E. Improvement and expansion of the Fmask algorithm: Cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4—7, 8, and Sentinel 2 images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 159: 269-277.

[15] Xu H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(14): 3025-3033.

[16] Zha Y, Gao J, Ni S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(3): 583-594.

[17] 汪恩良, 徐雷, 韩红卫, 等. 基于 OTSU 算法提取寒区河流冰流密度研究[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2021, 29(6): 1429-1439.

Wang E L, Xu L, Han H W, et al. Extracting river ice concentration in cold regions based on the OTSU algorithm[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2021, 29(6): 1429-1439.

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

[19] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9

- (1):62-66.
- [20] Kolli M K, Opp C, Karthe D, et al. Automatic extraction of large-scale aquaculture encroachment areas using Canny Edge Otsu algorithm in Google Earth Engine: The case study of Kolleru Lake, South India [J]. *Geocarto International*, 2022, 37 (26): 11173 - 11189.
- [21] Vickers N J. Animal communication: When I' m calling you, will you answer too? [J]. *Current Biology*, 2017, 27 (14): R713 - R715.
- [22] Hartigan J A, Wong M A. Algorithm AS 136: A K-means clustering algorithm [J]. *Applied Statistics*, 1979, 28 (1): 100.
- [23] 林丹. 基于小波变换的 K-means 算法在遥感图像分类中的应用研究 [D]. 邯郸: 河北工程大学, 2015.
- Lin D. Research on TM classification based on K-means of wavelet transform [D]. Handan: Hebei University of Engineering, 2015.
- [24] 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 [J]. *遥感学报*, 2022, 26 (6): 1096-1111.
- Jia K, Chen S S, Jiang W G. Long time-series remote sensing monitoring of mangrove forests in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26 (6): 1096-1111.

Information extraction of aquaculture ponds in the Jiangnan Plain based on Sentinel-2 time-series data

CHEN Zhiyang¹, MAO Dehua², WANG Zongming², LIN Nan¹, JIA Mingming², REN Chunying², WANG Ming²
(1. School of Geomatics and Prospecting Engineering, Jilin Jianzhu University, Changchun 130119, China; 2. Key Laboratory of Wetland Ecology and Environment, Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, China)

Abstract: In recent years, the rapid expansion of the aquaculture pond industry has given rise to a series of ecological and environmental issues. The Jiangnan Plain is recognized as one of the most important freshwater aquaculture bases in China, and investigating changes in its aquaculture ponds is crucial for China's ecological conservation. Focusing on the Jiangnan Plain, this study proposed a method for extracting and monitoring changes in aquaculture ponds using Google Earth Engine (GEE) and Sentinel-2 dense time-series images. Using this method, which combined K-means clustering and a hierarchical decision tree classification algorithm, this study achieved accurate information extraction and spatiotemporal pattern analyses of aquaculture ponds in the plain in each year from 2016 to 2022. The results indicate that the combination of K-means and the hierarchical decision tree algorithm that integrated time-varying features allowed for accurate classification of aquaculture ponds, with an overall classification accuracy of 91.90% and a Kappa coefficient exceeding 0.84. In 2022, the aquaculture pond area of Jiangnan Plain is 2 126.43 km². Among these area of aquaculture ponds, 43.24% were concentrated in Jingzhou City, while Yichang City had the fewest area of aquaculture ponds, accounting for only 0.76%. From 2016 to 2022, aquaculture ponds in the Jiangnan Plain exhibited an upward trend overall and dynamics with pronounced spatial heterogeneity. Specifically, the total area increased to 2 126.43 km² from 1 947.43 km², increasing by 9.19%. The proposed methodology provides an important reference for the precise monitoring of aquaculture ponds, and the resulting dataset serves as a valuable reference and holds great practical significance for the ecological conservation and the assessment of sustainable development goals in the Jiangnan Plain.

Keywords: Jiangnan Plain; inland aquaculture pond; K-means; time series data; Google Earth Engine

(责任编辑: 李瑜)