

分类号：

密级：



中国环境科学研究院

Chinese Research Academy of Environmental Sciences

硕士学位论文

题目： 宁波市近岸海域水体污染遥感检测方法研究

姓名： 郭艳玲 申请学位： 理学硕士

专业： 生态学 研究方向： 生态环境遥感

导师姓名： 马万栋 职 称： 正高级工程师

2023年6月20日

**Research on remote sensing detection method of water
pollution in Ningbo coastal waters**

**A thesis submitted to
Chinese Research Academy of Environmental Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Master of Science
in Ecology
By
GUO Yanling
Supervisor: Professor Ma WanDong**

June 2023

摘要

水体颜色是水质状况的重要指标之一。随着工业化的发展以及城市化进程加剧,近年来水环境突发污染事件频发,严重影响水生态环境,甚至威胁到人类的生活。水体污染会导致水体颜色发生改变,即水体水色异常。水体水色异常遥感检测是进行水质状况评价及水体污染检测的重要手段。传统的水色异常遥感检测方法均是基于水体吸收和后向散射系数分析,建立光谱指数对水色进行识别和提取。但导致水体水色异常的污染物类型十分复杂,往往都是多种污染物质的混合,这些混合物没有统一的光谱反射峰和吸收谷,没有固定的波长,因此难以用统一的光谱特征指数进行识别和提取。

本文以国产高分二号卫星PMS数据为数据源,以宁波市北仑区梅东大闸外闸水域为研究区域,利用遥感影像自身光谱特征构建了水色正常和水色异常判别函数,设置了基于GF2-PMS影像数据的梅东大闸外闸水域内的水色异常判定阈值,对该区域内的水色异常进行快速提取和定位,比较分析了以2022年6月9日的GF2-PMS影像为待提取影像的基于单景影像特征和基于2018-2022年的多时相影像特征设置水色异常判定阈值的提取结果,并与现场核查采样的结果以及基于不同波段组合的提取结果进行了对比分析。研究结果表明:

(1)基于2022年6月9日单景遥感影像特征提取出的水色异常空间分布信息,不仅提取出了较为完整的水色异常区域,同时也保留了NDWI灰度值高的水域和悬浮泥沙水域,经两次判别函数的设置后,水色异常提取结果更精确。

(2)基于2018-2022年的10景遥感影像特征的提取过程中,相比于再次设置判别函数提取水色异常的基于单景影像特征的提取过程,基于多时相影像特征提取出的水色异常空间分布信息只需提取一次便能达到基于单景影像特征再次提取的相似结果。

(3)通过对比分析单景及多景影像的水色异常检测结果,得出:基于长时序的多景影像特征构建的判别函数比基于单景影像特征构建的别断函数更准确、提取速度更快。

(4) 本文在构建水色正常和水色异常判别函数对研究区域内的水色异常进行识别和提取前,对水域NDWI灰度影像进行了均值滤波处理。基于单景和多时相影像特征的水色异常提取结果与基于不同波段组合的水色异常提取结果相比,减少了细小斑块。因此,可以得出结论,均值滤波处理能有效防止提取结果细碎化。

(5) 本文采用完全依靠影像自身的光谱特征来提取未知污染类型导致的水色异常,获取水色异常的空间分布信息,对未知污染物或混合污染物导致的水色异常进行有效识别和提取,可有效解决没有典型光谱特征的未知污染物或者含有多种典型光谱特征的混合污染物导致的水色异常遥感识别难的问题,为水环境污染的治理提供基础信息和技术支撑,便于快速准确发现水体污染,及时治理和控制水环境污染,维护水环境及水生态安全,为水生态环境监测评估提供科学依据。

关键词: 水体污染, 水色异常, 遥感检测, 均值滤波, 判断阈值

Abstract

In recent years, due to the development of industrialization and urbanization, the occurrence of sudden pollution incidents in the water environment has led to changes in the color of water bodies resulting in abnormal water color. Water color is an important indicator of water quality, and remote sensing is a crucial method for detecting water color anomalies caused by pollution. Traditional remote sensing methods for water color anomalies involve analyzing water absorption and backscatter coefficients and establishing spectral indices to identify and extract water color. However, pollutants causing abnormal color in water bodies are complex mixtures of multiple pollutants, lacking uniform spectral reflection peaks and absorption valleys, and without fixed wavelengths. As a result, it is difficult to identify and extract them using a unified spectral feature index.

This study utilized domestic GF2-PMS data as the data source, focusing on the water area outside Meidong Dazha in Beilun District, Ningbo City, and constructed a discriminant function for normal and abnormal water color using the spectral characteristics of remote sensing images. Based on GF2-PMS image data, this study set a threshold for determining water color anomalies in the water area outside the Meidong Gate. Then, using the GF2-PMS image from June 9, 2022 as the extracted image, this study compared and analyzed the extraction results based on single image features and the water color anomaly detection threshold set based on the multi-temporal image features from 2018 to 2022. The results were compared and analyzed with the on-site verification sampling results and the extraction results based on different band combinations. The research results indicate that:

(1) By utilizing the spatial distribution information of water color anomalies extracted from a single remote sensing image on June 9, 2022, not only was a relatively comprehensive area of water color anomalies detected, but also water bodies with high NDWI gray values and suspended sediment water bodies were preserved. The accuracy of the water color anomaly extraction results was improved through setting the

judgement function twice.

(2) Compared to the feature extraction process based on single-scene image features that require setting the discrimination function again to extract the water color abnormality, the spatial distribution information of water color abnormality extracted based on multi-temporal image features only needs to be extracted once, achieving similar results to those obtained by extracting single-scene image features again.

(3) After comparing and analyzing the results of water color anomaly detection using single and multi-scene images, it was concluded that the judgment function based on long-term, multi-scene image features is more accurate and faster in extraction speed than the judgment function based on single scene image features.

(4) This study applied mean filtering on NDWI grayscale images before constructing a discriminant function to distinguish between normal and abnormal water color, and to extract water color anomalies present in the study area. The water color anomaly extraction results using different band combinations showed a reduction in small patches, in comparison to those based on single scene and multi-temporal image features. Thus, it was concluded that mean filtering is effective in preventing the refinement of the extraction results.

(5) This article employs the spectral properties of an image to detect water color anomalies resulting from unidentified pollutant types, enabling the acquisition of spatially-distributed information. It addresses the challenge of recognizing water color anomalies caused by pollutants lacking typical spectral features or those composed of mixed pollutants with several typical spectral features. This approach provides vital information and technical support for the management of water environment pollution, facilitating prompt detection and remediation of water pollution, and promoting water environment and ecological security.

Key Words: water pollution, Abnormal water color, Remote sensing detection, Mean filtering, Judgment threshold

目 录

第 1 章 引言.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 国内外研究进展.....	4
1.2.1 基于水体组分浓度差异而导致的水色异常遥感检测	4
1.2.2 基于典型地物导致的水色异常遥感检测	8
1.2.3 其他因素导致的水色异常遥感检测.....	11
1.2.4 小结.....	12
1.3 问题的提出.....	12
1.4 拟解决的关键科学问题.....	13
1.5 研究目的及意义.....	13
1.6 研究内容.....	13
1.7 技术路线.....	14
第 2 章 研究区概况和数据预处理	17
2.1 研究区概况.....	17
2.2 数据源获取.....	19
2.2.1 遥感数据源.....	19
2.2.2 数据源的选取.....	20
2.3 数据预处理.....	20
2.3.1 几何校正.....	21
2.3.2 辐射校正.....	22
2.3.3 正射校正.....	22
2.3.4 影像配准和裁剪.....	23
2.3.5 水体指数计算.....	23
第 3 章 水体水色异常遥感提取方法研究	25
3.1 水体光谱特征分析.....	27
3.1.1 水陆分离.....	27
3.1.2 均值滤波.....	28
3.2 构建水色异常判别函数.....	28
3.2.1 设置正常水体和异常水体的判定阈值	29
3.2.2 获取正常水体和异常水体的二值影像	30
3.3 水色异常空间分布提取.....	31
3.4 精度验证.....	31
3.4.1 现场验证.....	31
3.4.2 基于其他方法的水色异常提取方法.....	32

第 4 章 宁波市近岸海域水色异常检测	33
4.1 基于单景影像的水色异常遥感检测	33
4.1.1 水体指数分布特征	33
4.1.2 水色异常水体判别函数构建	36
4.1.3 水色异常水体二次提取	38
4.2 基于多景影像的水色异常遥感检测	40
4.2.1 多景影像水体指数分布特征	40
4.2.2 多景影像水色异常水体判别函数构建	41
4.2.3 多景影像水色异常水体识别结果	45
第 5 章 水色异常遥感检测讨论分析	47
5.1 基于单景、多景影像特征的水色异常提取结果分析	47
5.1.1 基于单景影像特征的水色异常提取	47
5.1.2 基于多景影像特征的水色异常提取	47
5.2 其他水色异常提取方法结果分析	48
5.2.1 单波段阈值法	48
5.2.2 归一化指数法	49
5.2.3 波段差值法	50
5.3 现场核查验证	51
5.4 讨论	53
5.4.1 基于单景、多景影像特征的水色异常提取	53
5.4.2 基于其他方法的水色异常提取	54
第 6 章 结论及展望	57
6.1 主要结论	57
6.2 不足及展望	58
参考文献	59

图目录

图 1.1	水色异常识别和提取方法的技术路线图.....	15
图 2.1	浙江省宁波市区位图.....	17
图 2.2	2022 年宁波市产业结构图.....	18
图 2.3	梅山湾研究区域示意图.....	18
图 3.1	基于单景影像特征的水色异常提取流程图.....	26
图 3.2	基于多景影像特征的水色异常提取流程图.....	26
图 4.1	预处理后的梅东大闸闸外研究区域遥感影像.....	33
图 4.2	水域 NDWI 灰度影像.....	34
图 4.3	不同窗口均值滤波效果和去黑边效果的灰度影像.....	35
图 4.4	基于单景影像初次提取过程中的训练样本直方图特征图.....	37
图 4.5	基于单景影像特征初次提取的水色异常.....	37
图 4.6	基于单景影像特征初次提取的水色异常空间分布.....	38
图 4.7	基于单景影像再次提取过程中的训练样本直方图特征图.....	39
图 4.8	基于单景影像特征再次提取的水色异常.....	40
图 4.9	2018-2022 年的遥感影像示意图.....	42
图 4.10	2018-2022 年的 NDWI 灰度影像图.....	43
图 4.11	2018-2022 年的 NDWI 灰度影像均值滤波后去黑边效果图.....	44
图 4.12	基于多景影像提取过程中的训练样本直方图特征图.....	45
图 4.13	基于多景影像特征提取的水色异常.....	46
图 5.1	基于单景、多景影像特征提取的水色异常.....	48
图 5.2	GF2-PMS 影像的 4 个波段对比图.....	49
图 5.3	基于单波段阈值法提取的水色异常.....	49
图 5.4	不同归一化指数法的灰度影像.....	50
图 5.5	基于 NDWI 设置阈值提取的水色异常.....	50
图 5.6	基于波段差值法提取的水色异常.....	51
图 5.7	现场拍摄照片.....	52
图 5.8	现场勘查宁波市部分海域悬浮泥沙沉积情况和废排水入海情况.....	52

图 5.9 现场采取水样、测光谱..... 52

图 5.10 基于三种提取方法提取的水色异常..... 55

表目录

表 1.1	常见的几种不同类型的水体水色异常.....	3
表 1.2	基于光谱特征的水色异常遥感检测方法分析.....	5
表 2.1	高分二号卫星有效载荷技术指标.....	20
表 2.2	2018-2022 年的梅东大闸 GF2-PMS 遥感数据查询结果.....	21
表 4.1	基于单景影像水色异常提取过程中的训练样本集统计特征.....	36
表 4.2	基于多景影像水色异常提取过程中的训练样本集统计特征.....	45
表 5.1	基于单景、多景影像特征提取结果精度对比.....	48
表 5.2	现场采样数据.....	53
表 5.3	基于三种提取方法的提取精度对比.....	55

第1章 引言

1.1 研究背景

社会与科技快速发展,城市化比例不断升高,人类开发和改造自然的能力不断增强,持续影响着地表景观,进而影响和改变地球生态环境。实时监测地表变化信息对于正确理解人类活动与自然环境之间的相互作用和交互影响意义重大。随着遥感技术几十年的发展,迄今已经积累了大量的历史影像数据,每时每刻也在获取新的影像数据,这些数据能反映长时间范围内地表的动态变化情况以及当时当刻地表变化呈现出的状态^[1,2]。因此,如何将这此遥感影像数据应用于地球生态环境变化的动态监测中,是遥感信息科学经久不衰的探索目标。

随着工业化的发展以及城市化进程加剧,近年来水环境污染风险指数急剧升高,超标排放、危化品泄漏、农药化肥过度使用等均导致水体富营养化及各种水环境污染事件频发,有的更是直接向水塘、河流、湖库、近海等排放工业污水,导致严重水环境突发污染事件。水体污染会严重影响水生态环境,严重威胁到人类的生活。当人类排放的污染物质进入河流、湖泊后,水体中的污染物含量超过了水体的净化能力,会导致水体水质和水体底质的物理、化学性质以及水生物群落组成发生变化,从而降低水生态功能。常见的水体污染物包括有机污染物(如石油类等)、非金属类污染物和金属类污染物等。水体中的生物种类繁多,当水生生物与污染物接触的时间越长、接触的面积越大,所吸附的污染物质就会越多。这些污染物质不仅会停留在水生生物的表面,还会随着时间的推移不断地被水生生物吸收入体内。当水体污染严重时,这些污染物质不仅会危害水生生物自身,还会通过食物链和食物网影响水生生态系统,甚至威胁人类的生存和生活。多年来,我国水环境污染事件频发,导致水生态环境质量不断下降,水生态功能及环境功能持续下降,水质性水资源短缺,给国家、地方水生态环境及水生态功能造成了严重危害。

水环境突发污染事件导致水体颜色发生了改变,逐渐引起了社会的广泛关注,例如太湖以及巢湖、滇池等的蓝藻水华现象、2020年7月“若潮”号溢油事件、2018年11月福建泉港碳九泄漏事件等。面对突如其来的水环境污染导致的水色

异常事件，如何快速、精确的识别和提取污染的空间分布和变化趋势，在突发应急事件的管控过程中是及其重要的一环。国家和地方也都相继印发了一些重要文件，表达了对水环境监测（如赤潮灾害、海洋溢油、危险化学品污染等）的高度重视，并要求做好突发水环境事件的应急预案以及相应的应急监测响应，对已发生水环境污染的区域进行及时监测，并对污染的发生状况及变化趋势进行跟踪，预测水环境污染的扩散趋势，及时治理和控制水环境污染，维护水环境及水生态安全。

水体污染事件均会导致水体颜色发生改变，与正常水体的颜色表现不一致，即水体水色异常。如表 1.1 所示，造成水色异常的原因大致可以归为三类。一类是受气象条件、光照等因素引起的水体颜色视觉变化，此类水色异常不受水体组分浓度的影响。水体在一天内因光照等气象条件以及自然地质因素影响而也使水体颜色发生变化，此类水色异常虽然受到水体组分浓度的影响，但严格来说属于自然因素的影响，例如黄河水体的不同时期因悬浮泥沙含量不同，或受水动力因素导致水体搅动，进而呈现出颜色不一致的情况。另两类是由于人类活动行为引起的水体颜色发生变化，分别为生态灾害和环境污染两种类型。生态灾害包括蓝藻水华、浒苔、赤潮等水色异常现象，例如由于人类活动使得水体中营养物质过剩导致水体富营养化，进而导致浮游植物（动物）爆发性增值从而产生水华等水色异常现象。环境污染包括排污、漂浮垃圾、海面溢油、危化品泄露等，例如人为向河流、湖泊、海洋排放工业废水、生活污水、农业废水和污水，导致水质变化进而水体颜色发生改变，常伴随着漂浮泡沫。人为因素的影响还可细分为人为间接影响和人为直接影响，譬如蓝藻水华、浒苔赤潮一类的水色异常变化既有自然因素变化的影响又有向水体中排放污染物造成水体富营养化的人为间接影响，同时，向水体中排放污染物这类人类主动行为的本身也会造成水体发生异味并伴有水体颜色的明显改变，直接导致水体水色异常。而海面溢油、危化品泄露等虽是由于人为操作不当造成的偶然或意外事件，但都属于人为直接影响造成的水体水色异常。

水体颜色一直以来都是水质状况的重要指标之一，也是传统水质调查和水环境监测的重要内容。利用传统的地面调查技术对水环境污染导致的水色异常进行检测，可准确地确定污染组分类型和浓度。而那些发生在复杂地形区域的水环境

表 1.1 常见的几种不同类型的水体水色异常

Table 1.1 Several different types of water color anomaly

水色异常 原因	水色异常 类型	水体颜色示例		备注
		水色正常	水色异常	
自然变化	水体浑浊			水体中泥沙含量、光照、水动力等因素变化而导致的水色异常
	蓝藻水华			造成水华现象的浮游生物种类很多，在淡水中蓝藻占优势
生态灾害	赤潮			在海水中由微型藻形成的有害藻华，常常伴随着海水颜色的改变，以红色为常见
	浒苔			藻体鲜绿色，生长在中潮带滩涂、石砾上，在近海广泛分布
	排污			包括向河流、湖泊、海洋排放工业废水、生活污水、农业废水和污水，常伴随着漂浮泡沫
环境污染	漂浮垃圾			包括河道、湖泊、海洋上的漂浮垃圾等
	海面溢油			指原油或油品从作业现场或储器里外泄，流向水面、海滩或海面。
	危化品泄露			包括对人体和环境具有危害的化学品。

污染事件会具有一定的隐蔽性,传统的地面调查无法及时监测到,特别是交通可达性较差的区域^[3]。

借助遥感技术的宏观、客观、经济等优势,对水环境污染事件导致的水色异常进行及时监测,准确客观地获取水环境污染发生的位置、污染的分布范围、变化趋势等信息,为水环境污染的治理提供基础信息和技术支撑,根据多时相遥感影像对水环境污染的动态变化进行及时检测,对水环境风险的及时管控和后续的污染治理具有重要的意义,无论是从生态环境层面、经济层面还是社会层面来讲,都是十分必要的。因此,水环境污染导致的水色异常遥感监测技术研究,对于应对水体污染事件具有重要的意义和作用。

1.2 国内外研究进展

自上世纪九十年代以来,由于经济发展过程中不重视工业发展和环境保护的平衡,更有甚者以破坏环境来换取经济的发展,导致蓝藻水华等水体富营养化现象、溢油现象等水环境污染事件频发。研究初期,国内外学者对水环境污染导致的水色异常事件中污染物的类型和浓度开展了许多地面监测方面的研究,但传统的地面调查受限于地形和设备等条件,不能完全满足对水色异常研究的需求,不便于检测污染面积、分析长时间范围内污染物的分布规律。随着遥感技术的不断发展,至今许多卫星搭载着不同类型的传感器发射升空,国内外在水色异常的研究重点逐渐向遥感监测技术方向靠拢,并不断发展。

截止目前,国内外学者对水色异常的研究主要集中于水体组分浓度的遥感反演、水体表面典型地物的遥感识别和提取、湖泛及黑臭等典型水色异常的遥感识别和提取等三个方面,这些方法的特征如表 1.2 所示。

1.2.1 基于水体组分浓度差异而导致的水色异常遥感检测

水体光学特性主要受叶绿素 a (chlorophyll-a, Chl-a)、总悬浮物 (Total Suspended Matter, TSM) 和有色溶解有机物 (Colored Dissolved Organic Matter, CDOM) 等影响,任何一种水体组分的浓度发生变化都会导致水体光学特性和水质发生改变,水体的颜色也随之发生变化。在一类水体中 Chl-a 浓度变化对水体的光学特性起主导作用,而在河口和二类水体中 CDOM 和 TSM 等的浓度变化在水体中占主导作用^[4]。

表 1.2 基于光谱特征的水色异常遥感检测方法分析

Table 1.2 Analysis of remote sensing detection method of water color anomaly based on spectral characteristics

基于光谱特征的水色异常遥感检测方法	导致水色异常的原因	方法特点	方法不足
基于水体组分浓度的方法	水体组分浓度变化, 如叶绿素浓度、悬浮泥沙浓度和黄色物质浓度等	1.这些水体组分具有明显的光谱特征; 2.通过获取水面上行的离水辐亮度, 经大气校正和水体组分浓度的反演, 便能得到导致水体颜色发生变化的水体组分浓度变化等信息	这些水体组分都是单一的、已知的组分, 不能对水体中的混合组分或未知组分进行提取和反演
基于典型地物的方法	赤潮、浒苔、溢油等典型地物	基于地物光谱特征分析, 然后选取波段或波段组合, 利用统计分析规律建立经验反演模型, 对典型地物进行识别和提取	这些地物类型都是典型、已知的组分, 不能对水体中的未知污染物进行提取和反演
其他方法	其他因素如黑水团等	通过分析水体组分的吸收和后向散射特性, 通过建立光谱指数, 同时结合遥感影像的空间毗邻关系进行人工判读和识别, 进行湖泛和黑臭水体的水色异常提取	目前还没有很多有效的方法和技术来监测城市黑臭水污染。

因此, 水体的光学特性和光在水体中的辐射传输理论是水体组分遥感反演的基础。基于水体组分浓度差异而导致的水色异常遥感检测是通过获取水面上行的离水辐亮度, 经大气校正后, 利用水体中光的辐射传输模型对水体组分浓度进行遥感反演, 得到水体中叶绿素 a 浓度、悬浮颗粒浓度等要素信息^[5]。

1.2.1.1 叶绿素 a (Chl-a) 遥感反演

叶绿素 a 浓度是重要的水质安全评价指标, 准确监测叶绿素 a 浓度对水生生态系统平衡具有重要意义。由于水体中的浮游植物在蓝波段吸收强、在绿波段散

射强^[6]，故经典的表层水体叶绿素浓度反演多采用蓝绿波段比值算法。Ha 等^[7]以 Landsat 数据中 562 nm 和 483 nm 处的两个反射率之比（对应于 OLI 波段 3 与波段 2 的比值）来估算西湖和越南首都河内其他 9 个富营养化湖泊的叶绿素 a 浓度数据，并得到最好的估计值。毛志华等^[8]利用 Sea WiFS 反演叶绿素 a 浓度的数据资料作为参考，建立了三个基于 MODIS 资料的蓝绿波段比值法反演模型，证明悬浮泥沙是影响在二类水体中利用蓝绿波段比值法提取叶绿素 a 浓度精度的主要因素。

蓝绿波段比值法可对一类水体的叶绿素 a 浓度反演表现出较高的精度，但在光学属性复杂的海岸带及内陆二类水体中，由于叶绿素含量较低导致该算法的适用性较低。在叶绿素 a 的光谱曲线中，有两个吸收峰，一个在蓝光一个在红光。马万栋等^[9]的研究表明，当叶绿素浓度较低时，其在红波段的反射峰强度与叶绿素浓度有较好的线性相关关系。而在河口氧化铁等物质吸收的红光较吸收的蓝绿光更少，因此在估算河口叶绿素 a 浓度时，选取红光和近红外波段比蓝绿光波段更可取^[10,11]。Catts 等人^[12]提供了使用红/近红外比的有力证据，通过模拟的陆地卫星专题地图数据发现在 630~690 nm 处有一个红色波段、在 760~860 nm 处有一个近红外波段，并且近红外/红色辐射的比率随着叶绿素浓度的增加而增加。根据叶绿素在红波段和近红外的吸收和散射特性，可以通过三波段模型反演叶绿素含量较低的近岸水体和二类水体，例如马万栋等^[13]、郭宇飞等^[14]、Chen 等^[15]的研究。

1.2.1.2 总悬浮物（TSM）遥感反演

悬浮物是不溶于水的固体物质，包括无机物和有机物、泥砂、以及微生物等，成分复杂、影响广泛。遥感反演悬浮物浓度的关键一步就是建立水体反射率与悬浮物浓度之间的定量关系。目前，利用遥感反演水体悬浮物进行研究的方法可分为经验、半经验半分析和分析方法^[16]。胡耀躲等^[17]对比了这三个反演悬浮物的模型发现，经验方法简单易用，但容易受监测水域的光学性质影响；分析方法的反演机制明确，但较难实现；半分析方法一般是通过建立波段组合与悬浮物浓度之间的定量关系进而估算水体悬浮物含量，算法合理、较易实现。在利用卫星数据直接建立遥感反演模型的同时，国内外学者也根据现场测得的水面数据建立和验证不同卫星遥感影像与悬浮物浓度之间的定量模型。Nazeer 和 Nichol^[18]和宋南

奇等^[19]均通过采集现场数据,利用卫星遥感数据 TM/ETM+和 HJ-1A/B 进行回归分析,建立和验证了悬浮物反演模型。常规模型已经无法满足高提取精度的需求, Li 等^[20]和 Ye 等^[21]分别对支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 和支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 模型使用 PSO (Particle Swarm Optimization) 粒子群进行优化,可以有效提高反演模型的效率和精度。

由于二类水体的复杂性,同一区域水体悬浮物浓度的空间分布及含量随时都在发生变化,传感器不同也会使同一算法存在差异。王震等^[22]以东海的二类水体为例,证明了对不同区域、不同时间段(如季节、潮汐周期等)建立分段模型可提高整体模型的反演精度。精确反演二类水体的悬浮物浓度工作量大,因此,难以为二类水体提供一种简单、有效的通用模型,但随着深度学习方法的发展,建立一种通用模型逐渐成为可能。宋南奇等^[23]通过大量的填海工程现场实测数据和 HJ-1A/B 遥感数据建立的基于神经网络方法的反演模型精度高于传统回归算法。

此外,目前已经有一些关于水体总悬浮物长时间序列变化趋势的研究。Hou 等^[24]开发了一种基于长时序 MODIS 数据(绿色(555 nm)和红色(645 nm)波段比)的遥感算法,绘制长江中下游盆地大型内陆水域 2000 年至 2014 年的总悬浮物地图,并创建了第一份关于长江中下游盆地大型内陆水域总悬浮物分布和动态的综合文件。卢东烁等^[25]利用 1973~2018 年的长时序 Landsat 影像建立了东湖悬浮物反演模型,得到了东湖水体悬浮物浓度的长时序变化趋势并分析了悬浮物浓度与降水量的关系。

1.2.1.3 有色溶解有机物 (CDOM) 遥感反演

CDOM 组成成分复杂,在河流大洋中广泛分布。在不同研究区域和不同研究时间,CDOM 组成成分和浓度都各不相同,是影响水体光学性质的重要参数之一^[26,27]。CDOM 在河口区域和二类水体的浓度比较高,因而测量 CDOM 浓度变化对叶绿素 a 和悬浮泥沙的反演和估算有重要影响。由于 CDOM 的组成成分十分复杂,目前的研究大部分都集中于 CDOM 在 440 nm 处的吸收系数,即 $a_{CDOM}(440)$ ^[28-30]。该吸收系数通常被用作有机溶解物浓度的光学指标,并且能够通过遥感反演来估计,从而实现大规模的、高频次的有色溶解有机物监测^[28]。Alcântara 等^[29]、Chen 等^[30]均通过光谱仪现场采集的光谱数据以及 Landsat-8 遥

感数据的波段比来估算研究水域在 440 nm 处的 CDOM 吸收系数,推导出可直接应用于 Landsat-8 图像的 aCDOM(440)。Joshi 和 D'Sa^[31]用巴拉塔里亚湾 2010~2011 年 15 个月的月度野外数据,建立了 Landsat-5 TM 的经验波段比算法,该算法与 355 nm 处的 CODM 吸收系数有很好的相关性。

经验算法在一类水体反演精度较高,一般是针对特定区域提出的公式,但由于二类水体组成成分较为复杂,该算法在二类水体中的反演精度较差^[4,32]。半分析算法区域性较弱,因此近年来此算法应用较经验算法更广泛^[4]。Lee 等^[33]开发了一种半分析算法——多波段 QAA 算法,既可应用于开阔的海域这样的一类水体又可应用于沿海水域和二类水体。余果等^[34]基于湛江湾及邻近海域的海上观测资料,利用 QAA-E、QAA-Dong 和 QAA-CDOM 三种经典半分析算法反演湛江近海 CDOM 浓度,结果证明 QAA-CDOM 算法在三种经典半分析算法中精度最高。孙璐^[35]以长江口及其邻近海域野外实测数据为基础,在 QAA 算法基础上建立了基于 QAA 算法的 BP(Back Propagation)神经网络算法,验证得出该算法对 CODM 吸收系数的反演效果较好。

1.2.2 基于典型地物导致的水色异常遥感检测

水体的颜色除受水体组分的浓度影响外,还受水体表面的赤潮、溢油等生态灾害及环境污染的影响。赤潮、溢油等典型地物造成的水色异常,是水色遥感的另一个重要应用领域。研究员们纷纷提出算法来提高检测的精度,希望能为后期的治理提供实时、精确的水色异常变化数据,对于应对水环境突发污染事件具有重要的意义和作用。

1.2.2.1 赤潮与绿潮遥感监测与反演

赤潮与绿潮是由于人类活动和自然变化导致水体中某些大型浮游藻类短时间内暴增遮盖水面,致使水体水色大范围异常。赤潮与绿潮是一种非永久现象,具有周期性。因此,梳理总结浮游藻类爆发增长的原因以及发生频率可为长期的遥感监测提供理论依据,有利于后续的污染治理。于仁成等^[36]梳理了黄海绿潮原因种及其鉴定方法、黄海绿潮起源地与早期发展过程、影响黄海绿潮的关键因素等。Lee 等^[37]回顾了韩国赤潮的历史记录、赤潮监测系统、赤潮事件发生频率的趋势以及韩国水域的赤潮成因物种。

由于最近广泛持续的赤潮浒苔事件对人类健康、水产养殖和旅游业以及沿海

地区的整个经济造成不利影响, 社会对监测这些现象并进行及时管控的需求比过去大得多。目前国内外已发展了许多卫星遥感监测方法和系统, 效果显著。顾行发等^[38]基于卫星、船舶等多遥感平台的数据, 构建了一个针对浒苔灾害进行实时调查的立体化监测系统, 并成功应用在奥帆赛海域。Son 等^[39]通过分析绿藻的光谱特征, 使用三个波长 (555 nm、660 nm、745 nm) 的多光谱带比率, 开发了“GOCI 漂浮绿藻指数” (Index of Floating Green Algae for GOCI, IGAG)。该方法能探测到大规模的藻类水华, 增强漂浮浒苔绿藻的信号, 有利于在复杂的海洋环境中提取出绿藻灾害信号。朱乾坤等^[40]利用 C++ 语言建立了一套能自动接收和处理遥感数据并利用赤潮水体的光谱和固有光学量特征自动提取赤潮信息的赤潮遥感监测系统。该系统于 2013 年东海赤潮高发期被国家监测部门采用并制作赤潮遥感监测产品, 用于指导船舶进行现场监测和检测工作。Kim 等^[41]采用现场调查的方式, 于 2018 年夏季, 在韩国赤潮发生区的养鱼场部署了五个赤潮声传感系统 (Red-tide Acoustic Sensing System, RASS), 并对其性能进行了检测; 研究结果表明 RASS 能够生成准确、实时的水华数据, 为赤潮预警提供了显著优势。

宋德彬^[42]将目前用来提取赤潮浒苔灾害信息的算法总结为四大类, 包括监督分类法、单波段阈值法、多波段比值法及辐射传输模型法等。邱亚会和卢剑波^[43]对国内外浒苔遥感监测方面文献进行了归纳和整理, 认为光学遥感数据和多波段比值法是最常用的遥感数据和监测方法。但随着赤潮和绿潮发生频率的升高以及对藻类灾害信息提取算法提高的要求, 上述模型已经不能很好地满足现今的检测需求。研究者们纷纷提出改进的新算法, 例如王怡人等^[44]以归一化植被指数为例, 提出了一种新的自适应阈值提取算法。该算法对浒苔识别精度高, 具有很好的适用性和稳定性。随着卫星数量的增多和传感器性能的增强, 许多研究者也陆续开展了利用同一遥感数据和不同赤潮信息提取算法^[45,46]以及不同遥感数据和不同算法^[47], 对比分析出准确性和有效性较高的算法, 为赤潮浒苔监测提供有力有效的支撑。

另外, 赤潮是一种爆发性自然灾害, 研究者的重点也逐渐放在了检测算法的快速和精确, 例如杨慧芳等^[46]提出一种服务于赤潮高精度快速检测的决策树 RX (Reed Xiaoli) 高光谱遥感算法。

1.2.2.2 溢油遥感反演

海面溢油是另一种典型现象。原油或油品从作业现场或储器里外泄,流向水面、海滩或海面,不仅会覆盖水面和生物皮肤表面、破坏海洋生态环境,原油本身也含有大量毒性物质,严重影响着人类和海洋生物的健康。载油船舶航行时产生油污泄漏、石油钻进平台发生生产事故是海面溢油事故的主要来源。重大溢油事故会对海洋生态环境造成长期的、破坏性的影响,因此,对载油船舶以及石油生产平台进行监测是至关重要的。

Xing 等^[49]提出了一种基于遥感图像和地理信息系统的船舶和海上石油平台检测策略,利用卫星图像检测渤海海域船舶和石油平台的分布,根据平均溢油概率生成渤海海域船舶和石油平台溢油风险图。除了对溢油来源的监测外,还需要注意的另一个重要问题是溢油的去向。De Padova 等^[50]的研究证明,通过协同使用油流模型和遥感观测,可以为浮油监测提供重要支持。该研究中使用的油流模型,基于油流的输运性质和风化过程,可以根据油流的位置、浓度和厚度分布,预测在水流速度和风的作用下溢油的去向。

卫星的合成孔径雷达(SAR)具有全天时、全天候、大范围的特性,是遥感溢油检测主要利用的传感器数据。油膜会降低海面的后向散射系数,从而使相应区域的 SAR 图像一般呈现为暗的区域^[51]。Holstein 等^[52]的研究基于 ASAR ENVISAT 雷达图像的目视判读,对 2005~2012 年里海北部和中部进行石油遥感监测,显示了 ASAR ENVISAT 卫星监测在控制海面石油污染方面的优势。冯景^[53]提出了一种基于上下文思想构建马尔科夫随机场(Markov Random Field, MRF)的溢油检测方法,可以对 SAR 图像上的溢油信息进行准确地分割和检测,抑制图像上的噪声和虚假警报。随着溢油的流动,油膜厚度也在随之变化,通过估算油膜厚度可实时评价溢油事故对当地海域的影响,为溢油处理提供更多数据。崔永强等^[54]建立了一种基于激光诱导荧光(Laser Induced Fluorescence, LIF)技术利用油膜荧光信号评估较厚油膜厚度的双波段比值模型,利用油膜荧光光谱的波形特性反演油膜厚度。任广波等^[55]通过水槽模拟实验,分析了溢油特征光谱波段,建立了油膜厚度的估算模型。

随着卫星传感器的逐渐增多和分辨率的提高,多光谱数据和高光谱数据的遥感信息可以和 SAR 信息相互补充,提高提取溢油信息的精度。陆应诚等^[56]利用欧空局 Sentinel-2 卫星的多光谱数据对“桑吉”轮溢油污染进行了识别和分类,

并与 GF-3 雷达数据进行了对比验证分析得到了较好的结果, 并探讨了光学与微波遥感在溢油监测中的集成应用策略。苏伟光等^[57]从海面油膜光谱特性出发, 与常用的光学卫星传感器建立对应关系, 根据对不同光学遥感卫星 MODIS、BJ-1、HJ-1 和 FY-3 的空间分辨率、时间分辨率、幅宽和波段数等主要物理参数的对比分析认为, MODIS 传感器和 HJ-1 卫星有较强的海面溢油监测能力。

1.2.3 其他因素导致的水色异常遥感检测

通过水体颜色的遥感反演不仅可以监测水体水质的时空变化比如大面积水体叶绿素浓度变化和浑浊程度变化, 还可以发现水体自然事件和人为活动干扰比如湖泛、黑水团等。李佐琛等^[58]利用模拟水体吸收特性的变化, 结合 CIE 颜色匹配函数模拟了湖泛水色变化规律, 发现随着非色素颗粒物及黄色物质的浓度逐渐增加, 水体颜色逐渐由绿色变成棕色。段洪涛博士等^[59]发现并揭示了“湖泛”发生时的水体光学特性, 并探讨了“湖泛”发生过程中的水色变化规律。Wei 等^[60]利用 2019—2020 年期间 GF 系列遥感数据在漯河地区进行了城市黑臭水反演演示, 结果表明城市黑臭水随季节温度变化和水流动态变化具有明显的变化规律。

湖泛、黑水团等导致的水色异常遥感检测, 原理上均是通过分析水体组分的吸收和后向散射特性, 通过建立光谱指数, 同时结合遥感影像的空间毗邻关系进行人工判读和识别, 进行湖泛和黑臭水体的水色异常提取。李佳琦等^[61]通过分析黑臭水体形成机理结合光谱特征构建了光谱指数, 并依据水体颜色、次生环境、河道淤塞、岸边垃圾等解译标志对太原市黑臭水体进行了识别和提取。曹红业等^[62]基于实测数据对北京黑臭水体建立了饱和度法和光谱指数法, 通过定量分析揭示了黑臭水体具有较强的区域关联性这一特征。但是, 仅通过分析构建光谱指数, 无法提高对城市黑臭水监测的有效性和准确性, 需要引入新的方法。例如, Yang 等^[63]的研究结合了广州主要城市的地表水质数据和高光谱数据, 利用因子数据挖掘和机器学习技术, 研究如何监测城市黑臭水。这种融合数据挖掘和机器学习的方法克服了传统波段选择的局限性, 降维与特征选择相结合的方法在城市黑臭水监测方面具有良好的潜力。Zhang 等^[64]以滦河流域数据为试验点, 提出了一种创新的方法, 通过网络爬虫和遥感解译技术相结合, 切实有效地获取污水排放数据, 并通过与实地调查的实际数据进行比较, 验证了该方法的准确性和可靠性。

1.2.4 小结

目前水色异常的遥感监测技术多是基于遥感数据中的光谱特征建立模型进行反演,并与地面实测数据进行对比验证,分析该技术的精确性和有效性。

基于水体组分(如叶绿素 a、悬浮物、有色溶解有机物等)浓度变化导致的水色异常,都是基于水体组分的吸收和散射特征所形成的表观和固有光学量的变化,进而导致水体颜色发生改变。因此,国内外学者大都是通过水气界面辐射传输模型获取水体表面光谱,获取水体的颜色参量,进而反演水体组分的浓度。这些水体组分都是单一组分且具有明显的光谱特征,对于水体中的混合组分或未知污染物的提取研究相对较少。

赤潮、绿潮、溢油等典型地物在光谱特征上都具有固定的吸收峰和反射峰。因此,基于这些典型地物导致的水色异常的遥感识别和提取,均是基于该种地物的特定光谱特征分析,然后选取波段或波段组合,利用统计分析规律建立经验反演模型,对典型地物进行识别和提取。

国内外学者对湖泛、黑臭等水色异常现象的研究多侧重于污染水体中生物化学方面的发生机理,而基于湖泛、黑臭等其他因素导致的水色异常遥感信息识别和提取的研究,多数是基于水质参数的光学特性结合周围地物等辅助信息进行综合判定。截止目前未有更多高效的方法和技术来监测城市黑臭水污染。

1.3 问题的提出

目前国内外学者对水体组分浓度及水体表面典型地物造成的水体颜色异常进行了深入研究,对湖泛、黑臭等水体典型现象也进行了一定的研究,这些研究均是基于水体吸收和后向散射系数分析、水质参数光学特性、或根据特定光谱特征,利用光谱指数建立模型对水色异常进行识别和提取。对于同一特定类型污染物导致的水色异常,可依据该污染物的特征光谱选取波段或波段组合建立特征光谱指数(比如浒苔及水华的遥感识别可以用归一化植被指数“NDVI, Normalized Difference Vegetation Index”),通过设定阈值予以识别。然而,特征光谱指数法仅使用于特定的水色异常类型。

但是,导致水环境突发事件的污染物往往都是多种物质的混合,且种类繁多,没有典型的光谱特征,不能用传统的方法提取水色异常的分布,例如石油污染、

工厂排污等污染混合物没有统一的光谱反射峰和吸收谷、没有固定的波长。难以用统一的光谱特征指数提取未知类型的水色异常。目前对于不明污染物导致的水体颜色异常的提取研究相对较少,尚未建立完全基于影像特征的阈值设置方法和快速提取技术。

1.4 拟解决的关键科学问题

综上所述,本文拟解决的关键技术问题可以概括为:针对未知类型的水色异常,解决没有典型光谱特征的未知污染物或者含有多种典型光谱特征的混合污染物导致的水色异常遥感识别难的问题,为有关部门在水体污染应急监测和水环境治理中提供理论依据和技术支撑。

1.5 研究目的及意义

本研究的目的在于:针对未知类型污染物或混合污染物导致的水色异常,建立一种通用的水色异常遥感识别和提取方法,基于遥感影像自身的光谱特征构建正常水体和异常水体的光谱库,构建水色异常判别函数,设置水色异常判定阈值,对研究区域的目标水色异常进行识别和提取。

由于该水色异常判定阈值是依据某一特定传感器的影像,且针对某一特定研究区域设置的,因此该阈值是可以基于该传感器影像在该区域继续使用,为后续对已发生水环境污染的区域进行及时监测提供技术支撑。

在未来的工作中,可通过这种通用的水色识别和提取流程基于某卫星传感器建立其他水域的水色异常阈值,对其他水域的水环境污染进行及时监测,为水生态环境监测评估提供科学依据。

1.6 研究内容

本文的研究内容主要包括三部分:

第一,基于单景遥感影像的水体颜色异常遥感提取:通过分析单景影像上水色异常区域及水色正常区域的像元光谱特征,建立水色异常区域及水色正常区域像元光谱库,通过对比分析两种类型的光谱库,建立水色正常部分的基准特征值,并建立阈值,然后对影像上所有像元,依据设置的阈值进行逐一判别,识别出水色异常的像元,最后通过综合分析,得出水色异常像元的分布位置、分布面积及

相关统计特征。

第二，基于多景遥感影像的水体颜色异常遥感提取：利用多景遥感影像，经过影像预处理后，分析多时相影像的光谱特征，经过统计分析，得出水色正常像元的统计特征，依据统计特征建立基准特征值，并设置水色异常像元判定阈值，对新的影像进行逐像元检测，识别出水色异常像元。

第三，典型区域水体水色异常提取案例：依据上述研究内容，选取典型区域，分别利用单景及多时相影像的阈值判断方法，识别出水色异常像元，对两种提取方法进行比较和讨论分析，同时结合不同波段组合的提取结果，对识别的结果进行精度评价。

1.7 技术路线

如图 1.1 所示，本文的技术路线大致可以分为八个步骤：

(1) 数据获取及预处理：首先，获取研究区域的单景和多景遥感影像，对获取的影像进行巡查后；然后，对所有影像进行辐射校正、几何校正、影像配准等，如利用 ENVI 中的 Radiometric Calibration 进行辐射定标，利用 FLAASH 大气校正工具进行大气校正；

(2) 水陆分离及边缘修正：首先，利用 NDWI (Normalized Difference Water Index) 对多景遥感影像进行水陆分离；然后，对水域部分影像进行边缘修正，获取经过修改处理后的水域部分影像，目的是剔除因水陆边界不精确而导致正常水体像元统计特征值发生偏离；

(3) 水体指数计算：基于影像中的绿波段和近红外波段，利用归一化水体差异指数 (NDWI) 对所有经过水陆分离及边缘修正的水域部分遥感影像进行水体指数的计算，获取水域部分的归一化水体差异灰度影像，为后续提取水色异常做好准备；

(4) 影像水体光谱特征分析：首先，对遥感影像进行光谱特征分析，建立水色正常和水色异常的光谱库；然后，根据建立的单景影像光谱库和多景影像光谱库，分别建立基于单景影像特征和基于多景影像特征的水色异常和水色正常的判别函数，并分别设置基于单景影像特征和基于多景影像特征的水色正常和水色异常的判定阈值；

(5) 水色异常判定：首先，将上述设置的水色异常阈值分别与待提取影像

上的每个像元的像元灰度值进行比较，获取分类为水色正常和水色异常的像元；然后，判断待提取影像上是否存在水色异常区域；

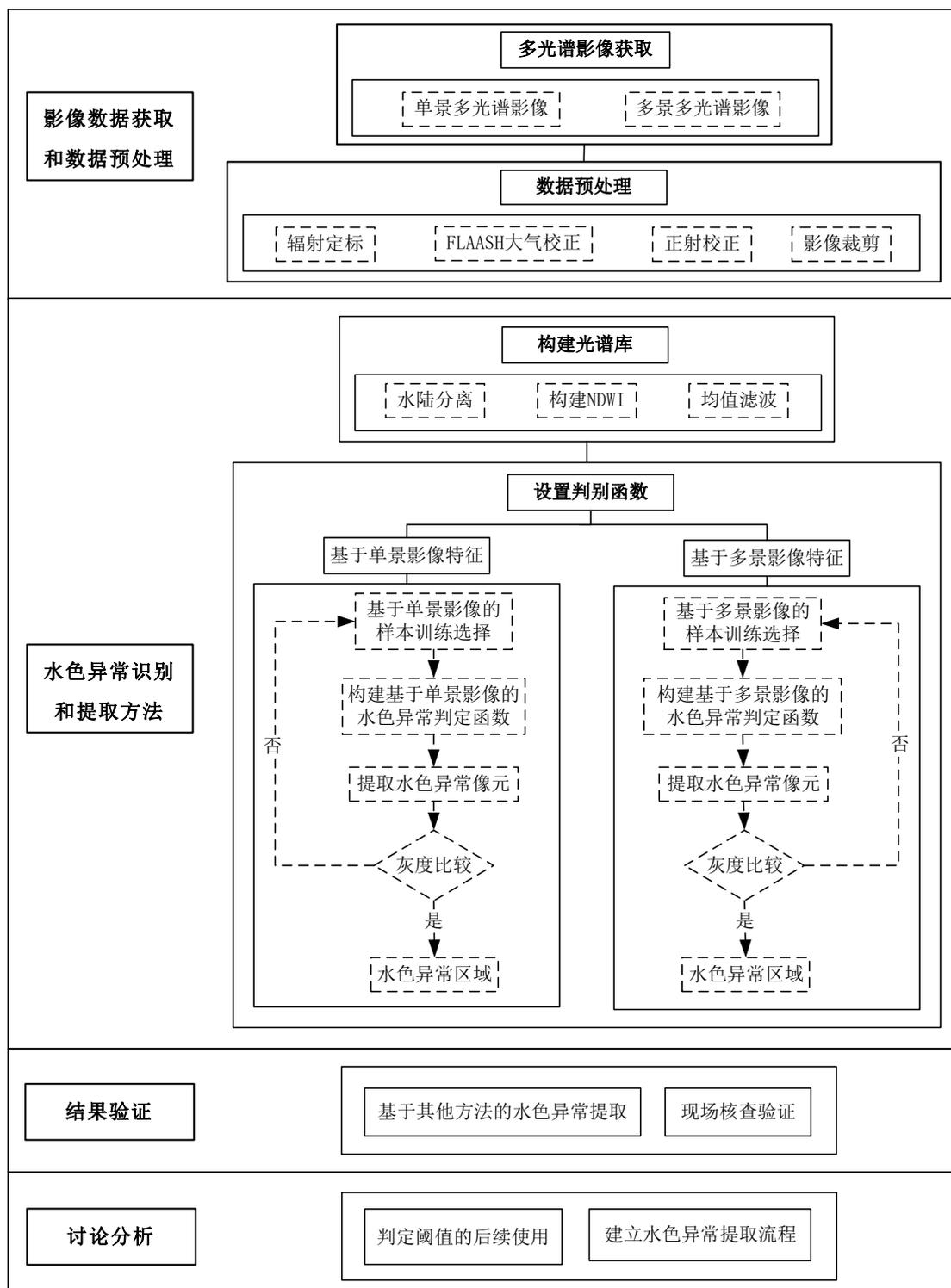


图 1.1 水色异常识别和提取方法的技术路线图

Figure 1.1 Technical roadmap for identifying and extracting water color anomalies

(6) 水色异常空间分布获取：对标记为水色异常的像元进行提取分析，获

取水色异常的分布位置和范围；对存在水色异常的像元进行数目统计，依据像元所代表的空间分辨率，计算污染水体的分布面积，总结得出单景和多景影像的水色异常空间分布图；

（7）结果验证：包括两部分的内容，首先通过基于其他常见的水色异常遥感检测的方法来检验本文采用的水色异常遥感识别和提取的研究方法的提取精度，其次通过开展地面核查来检验研究区域是否存在水色异常；

（8）讨论分析：对判定阈值的后续使用进行讨论分析，并依照本文的研究步骤建立水色异常识别和提取流程，对未来是否适用于近岸海域的其他水域进行讨论分析。

第2章 研究区概况和数据预处理

2.1 研究区概况

宁波市位于浙江省东部沿海区域的长江三角洲南部,如图2.1所示,地处 $120^{\circ}55'E\sim 122^{\circ}16'E$, $28^{\circ}51'N\sim 30^{\circ}33'N$ 之间。宁波市东临舟山群岛、北临杭州湾、南临三门湾,地理位置优越,位于中国海岸线中段,拥有丰富的海陆资源^[65]。截至2022年年底宁波市区域面积统计,陆域总面积 9816 km^2 ,海域总面积为 8355.8 km^2 ;全市岸线总长为 1678 km ,是浙江省海岸线的四分之一;宁波市拥有丰富的海岛资源,共有大小岛屿611个^[66]。宁波市全市属北亚热带季风气候,温和湿润,四季分明,夏季气温较高且降雨量较大,平均气温以7月份最高,5至9月占全年降水量的60%^[66]。

宁波市是长江三角洲南翼经济中心和化工基地,是浙江省的金融中心和经济中心之一,改革开放以来,宁波经济持续快速发展,工商业发达。根据宁波市发布的截止2022年底的经济发展状况^[67]显示,全市第二产业和第三产业占主体,第一产业、第二产业、第三产业之比为2.4:47.2:50.4(如图2.2所示)。截止2022年末,宁波市常住人口为961.8万人,城镇化率高,全市居民人均生活消费支出比上年增长6.2%,居民生活丰富^[68]。

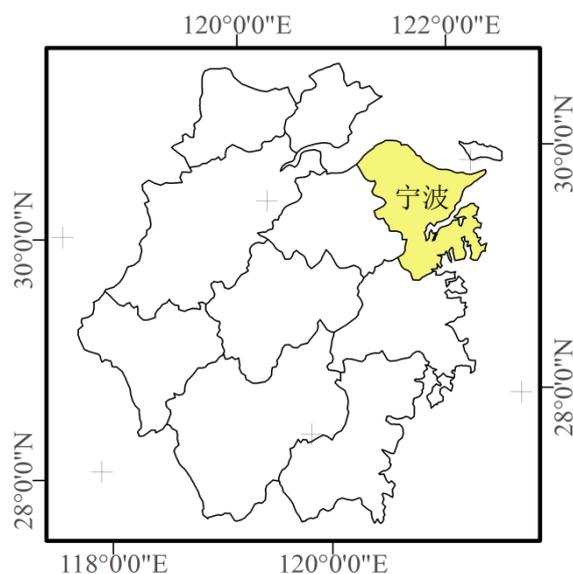


图 2.1 浙江省宁波市区位图

Figure 2.1 Map of Ningbo city, Zhejiang province.

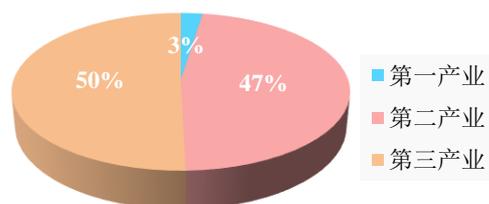


图 2.2 2022 年宁波市产业结构图

Figure 2.2 Industrial structure map of Ningbo city in 2022.

本文的研究区域地处 $122^{\circ} 0' 14.67'' E \sim 122^{\circ} 0' 33.09'' E$, $29^{\circ} 49' 4.23'' N \sim 29^{\circ} 49' 14.51'' N$ 之间, 位于宁波市北仑区梅山湾梅东大闸外闸水域。依据图 2.3 所示的梅山湾周边区域遥感影像和地图可以看出, 梅东大闸为梅山湾水域与近岸海域的交界处, 湾内有旅游度假区、沙滩公园等居民生活和活动频繁的区域, 梅东大闸的附近区域还有宁波市北仑插头电线厂等工业园区。因此, 基于宁波市的经济体系特征, 梅山湾内存在因生活污水或工业废水处理不当从而导致污染水体排放进入近岸水域形成水色异常现象的可能。

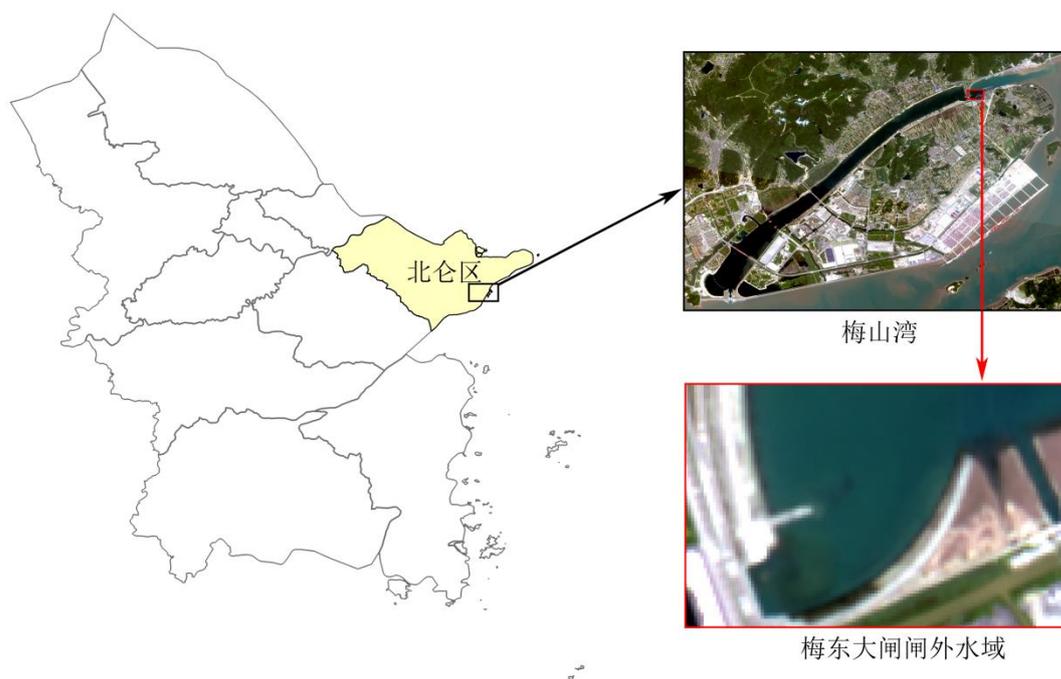


图 2.3 梅山湾研究区域示意图

Figure 2.3 Study area of Meishan Bay, Ningbo.

宁波市整体地势西南高、东北低, 大陆岸线类型多变, 市内河流湖泊众多, 大闸遍布。研究区域周边虽河流分布较少, 但小湖泊较多, 且都依附于烟墩岗、

梨尖山等山峦。因此，近岸水域也易形成因河湖泄洪导致的水体水色异常。

2.2 数据源获取

2.2.1 遥感数据源

几十年来，随着国产卫星的不断发射升空，我国遥感对地观测技术蓬勃发展。截止 2022 年底，我国在轨卫星数量已达 300 余颗。《国家民用空间基础设施中长期发展规划（2015-2025 年）》^[69]提及了卫星遥感、卫星通信广播、卫星导航定位 3 大系统，其中卫星遥感系统重点发展陆地观测、海洋观测、大气观测 3 个系列卫星。陆地观测卫星系列由 3 个星座（高分辨率光学观测星座、中分辨率光学观测星座、合成孔径雷达观测星座）和一类专题卫星（地球物理场探测卫星）构成，包括高分卫星、环境灾害卫星、资源卫星、测绘卫星等；海洋观测系列卫星由两个星座（海洋水色卫星星座、海洋动力卫星星座）和一类专题卫星（海洋环境监测卫星）构成；大气系列观测卫星由两个星座（天气观测卫星星座、气候观测卫星星座）和一类专题卫星（大气成分探测卫星）构成；另外国内还有包括北京系列、吉林一号、珠海三号等卫星的民间商用卫星^[70,71]。

陆地观测卫星系列具有传感器类型丰富、拍摄覆盖面广、重访周期短等特点，常应用于山水林田湖草沙等遥感监测中，其中高分卫星系列于 2010 年启动，是《国家中长期科学与技术发展规划纲要（2006-2020 年）》确定的 16 个重大科技专项之一^[72]。目前在轨运行的高分卫星包括高分一号（GF-1、GF-1B、GF-1C、GF-1D 共 4 颗卫星）、高分二号、高分三号、高分四号、高分五号、高分六号，搭载了包括多光谱、高光谱、SAR、中波红外等传感器，能实现高空间分辨率、高时间分辨率、高光谱分辨率的遥感对地观测。

根据图 2.3 梅山湾研究区域示意图所示，本文选取的研究区域较小，对该区域进行水色异常遥感检测时需要空间分辨率较高的遥感数据源。因此，本文选取 GF2-PMS 遥感数据。高分二号卫星于 2014 年 8 月 19 日成功发射，是我国自主研发的首颗空间分辨率优于 1 米的民用光学遥感卫星，是目前分辨率最高的民用陆地观测卫星，搭载有两台高分辨率 1m 全色、4m 多光谱相机，星下点分辨率全色为 0.81m、多光谱为 3.24m，可捕获蓝（0.45~0.52 μm ）、绿（0.52~0.59 μm ）、红（0.63~0.69 μm ）及近红外（0.77~0.89 μm ） 4 个波段的数据信息，具有亚米

级空间分辨率、高定位精度和快速姿态机动能力等特点^[74]。高分二号卫星的有效载荷技术指标如表 2.1 所示。

表 2.1 高分二号卫星有效载荷技术指标

Table 2.1 payload technical indicators of gaofen-2 satellite

传感器	空间分辨率/m	波段号	光谱范围/ μm	幅宽/m	重访周期/d
PAN	0.81	1	0.45~0.90	45	5
		1	0.45~0.52		
PMS	3.24	2	0.52~0.59	(两台相机组 合)	5
		3	0.63~0.69		
		4	0.77~0.89		

2.2.2 数据源的选取

首先,梅山湾内有度假区和公园,人类活动频繁,易出现生活污水排放不当造成的水色异常。其次,梅东大闸附近的工业园区若对工业污水处理不当,当气温较高时易导致水质变差而造成水色异常。然后,宁波市地处亚热带季风气候,夏季气温高、降雨量大,近岸水体交换频繁,易导致水体中的泥沙翻涌,从而造成近岸水体水色异常。综上所述,本文选择夏季 6 月影像进行水色异常巡查。

利用 2022 年 6 月 GF2-PMS 影像对宁波市北仑区梅东大闸附近水体水色异常进行了巡查,发现 6 月 9 日于梅东大闸外闸水域沿岸附近存在 1 处水色异常。因此,选取 2022 年 6 月 9 日宁波市梅东大闸区域的 GF2-PMS 影像为待提取影像并作为基于单景影像特征进行水色异常识别和提取的数据源,同时搜索查询 2018-2022 年研究区域内无云、高质量遥感数据作为基于多时相影像特征进行水色异常识别和提取的数据源。考虑到不同卫星、不同传感器参数的差异,应选择与单景影像相同卫星、相同传感器的数据源。如表 2.2 所示,本文共查询到 2018 年至 2022 年的 13 景无云高质量 GF2-PMS 遥感数据。

2.3 数据预处理

从陆地观测卫星数据服务平台中获取卫星遥感数据,因获取的遥感数据属于 1A 级,需利用遥感图像处理软件对影像进行预处理操作。首先,对所有影像数据进行预处理,包括几何校正、辐射校正、大气校正、正射校正、影像配准、降

斑、去噪和影像裁剪等等，减小影像噪声产生的影响；然后，对预处理后的影像构建归一化差异水体指数 NDWI。

表 2.2 2018-2022 年的梅东大闸 GF2-PMS 遥感数据查询结果

Table 2.2 Query Results of GF1-WFV Remote Sensing Data from 2018 to 2022

年份	时间	数量	备注
2022 年	2022 年 6 月 9 日	1 景	待提取影像
2021 年	/	/	无优质影像
2020 年	2020 年 5 月 11 日	2 景	/
	2020 年 4 月 17 日	2 景	
2019 年	2019 年 10 月 22 日	1 景	
	2019 年 7 月 26 日	2 景	/
	2019 年 4 月 8 日	1 景	
2018 年	2018 年 1 月 15 日	1 景	
	2018 年 2 月 13 日	1 景	/
	2018 年 7 月 16 日	1 景	
	2018 年 7 月 31 日	1 景	

2.3.1 几何校正

遥感影像成像过程中受多种因素综合影响，原始影像上地物的几何位置、形状、尺寸、大小、尺寸、方位等特征与对应的地表地物相关特征不一致，产生几何变形。因此，遥感影像的几何校正是校正在成像过程中产生的各种几何变形^[74,75]。系统几何校正是遥感影像预处理中必不可少的关键一步。

几何校正分为两种，几何粗校正和几何精校正。几何粗校正是针对引起畸变原因而进行的校正。杨亮等^[76]提出一种基于观测角信息的光学影像几何精纠正方法，比较于现有的精纠正方法，该方法提高了中等空间分辨率卫星影像几何纠正的精度和稳定性；肖鹏等^[77]提出了一种适用于多颗光学成像遥感卫星的数据预处理功能扩展模型，结果表明，该模型具有良好的可扩展性，在不改变程序代码的情况下，通过配置不同卫星的配置文件，实现了对高分一号、高分二号、高分四号、高分五号和高分六号共 5 颗光学成像卫星的数据预处理功能。

在陆地观测卫星数据服务平台中获取的卫星数据，已经经过几何粗校正，属

于 1A 级。因此，在数据预处理过程中，为了减小误差，需要对获取的 1A 级遥感数据进行几何精校正。几何精校正利用控制点进行的几何校正。通过一种数学模型来近似描述遥感图像的几何畸变过程，并利用畸变的遥感图像与标准地图之间的控制点数据对构建几何畸变模型，然后利用此模型进行影像几何畸变的校正。

2.3.2 辐射校正

遥感影像获取过程中，受到外界因素的影响如传感器辐射定标、大气条件、太阳辐射强度等因素，导致同一目标地物在不同时相遥感影像中具有较大的辐射差异^[78]。辐射校正的目的是为了尽可能消除因传感器自身条件、薄雾等大气条件、太阳位置和角度条件及某些不可避免的噪声等引起的传感器的测量值与目标的光谱反射率或光谱辐射亮度等物理量之间的差异^[79]。辐射校正可以帮助恢复图像的本来面目，为遥感图像的识别、分类、解译等后续工作奠定基础。

辐射校正包括辐射定标和大气校正。大气校正是指传感器最终测得的地面目标的总辐射亮度并不是地表真实反射率的反映，其中包含了由大气吸收，尤其是散射作用造成的辐射量误差。大气校正就是消除这些由大气影响所造成的辐射误差，反演地物真实的表面反射率的过程。本文需要提取水体，计算水体的遥感反射率，如果数据未经大气校正，就可能会丢失水体中水色异常区域中未知成分或多种已知成分的反射率的微小差别信息。

毛亚萍的实验结果表明^[80]，在缺乏高精度 DEM 和大气参数的情况下，C 校正模型和矩匹配方法 2 种经验模型的校正结果整体较好；黄莉婷等^[81]提出采用辐射归一化方法提高影像辐射质量，能够有效减少影像间的辐射差异，与其他方法相比具有较高的精度。

2.3.3 正射校正

正射校正是对影像进行几何畸变纠正的一个过程，对由地形、相机几何特性以及与传感器相关的误差所造成的明显的几何畸变进行处理。正射校正一般是通过在像片上选取一些地面控制点，并利用原来已经获取的该像片范围内的数字高程模型（DEM）数据，对影像同时进行倾斜改正和投影差改正，将影像重采样成正射影像。将多个正射影像拼接镶嵌在一起，并进行色彩平衡处理后，按照一定范围内裁切出来的影像就是正射影像图。

进行正射校正后,就能够对影像进行测量,或者在影像中精确地定位某些特征、采集供 GIS 使用的信息,或者将影像同其他精确校正影像结合起来,进行进一步复杂的分析^[82]。正射影像同时具有地形图特性和影像特性,信息丰富。

2.3.4 影像配准和裁剪

遥感影像配准的过程就是一个空间映射的过程,对同一场景在不同时间、不同传感器或不同条件下(天候、照度、摄像位置和角度等)获取的两幅或多幅影像进行几何配准,使同意目标点达到空间位置一致的过程^[83]。影像配准是影像融合、影像镶嵌中不可缺少的步骤,是遥感影像预处理的重要研究内容。

配准技术的流程如下:首先对两幅图像进行特征提取得到特征点;通过进行相似性度量找到匹配的特征点对;然后通过匹配的特征点对得到图像空间坐标变换参数;最后由坐标变换参数进行图像配准。对影像数据进行完以上步骤后,经常需要根据研究范围对影像进行裁剪,避免因数据量太大造成后期计算出现错误,减少计算时间,提高计算效率。

李山山等^[84]Landsat-8 卫星成像过程中,姿态抖动对多光谱影像配准的影响进行了评价和分析,可为提高国产卫星姿态抖动处理能力及多光谱影像配准精度提供有益借鉴;许东丽等^[85]使用数据驱动的随机特征选择卷积神经网络方法,能提取更多的特征点,有效降低错误匹配率。

2.3.5 水体指数计算

本文采用归一化差异水体指数^[86]来进行计算,公式如下:

$$NDWI = (G - NIR)/(G + NIR) \quad (2.1)$$

式中, G 为绿光波段地表反射率; NIR 为近红外波段地表反射率。

目前,对于水体提取的方法多样,常用的水体提取方法包括单波段阈值法、基于阈值的多波段谱间关系法、基于阈值的水体指数法和决策树法等。李飞等^[87]的研究证明,基于单波段阈值法、归一化水体指数法与决策树法对复杂水体信息进行提取中,精度最高的是决策树法,最低的是归一化水体指数法。毕海芸等^[88]的研究证明,在平原地区基于阈值的水体指数法提取的效果稍微优于单波段阈值法和基于阈值的多波段谱间关系法,但3种方法提取的效果无太大差异,均能有效地提取出水体,均不能很好地区分水体和建筑物。徐涵秋^[89]在对 Mefeeters^[86]提出的 NDWI 分析的基础上,对构成该指数的波长组合进行了修改,提出了改

进的归一化差异水体指数 MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index), 并分别将该指数在含不同水体类型的遥感影像进行了实验, 大部分获得了比 NDWI 好的效果, 特别是提取城镇范围内的水体。但是 MNDWI 适用于含有中红外波段的遥感卫星数据源, 而高分遥感数据的波段数目前只适用 NDWI, 因此本文使用 NDWI 指数进行水体指数计算。

第3章 水体水色异常遥感提取方法研究

目前水色异常的遥感监测技术多是基于遥感数据中的光谱特征进行反演,并与地面实测数据或人工解译结果进行对比验证,进而分析该技术的精确性和有效性。例如,水体组分的颜色参量反演是基于水体组分浓度变化的吸收和散射特征,通过水气界面辐射传输模型获取水体表面光谱,获取水体的颜色参量,进而反演水体组分的浓度;赤潮、溢油等典型地物造成的水色异常的遥感识别和提取均是基于地物光谱特征分析,然后选取波段或波段组合,利用统计分析规律建立经验反演模型;湖泛、黑水团等导致的水体颜色异常是通过分析水体组分的吸收和后向散射特性,通过建立光谱指数,同时结合遥感影像的空间毗邻关系进行人工判读和识别。这些研究均是基于水体吸收和后向散射系数分析,建立光谱指数对水色进行识别和提取。

但是,导致突发水环境突发事件的污染物往往都是多种物质的混合,而且种类繁多,没有典型的光谱特征,不能用传统的方法提取水色异常的分布。由于水色异常类型和种类繁多,利用特定光谱指数无法提取未知类型的水色异常,或者提取精度较低。目前对于不明污染物导致的水体颜色异常的提取研究相对较少,也没有建立完全基于影像特征的阈值设置方法和快速提取技术。

本研究基于遥感影像自身的光谱特征构建水色正常和异常水体光谱库来设置水色异常判别函数,针对未知类型的水色异常,研究一种通用的水色异常遥感识别和提取方法。依据影像的光谱特征,基于 NDWI 构建水色正常和水色异常光谱库,然后基于训练样本的统计规律构建水色异常判别函数,对影像上的水色异常进行识别和提取。本文采用的水色异常遥感提取方法步骤如下:首先,对遥感影像进行预处理,对预处理后的影像进行遥感反射率计算,获取水体遥感反射率影像;其次,对遥感反射率影像进行光谱分析,根据影像的光谱特征建立水色正常和水色异常的光谱库,设置水色异常判定阈值,建立水色异常像元的基准特征值;然后,通过比较待检测影像的像元值和建立的基准特征值,初步判断待检测影像是否存在水色异常;最后,对待检测影像存在水色异常的水域逐像元进行分析,获取水色异常空间分布像元,得到水体水色异常的空间分布。

本文的水色异常遥感提取方法包括两部分,即基于单景影像特征的水色异常

提取和基于多景影像特征的水色异常提取，提取流程分别如图 3.1、3.2 所示。

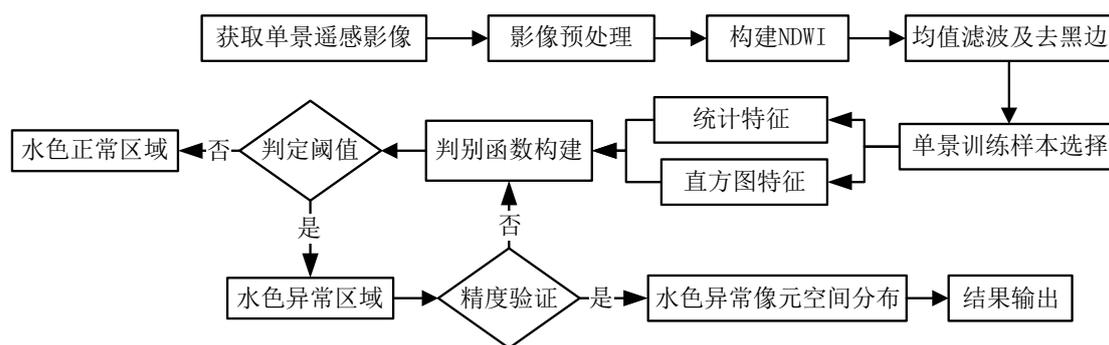


图 3.1 基于单景影像特征的水色异常提取流程图

Figure 3.1 Flow chart of water color anomaly extraction based on single scene image features

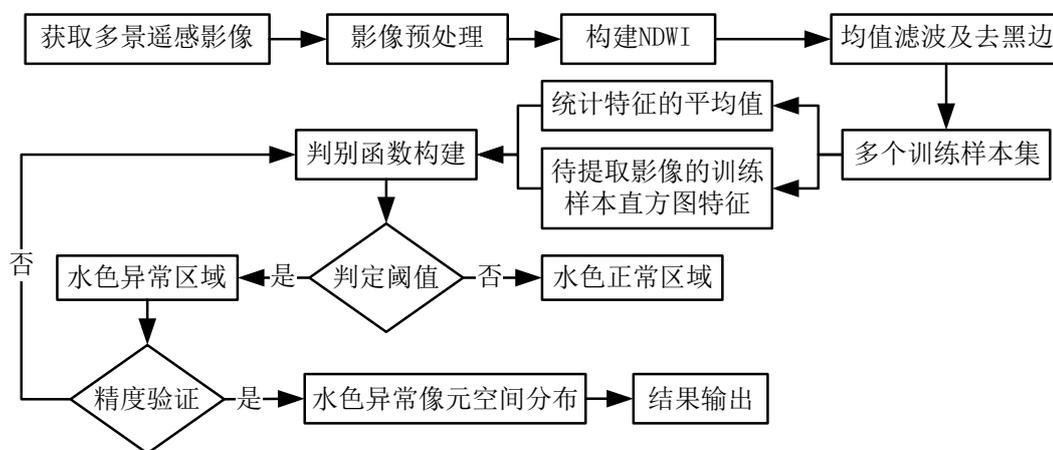


图 3.2 基于多景影像特征的水色异常提取流程图

Figure 3.2 Flow chart of water color anomaly extraction based on multi-scene image features

基于单景影像特征的水色异常提取过程分为三步：首先是获取单景影像，对影像预处理，构建 NDWI，并进行均值滤波及去黑边操作；然后，在单景 NDWI 灰度影像上选择正常水体作为训练样本，根据该训练样本集的统计特征和直方图特征构建水色正常和水色异常的判别函数，进而设置水色正常和水色异常的判定阈值；最后，根据判定阈值区分出水色正常区域和水色异常区域，经精度验证后，输出水色异常像元空间分布结果并进行分析。

基于多景影像特征的水色异常提取过程与基于单景影像特征的水色异常类似，也分为三步：首先，获取长时序的多景影像，对每一景影像进行预处理、构建 NDWI、均值滤波处理及去黑边操作；然后，选择每一景影像上的正常水体作为该景影像的训练样本，根据选取的多个训练样本集的统计特征和直方图特征构建水色正常和水色异常的判别函数，进而设置水色正常和水色异常判定阈值；最

后,根据判定阈值在待提取灰度影像上提取出水色异常区域,经精度验证后输出水色异常像元空间分布结果。

3.1 水体光谱特征分析

为了方便后续构建正常水体和异常水体的光谱库,需要对提取出的水体进行光谱特征分析。首先,对第2章经预处理后的NDWI灰度影像进行边缘掩膜,对水域部分的遥感影像进行水陆分离并修正边缘,得到水域部分NDWI灰度影像,避免因水陆边界分离不精确而导致的水色异常检测错误;然后,对边缘修正后的水域NDWI灰度影像进行均值滤波处理及去黑边操作,平滑影像,减少影像上斑点噪声造成的误差,同时可在一定程度上缩短计算时间、提高计算速度。

3.1.1 水陆分离

水陆分离是把遥感影像数据的水体数据和陆地数据分离,提取出遥感影像水体信息。常用的水陆分离方法有监督分类、边缘检测和阈值分割法^[90]。本文采用阈值分割法与NDWI的结合方法进行水陆分离。首先,基于经过预处理的遥感影像后,构建NDWI,设置阈值提取水体边界,利用提取出的水体矢量边界对影像进行边缘掩膜,获取水域部分遥感影像。然后,对水域部分的遥感影像修正边缘,得到修正后的水域部分遥感影像。基于所述经过修正后的水域部分遥感影像,再次构建NDWI,获取经过处理后的水域部分归一化差异水体指数分布灰度影像。

阈值算法利用遥感图像中目标地物与背景之间辐射强度的差异,选取阈值来确定想要分离的目标水体边界。针对单阈值算法效率低的问题,DiKai等^[91]提出了一种基于均值变换的分割算法来实现海岸线的自动提取,但对于那些受到低对比度等因素影响的遥感影像,该算法存在一定的局限性。张永继等^[92]在分析了预分离目标邻域相关信息的基础上,采用二维类间方差最大阈值法对遥感图像的海水和人工海岸进行分离,在很大程度上提高了海洋遥感图像中海岸线提取的效率和精度。冯兰娣等^[93]提出了利用小波变换方法对海岸带遥感图像岸线进行提取。对遥感图像近红外波段进行小波变换,检测变换后的极值点并将其作为岸线的候选边缘点,最后滤波得到图像的边缘。Andreas Niedermeier^[94]将区域跟踪、小波边缘检测和Snake算法三种理论相结合实现了对海域水边线的提取,并对提取的海岸线进行了动态变化监测。

3.1.2 均值滤波

均值滤波是数字图像处理中的一种基本方法,被广泛应用于计算机视觉、图像识别、医学图像处理等领域中,主要用来去除图像中的不相关细节,从而加强对影像的整体认知。在计算机视觉中,均值滤波可以用于图像缩放、边缘检测和图像分类。在图像识别中,可用于特征提取,如图像纹理和形状特征。在医学图像处理中,可用于帮助医学专业人员更准确地观察 X 光片。

为避免由于个别异常像元导致的水色异常提取误差,需要对经过处理后的归一化水体指数灰度影像进行均值滤波处理,目的是降低斑点噪声,避免后期水色异常提取结果破碎化,从而提高水色异常提取精度。均值滤波器相当于低通滤波器,均值滤波的低通性能在平滑噪声的同时也会模糊细节和边缘,例如在同一灰度数值下,较小的物体会与背景混合在一起,较大的物体则变得易于检测。因此,使用均值滤波器时,窗口大小设置需合理,需根据影像行列数设置合适的窗口大小,在不影响提取精度的前提下降低斑点噪声。

根据影像的行列数,创建一个 $M \times M$ 的滤波窗口,以影像中每一像素点为中心的 $M \times M$ 矩形窗口内的所有像素点的平均值作为该点均值滤波后的灰度值,窗口大小一般为 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 ,, $(2n+1) \times (2n+1)$ 。假设原中心像素点值为 (x, y) ,滤波处理后的中心像素点值为 $g(x, y)$,则表达式^[95]为:

$$g(x, y) = \frac{1}{M \times M} \sum_{f \in S} f(x, y) \quad (3.1)$$

式中, $f(x, y)$ 为某一像素点的原灰度值, $g(x, y)$ 为该像素点滤波处理后的灰度值, $M \times M$ 为以该像素点为中心进行均值滤波时采用的窗口大小, S 表示中心点在 $M \times M$ 滤波器窗口范围内。

3.2 构建水色异常判别函数

依据 3.1 获得的经均值滤波后的灰度影像,选取部分像元作为训练样本。

选取训练样本时的三大原则为:(1)选择训练样本时,要选择灰度影像上表现为正常水体的像元。(2)选取的训练样本数量应该足够多。考虑到灰度影像的行列数,一般选取 3,000~6,000 或 30,000~60,000 个像元。(3)选取训练样本的分布范围应该足够广,需包含灰度影像上不同部位的正常水体像元。

在进行基于单景影像特征构建水色异常判别函数的过程时,只需在单景的灰

度影像上选取正常水体的像元作为训练样本集即可。而在进行基于多景影像特征构建水色异常判别函数的过程时,需在不同的影像上选择训练样本,得到多个训练样本集。

3.2.1 设置正常水体和异常水体的判定阈值

阈值算法是一种常用的数据处理方法,可以通过设定阈值来筛选数据并过滤掉噪声,提高数据的准确性和可靠性。阈值算法具有广泛的应用场景,可以在多个领域中发挥作用。在实际应用中,阈值算法被广泛应用于信号处理、图像分析、语音识别、数据挖掘等领域。本文通过设置阈值的方法来筛选正常水体和异常水体方面的数据信息。

在进行基于单景影像特征构建水色异常判别函数的过程时,统计并计算单景影像的该个训练样本集的均值和方差,同时依据该个训练样本集的直方图分布特征,设置基于单景影像特征的正常水体的判定阈值。在进行基于多景影像特征构建水色异常判别函数的过程时,将多个训练样本集的统计特征进行处理,得到各个训练样本集的均值和方差的均值作为基于多景影像特征的训练样本集的均值和方差,同时依据待提取影像上选取的训练样本的直方图分布特征,设置基于多景影像特征的正常水体的判定阈值。

根据上述操作获得的基于单景影像特征和基于多景影像特征构建的正常水体判别函数表达公式为

基于单景影像特征构建的正常水体判别函数:

$$T_1 = \bar{B}_1 \pm n\sigma_1 \quad (3.2)$$

基于多景影像特征构建的正常水体判别函数:

$$T_2 = \bar{B}_2 \pm n\sigma_2 \quad (3.3)$$

式 3.2、3.3 中为 \bar{B}_1 为基于单景影像特征选取训练样本集的均值, σ_1 为基于单景影像特征选取训练样本集的方差, \bar{B}_2 为基于多景影像特征选取训练样本集的均值, σ_2 为基于多景影像特征选取训练样本集的方差, n 为依据待提取影像选取训练样本集的直方图分布特征确定的整数。

根据构建的正常水体判别函数,可以推断出异常水体判别函数为

基于单景影像特征构建的异常水体判别函数:

$$T'_1 \neq \bar{B}_1 \pm n\sigma_1 \quad (3.4)$$

基于多景影像特征构建的异常水体判别函数：

$$T'_2 \neq \bar{B}_2 \pm n\sigma_2 \quad (3.5)$$

式 3.4、3.5 中 \bar{B}_1 、 σ_1 、 \bar{B}_2 、 σ_2 与式 3.3、3.4 中一样。

根据式 3.2、3.3、3.4、3.5 构建的判别函数，可以设置出基于单景影像特征和基于多景影像特征的水色正常阈值和水色异常阈值：

基于单景影像特征设置的水色正常判定阈值 $\in (\bar{B}_1 - n\sigma_1, \bar{B}_1 + n\sigma_1)$

基于单景影像特征设置的水色异常判定阈值 $\notin (\bar{B}_1 - n\sigma_1, \bar{B}_1 + n\sigma_1)$

基于多景影像特征设置的水色正常判定阈值 $\in (\bar{B}_2 - n\sigma_2, \bar{B}_2 + n\sigma_2)$

基于多景影像特征设置的水色异常判定阈值 $\notin (\bar{B}_2 - n\sigma_2, \bar{B}_2 + n\sigma_2)$

3.2.2 获取正常水体和异常水体的二值影像

二值图像，顾名思义就是图像内只有两种像素值（通常情况下是 0 和 1），每个像素点均为黑色或者白色的图像，通常用于图像简化以便进行后续分割、结构元素提取等操作，有去除噪点、增强对比度、加速图像处理等特点。本文获取二值影像是为了观察和分析水色异常和水色正常的提取情况。

根据 3.2.1 设置的基于单景影像特征和基于多景影像特征的水色异常判定阈值对经过均值滤波后的水色异常待提取灰度影像上的所有像元进行比较。基于单景影像特征的提取过程中，若待提取影像像元灰度值 $\in (\bar{B}_1 - n\sigma_1, \bar{B}_1 + n\sigma_1)$ ，则标记该像元为正常水体像元，用符号“0”表示；若像元灰度值 $\notin (\bar{B}_1 - n\sigma_1, \bar{B}_1 + n\sigma_1)$ ，则标记该像元为异常水体像元，用符号“1”表示，得到基于单景影像特征提取出的水色正常区域和水色异常区域分布的二值影像。

基于多景影像特征的提取过程中，若待提取影像像元灰度值 $\in (\bar{B}_2 - n\sigma_2, \bar{B}_2 + n\sigma_2)$ ，则标记该像元为正常水体像元，用符号“0”表示；若像元灰度值 $\notin (\bar{B}_2 - n\sigma_2, \bar{B}_2 + n\sigma_2)$ ，则标记该像元为异常水体像元，用符号“1”表示，得到基于多景影像特征提取出的水色正常区域和水色异常区域分布的二值影像。

通过二值化可以去除图像中的噪点，使图像变得更加清晰；二值化后的图像

对比度较高,因为图像中只有两种颜色,易于区分;二值化后的图像数据量小,可以加速图像处理的速度,需要的存储空间少。黑白色便于分辨正常水体和异常水体的边界,但对细节的描述比较粗糙,原因是二值化处理会将图像中的所有像素都转换为黑色或白色,这意味着会丢失图像中的一些信息。

3.3 水色异常空间分布提取

将提取出的水色异常空间分布信息与原始影像叠加,结合周边环境综合分析,可初步判断水色异常的来源,水色异常的位置和分布范围,为有关部门在水污染应急监测和水环境治理中提供理论依据和技术支撑。

根据3.3设定的基于单景影像特征和基于多景影像特征的水色异常判定阈值对均值滤波后的NDWI灰度影像进行逐个像元筛选。基于单景影像特征的提取过程中,若待提取影像像元灰度值 $\notin(\bar{B}_1 - n\sigma_1, \bar{B}_1 + n\sigma_1)$,则标记该像元为异常水体像元,用符号“ Y_1 ”表示,计算标记为“ Y_1 ”的基于单景影像特征提取的水色异常像元数量。基于多景影像特征的提取过程中,若待提取影像像元灰度值 $\notin(\bar{B}_2 - n\sigma_2, \bar{B}_2 + n\sigma_2)$,则标记该像元为异常水体像元,用符号“ Y_2 ”表示,计算标记为“ Y_2 ”的基于多景影像特征提取的水色异常像元数量。

基于遥感数据源的空间分辨率和标记的水色异常像元数量,计算水色异常区域面积 S ,公式为:

$$S = k^2 \times m \quad (3.6)$$

式中 k 为遥感影像的空间分辨率, m 为影像中标记为“ Y ”的像元数。

根据上述得到的标记为“ Y_1 ”和“ Y_2 ”的水色异常像元,获取基于单景影像特征和基于多景影像提取出的水色异常像元空间分布信息,将提取出的水色异常像元空间分布信息与研究区域原始影像叠加,可获得基于影像特征提取出的水色异常空间分布范围。

3.4 精度验证

3.4.1 现场验证

2022年6月9日对宁波市梅山湾遥感巡查发现水色异常后,随即开展地面核查,检验梅东大闸外水域是否存在水色异常。现场检验步骤包括采集水样、测

量光谱、测量水体透明度等，并记录取样点的经纬度，观察周边环境特征（例如地形地貌、工农业区等），并拍照记录。

3.4.2 基于其他方法的水色异常提取方法

目前的研究一般通过波段的线性组合对污染水体进行遥感识别，例如根据单波段阈值法、波段差值法、归一化指数法等常用方法。本文根据 GF2-PMS 影像四个单波段的特征，对比了单波段阈值法、波段差值法和归一化水体指数法三种方法来检验本文采用的研究方法的提取精度。

第4章 宁波市近岸海域水色异常检测

4.1 基于单景影像的水色异常遥感检测

基于GF2-PMS影像巡查发现,2022年6月9日宁波市北仑区梅东大闸区域存在1处水色异常,遥感巡查发现的水色异常位于宁波市北仑区凤凰山北岸沿岸,结合影像上周围地物特征,初步判断为污废水排放,该水色异常分布区沿水流方向呈放射状分布,距排水口越远水色逐渐变浅直至消失。

利用该单景影像特征对梅东大闸闸外水域进行水色异常提取。

4.1.1 水体指数分布特征

对2022年6月9日的GF2-PMS遥感影像进行几何校正、辐射校正、大气校正、正射校正、影像裁剪等预处理操作,获得研究区域的遥感影像(如图4.1所示),减少了因预处理不得当导致后期水色异常识别和提取时出现误差。

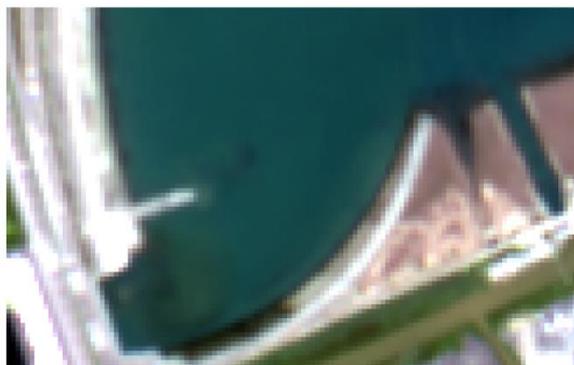


图4.1 预处理后的梅东大闸闸外研究区域遥感影像

Figure 4.1 Remote sensing images of the study area outside the Meidong sluice gate after preprocessing

基于归一化水体指数NDWI对图4.1进行水体遥感反射率计算,获得梅东大闸闸外研究区域NDWI灰度影像。对获得的研究区域NDWI灰度影像进行进行水陆分离,利用提取出的水体矢量边界进行边缘掩膜,获取经过修正后的水域部分遥感影像。

水陆分离后的水域NDWI影像结果如图4.2所示,影像上左下角深色区域即为待提取的水色异常区域,浅色区域为水色正常区域。



图 4.2 水域NDWI灰度影像图

Figure 4.2 NDWI grayscale image of water area

根据图 4.2 单景影像的行列数，对水域NDWI灰度影像以 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 窗口大小分别进行均值滤波，如图 4.3 (a)、(c)、(e)、(g) 所示。NDWI灰度影像经均值滤波后边界呈黑色，且黑边宽度随着窗口大小的变大而变宽。这是因为边界像元右边空白区域无值导致中心像元以某一窗口大小均值滤波后的值偏小，在灰度影像上呈深色。为了避免黑色边界对后续构建水色异常水体判别函数产生影响，需对以 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 窗口大小均值滤波后的灰度影像进行边界的再次修正，如图 4.3 中 (b)、(d)、(f)、(h) 所示。

将采用 3×3 、 5×5 窗口的均值滤波效果（如图 4.2 (b)、(d) 所示）与采用 7×7 、 9×9 窗口的均值滤波效果（如图 4.2 (f)、(h) 所示）相比得出，前者对影像的平滑明显但并未丢失掉水色异常区域的关键信息，而后者则会使影像平滑过度致使关键信息不明确。因此，应选择采用 3×3 、 5×5 窗口的均值滤波效果图作为后期选择训练样本的数据。

去除黑边后，采用 3×3 、 5×5 窗口的均值滤波效果图与图 4.2 的水域NDWI灰度影像图相比，边界均有不同程度的缩减，但采用 5×5 窗口的均值滤波效果图比采用 3×3 窗口的均值滤波效果图缩减了更多更宽的边界像元。考虑到研究区域大小和GF2-PMS影像分辨率，以及提取水体边界的精确性，经过多次对窗口大小的对比选择，最终选取 3×3 滤波窗口对水体指数空间分布灰度影像进行均值滤波，作为后续构建光谱库的依据。

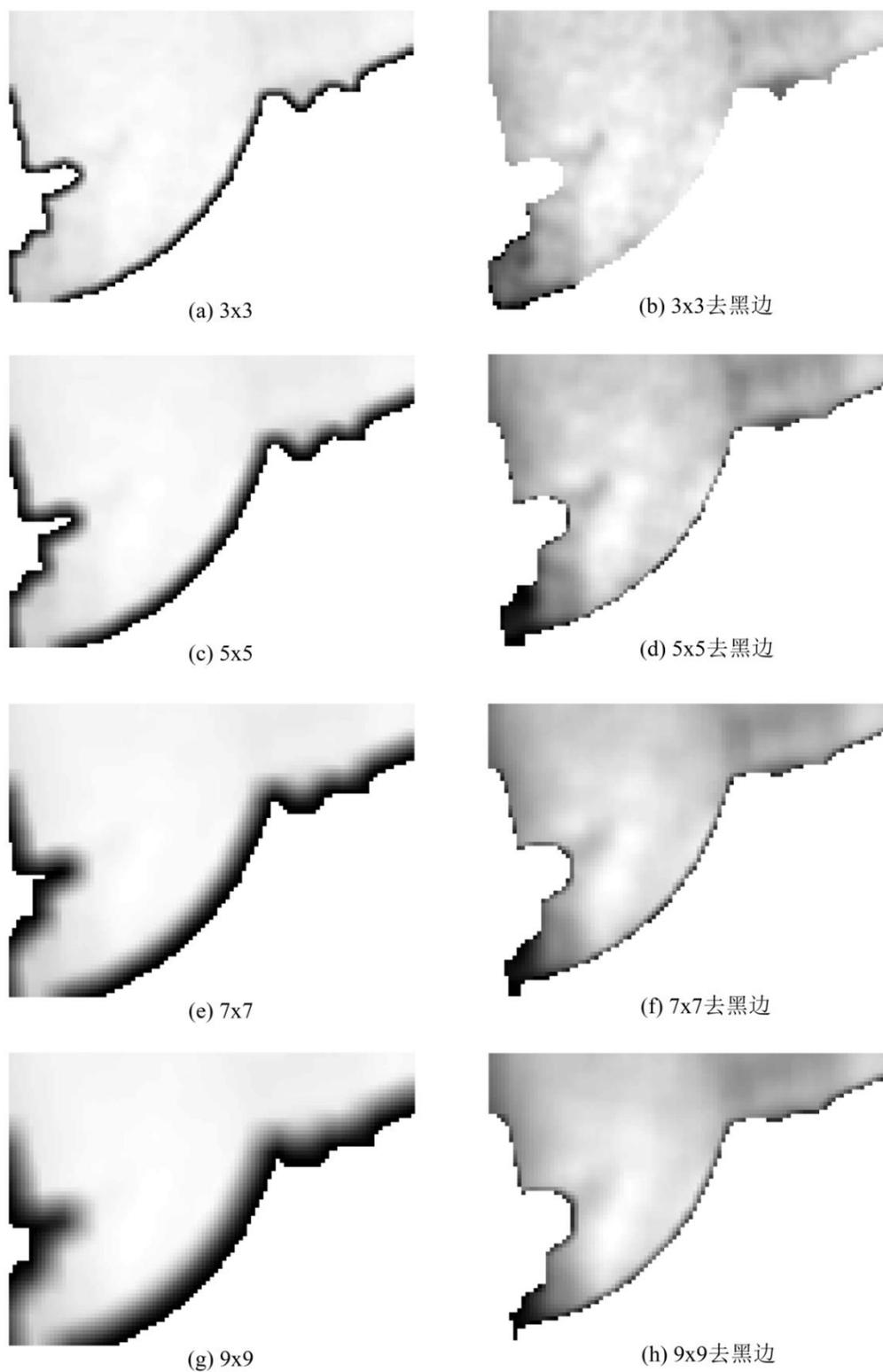


图 4.3 不同窗口均值滤波效果和去黑边效果的灰度影像

Figure 4.3 Gray scale images with different window mean filtering effects and black edge removal effects

4.1.2 水色异常水体判别函数构建

4.1.2.1 设置初次提取判定阈值

根据 3×3 窗口均值滤波去黑边后的灰度影像图 4.3 (b), 选取灰度影像上 2,000 到 5,000 个正常水体像元作为训练样本, 如表 4.1 所示, 基于单景影像特征初次提取水色异常时对图 4.3 (b) 选取了 3127 个像元作为初次提取的训练样本集。然后, 统计该训练样本集的统计特征, 其中均值为 0.3543、标准差为 0.0136 (如表 4.1 所示), 计算得出该训练样本集的方差为 0.0002 后, 将均值和方差代入公式 3.2、3.4, 构建基于单景影像特征初次提取过程中的判别函数分别为:

基于单景影像特征初次构建的正常水体判别函数:

$$T_1 = 0.3543 \pm n \times 0.0002$$

基于单景影像特征初次构建的异常水体判别函数:

$$T'_1 \neq 0.3543 \pm n \times 0.0002$$

结合单景影像初次提取过程中选取训练样本的直方图特征 (如图 4.4 所示) 确定 n 值为 65, 设置基于单景影像特征初次提取的判定阈值分别为:

基于单景影像特征初次设置的水色正常判定阈值 $\in (0.3413, 0.3673)$

基于单景影像特征初次设置的水色异常判定阈值 $\notin (0.3413, 0.3673)$

表 4.1 基于单景影像水色异常提取过程中的训练样本集统计特征

Table 4.1 Statistical characteristics of training sample set in the process of extracting water color anomaly from single scene images

	Pixel Count	Min	Max	\bar{B} (Mean)	StdDev	S (km ²)
初次提取	3127	0.3262	0.3717	0.3543	0.0136	0.0118
再次提取	261	0.3381	0.3717	0.3688	0.0124	0.0101

4.1.2.2 获取初次提取的水色异常空间分布

根据 4.1.2.1 获取的水色异常判定阈值对均值滤波后的图 4.3 (b) 中的所有灰度像元进行比较, 若像元灰度值 $\in (0.3413, 0.3673)$, 则标记该像元为正常水体像元, 用符号 “0” 表示; 若像元灰度值 $\notin (0.3413, 0.3673)$, 则标记该像元为异常水体像元, 用符号 “1” 表示。依次对均值滤波后的灰度影像所有像元进行逐一遍历, 获取初次提取出的水色正常和水色异常分布的二值影像 (如图 4.5 (a) 所示)。将二值影像转换为矢量文件, 对均值滤波后的图 4.3 (b) 进行掩膜提取,

获得基于单景影像特征初次提取出的水色异常灰度影像（如图 4.5（b）所示）。将二值影像转换的矢量文件覆盖到研究区域的遥感影像上，获取基于单景影像特征初次提取的水色异常空间分布遥感影像（如图 4.6 所示）。

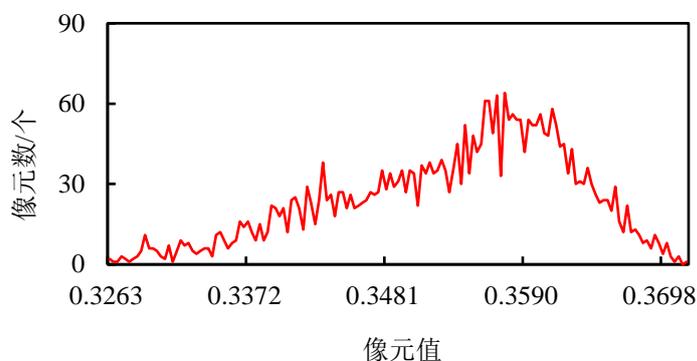


图 4.4 基于单景影像初次提取过程中的训练样本直方图特征图

Figure 4.4 Histogram feature map of training samples during the initial extraction process based on single scene images

根据 4.1.2.1 设定的基于单景影像特征初次提取的水色异常判定阈值对均值滤波后的NDWI灰度影像进行逐个像元筛选。基于单景影像特征的提取过程中，若待提取影像像元灰度值 $\notin(0.3413, 0.3673)$ ，则标记该像元为异常水体像元，用符号“ Y_1 ”表示，计算标记为“ Y_1 ”的基于单景影像特征初次提取的水色异常像元数量约为 739 个。同时基于GF2-PMS遥感数据的空间分辨率 4m，代入公式 3.5 中，得到基于单景影像特征初次提取的水色异常面积 S 约为 0.0118 km^2 （如表 4.1 所示）。

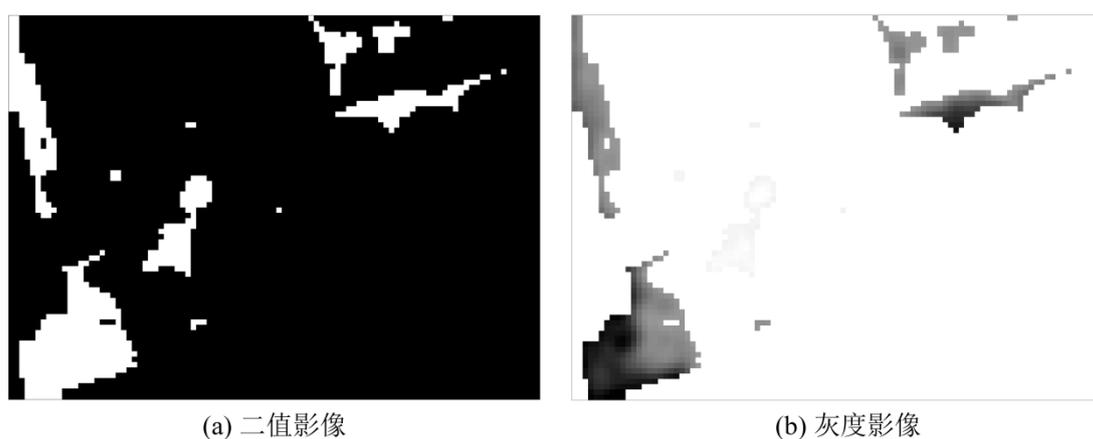


图 4.5 基于单景影像特征初次提取的水色异常

Figure 4.5 Water color anomaly based on first extraction of single scene image features



图 4.6 基于单景影像特征初次提取的水色异常空间分布

Figure 4.6 Spatial distribution of water color anomalies based on first extraction of features from single scene images

从图 4.5 (a) 中可以看出, 初次提取的水色异常中包含了浅白色区域和灰色区域。从图 4.5 (b) 中可以看出, 浅白色区域为原则上属于正常水体, 被识别为水色异常区域的原因是该区域 NDWI 灰度值较高, 与附近的正常水体表现出不一致。为了剔除这方面的影响, 应该再次构建水色异常函数进行二次提取。

4.1.3 水色异常水体二次提取

4.1.3.1 设置二次提取判定阈值

根据初次提取后的图 4.5 (b), 选取灰度影像上 200 到 500 个正常水体像元作为训练样本, 如表 4.1 所示, 基于单景影像特征再次提取水色异常时选取了 261 个像元作为初次提取的训练样本集。统计该训练样本集的统计特征, 如表 4.1 所示, 其中均值为 0.3688、标准差为 0.0124。根据标准差计算得出该训练样本集的方差为 0.0002 后, 将均值和方差两个数值代入公式 3.2、3.4, 得到基于单景影像特征再次提取过程中的判别函数为:

基于单景影像特征再次构建的正常水体判别函数:

$$T_1 = 0.3688 \pm n \times 0.0002$$

基于单景影像特征再次构建的正常水体判别函数:

$$T'_1 \neq 0.3688 \pm n \times 0.0002$$

结合基于单景影像特征再次提取时选取训练样本的直方图特征 (如图 4.7 所示) 确定 n 值为 25, 代入 T_1 和 T'_1 , 得到:

基于单景影像特征再次设置的水色正常判定阈值 $\in (0.3638, 0.3738)$

基于单景影像特征再次设置的水色异常判定阈值 $\notin (0.3638, 0.3738)$

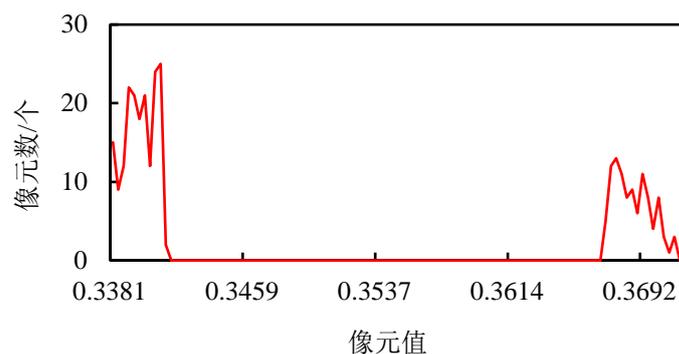


图 4.7 基于单景影像再次提取过程中的训练样本直方图特征图

Figure 4.7 Histogram feature map of training samples during re extraction based on single scene images

4.1.3.2 获取再次提取的水色异常空间分布

基于单景影像特征再次设置的水色正常判定阈值对图 4.5 (b) 中的所有灰度像元进行比较, 与 4.1.2.2 的操作步骤类似。若待提取影像像元灰度值 $\in(0.3638, 0.3738)$, 则标记该像元为正常水体像元, 用符号“0”表示; 若待提取影像像元灰度值 $\notin(0.3638, 0.3738)$, 则标记该像元为异常水体像元, 用符号“1”表示。依次对均值滤波后的灰度影像所有像元进行逐一遍历, 获取水色正常区域和水色异常区域分布的二值影像 (如图 4.8 (a) 所示)。将二值影像转换为矢量文件覆盖到研究区域的遥感影像上, 获取基于单景影像特征初次提取的水色异常空间分布遥感影像 (如图 4.8 (b) 所示)。

根据 4.1.3.1 设定的基于单景影像特征初次提取的水色异常判定阈值对均值滤波后的 NDWI 灰度影像进行逐个像元筛选。基于单景影像特征的提取过程中, 若待提取影像像元灰度值 $\notin(0.3638, 0.3738)$, 则标记该像元为异常水体像元, 用符号“ Y_1' ”表示, 计算标记为“ Y_1' ”的基于单景影像特征再次提取的水色异常像元数约为 631 个, 与 GF2-PMS 遥感影像分辨率一起代入公式 3.7 中, 计算得出基于单景影像特征再次提取的水色异常区域面积 S 约为 0.0101 km^2 (如表 4.1 所示)。

将再次提取得到的二值影像转换为矢量文件, 与初始的遥感影像叠加得到遥感影像提取结果示意图 (如图 4.9 所示)。研究区域内的待提取异常水体区域关键区域与小部分悬浮泥沙沉积区域同时被识别为水色异常区域。

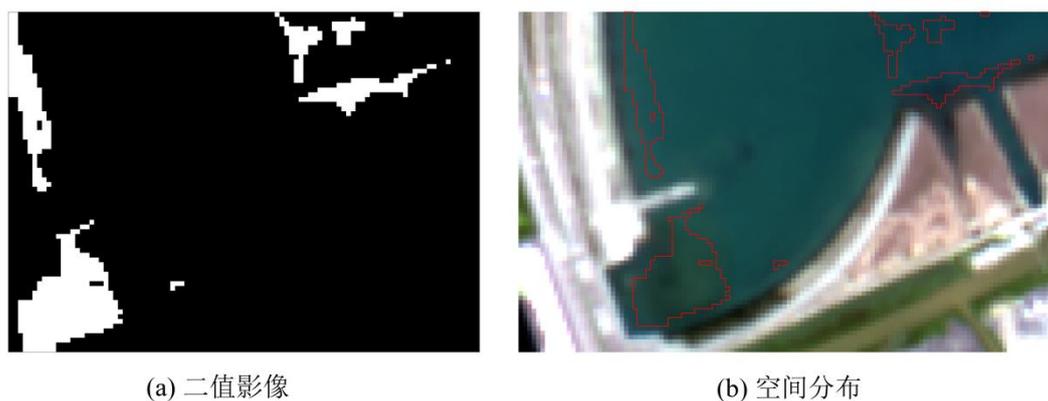


图 4.8 基于单景影像特征再次提取的水色异常

Figure 4.8 Water color anomaly extraction based on feature extraction from single scene images

从图 4.6 和图 4.8 的对比中可以看出，基于单景影像特征可以提取出水色异常的大致区域，通过再次构建判断函数，可以剔除 NDWI 灰度值较高的正常水体区域，提高提取精度。

4.2 基于多景影像的水色异常遥感检测

基于GF2-PMS影像巡查发现，2022 年 6 月 9 日宁波市北仑区梅东大闸区域存在水色异常，选取该景影像作为待提取影像，选取表 2.2 中的 2022 年 6 月 9 日，2020 年 4 月 17 日、5 月 11 日，2019 年 4 月 8 日、7 月 26 日、10 月 22 日，2018 年 1 月 15 日、2 月 13 日、7 月 16 日、7 月 31 日 10 景GF2-PMS遥感影像特征对闸外水域进行基于多景影像特征的水色异常识别和提取。

近岸水体易受到水动力、气候等因素的影响，造成不同时期遥感影像的光谱特征产生差异。因此，本文选取了横跨四年、不同月份的 10 景影像作为多景数据源，避免由于近岸水体发生变化导致的“伪异常”。

4.2.1 多景影像水体指数分布特征

将选取的 2018-2022 年的 10 景遥感影像，经几何校正、辐射校正、大气校正、影像裁剪等预处理操作，获得的 10 景预处理后的研究区域遥感影像如图 4.9 所示。

对图 4.9 中的 10 景影像进行 NDWI 计算，对获得的研究区域 NDWI 灰度影像进行水体光谱特征分析。首先对每景影像进行水陆分离，并进行边缘修正，获取经过修正后的水域部分遥感影像，结果如图 4.10 所示。2022 年 6 月 9 日的灰

度影像上，左下角的深色区域即为待提取的水色异常区域，浅色区域为水色正常区域。

然后按照 4.1.1 的经验，根据灰度影像的行列数，分别对图 4.10 的 10 景 NDWI 灰度影像以 3×3 的窗口大小进行均值滤波，与 4.1.1 中均值滤波处理后的结果相似，灰度影像边界也呈黑色。因此，为了避免黑色边界对后续构建水色异常水体判别函数产生影响，分别对 10 景均值滤波后的灰度影像进行边界的再次修正，如图 4.11 所示。

4.2.2 多景影像水色异常水体判别函数构建

在图 4.11 的均值滤波后的灰度影像中分别选取 2,000 到 4,000 个正常水体像元作为训练样本，10 景影像上分别选取的正常水体像元数量结果如表 4.2 的 Pixel Count 所示，获得基于多景影像特征的水色异常提取的 10 个训练样本集。

根据上述的 10 个训练样本集均值和标准差，如表 4.2 的 Mean 和 StdDev 所示。然后，计算出每个样本集统计特征的方差，再计算出这 10 个样本集统计特征的所有均值和方差的平均值，获得基于多景影像特征的水色异常提取过程中的均值 0.3607、方差 0.0008。将这两个数值代入式 3.3、3.5 中，得到基于 10 景影像特征构建的正常水体和异常水体的判别函数 T_2 、 T'_2 ，表达式分别为：

基于多景影像特征构建的正常水体判别函数：

$$T_2 = 0.3607 \pm n \times 0.0008$$

基于多景影像特征构建的异常水体判别函数：

$$T'_2 \neq 0.3607 \pm n \times 0.0008$$

结合图 4.13 中根据 2022 年 6 月 9 日灰度影像选择的训练样本集的直方图特征确定 n 值为 26（如图 4.12 所示），代入判别函数 T_2 、 T'_2 ，得到基于多景影像特征的判定阈值：

基于多景影像特征设置的水色正常判定阈值 $\in (0.3399, 0.3815)$

基于多景影像特征设置的水色异常判定阈值 $\notin (0.3399, 0.3815)$

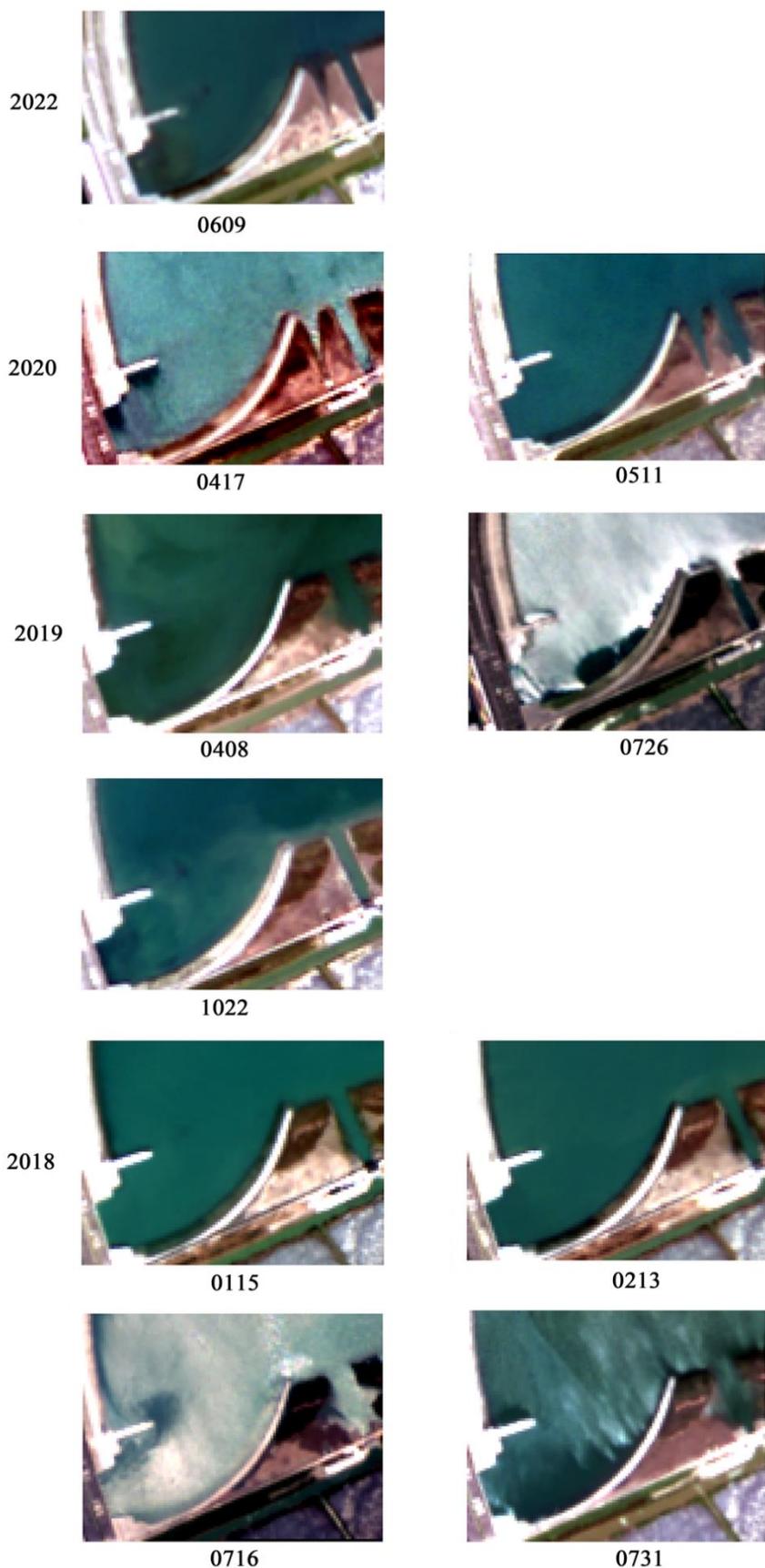


图 4.9 2018-2022 年的遥感影像示意图

Figure 4.9 Schematic diagram of remote sensing images from 2018 to 2022

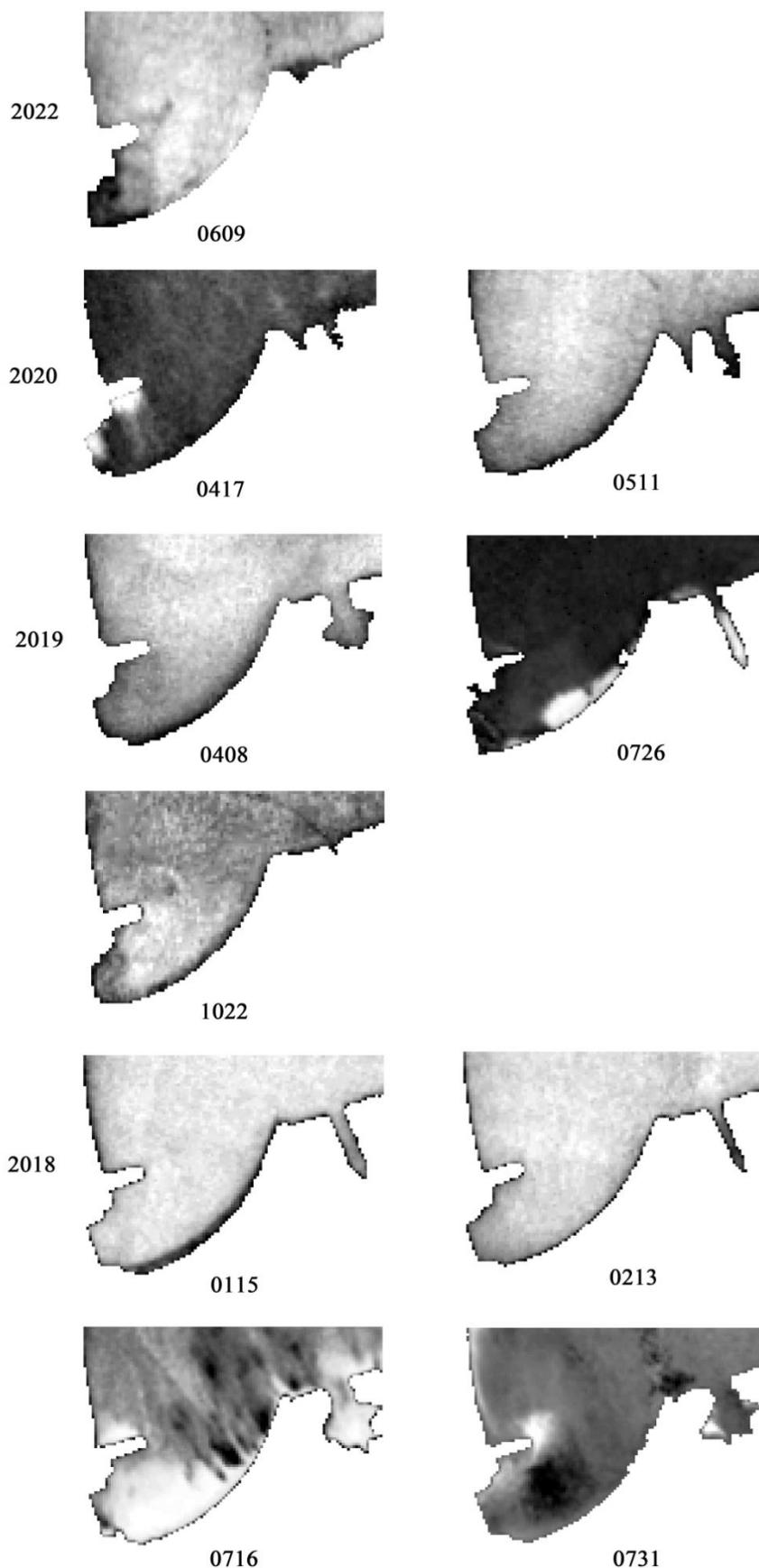


图 4.10 2018-2022 年的NDWI灰度影像图

Figure 4.10 NDWI grayscale images from 2018 to 2022

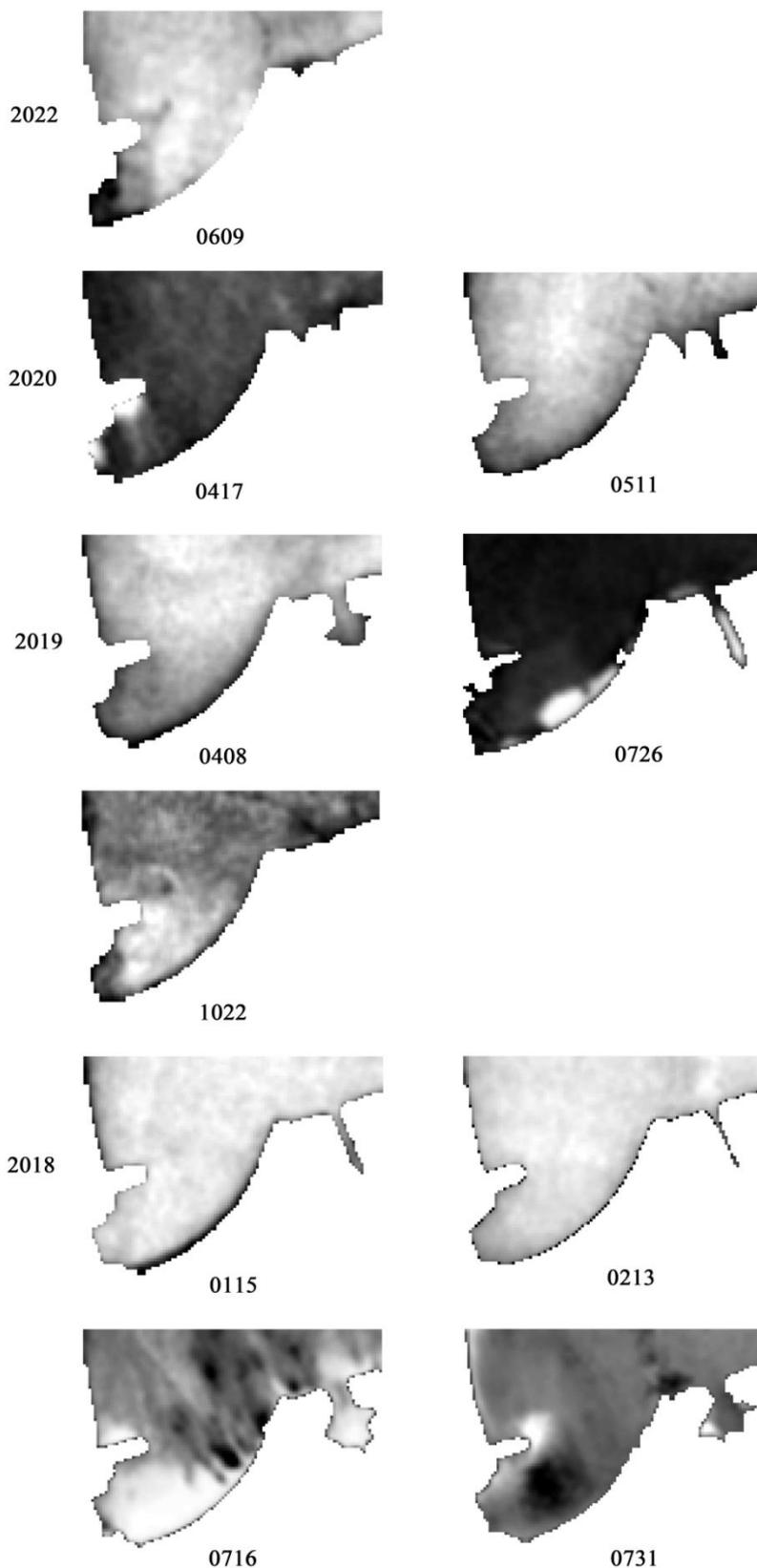


图 4.11 2018-2022 年的NDWI灰度影像均值滤波后去黑边效果图

Figure 4.11 Effect image of removing black edges after average filtering of NDWI grayscale images from 2018 to 2022

表 4.2 基于多景影像提取过程中的训练样本集统计特征

Table 4.2 Statistical features of training sample sets based on multi scene image extraction process

日期	Pixel Count	Min	Max	\bar{B} (Mean)	StdDev
2022.06.09	3092	0.3318	0.3715	0.3550	0.0078
2020.04.17	2967	0.1000	0.2056	0.1286	0.0110
2020.05.11	2884	0.1213	0.1889	0.1697	0.0114
2019.04.08	2731	0.3360	0.4076	0.3878	0.0132
2019.07.26	3258	0.0379	0.3392	0.0249	0.0606
2019.10.22	2987	0.5284	0.5747	0.5537	0.0074
2018.01.15	2768	0.4205	0.5138	0.4997	0.0146
2018.02.13	2973	0.4004	0.9494	0.7598	0.0168
2018.07.16	3486	0.3991	0.9494	0.7598	0.1016
2018.07.31	3354	0.0706	0.4492	0.2288	0.0457

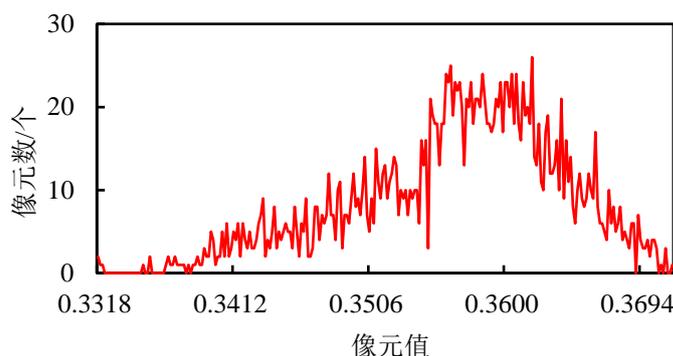


图 4.12 基于多景影像提取水色异常过程中的训练样本直方图特征图

Figure 4.12 Extracting the histogram feature map of training samples during the process of water color anomaly based on multi scene images

4.2.3 多景影像水色异常水体识别结果

基于多景影像特征设置的水色异常判定阈值对均值滤波后的图 4.11 中 2022 年 6 月 9 日均值滤波后去黑边的灰度影像中的所有灰度像元进行比较,若待提取影像像元灰度值 $\in(0.3399, 0.3815)$,则标记该像元为正常水体像元,用符号“0”表示;若待提取影像像元灰度值 $\notin(0.3399, 0.3815)$,则标记该像元为异常水体像元,用符号“1”表示。依次对均值滤波后的灰度影像所有像元进行逐一遍历,

获取基于多景影像特征提取出的水色异常区域和水色正常区域的二值影像(如图 4.13 (a) 所示)。将二值影像转换为矢量文件,与初始的遥感影像叠加得到遥感影像提取结果示意图(如图 4.13 (b) 所示)。

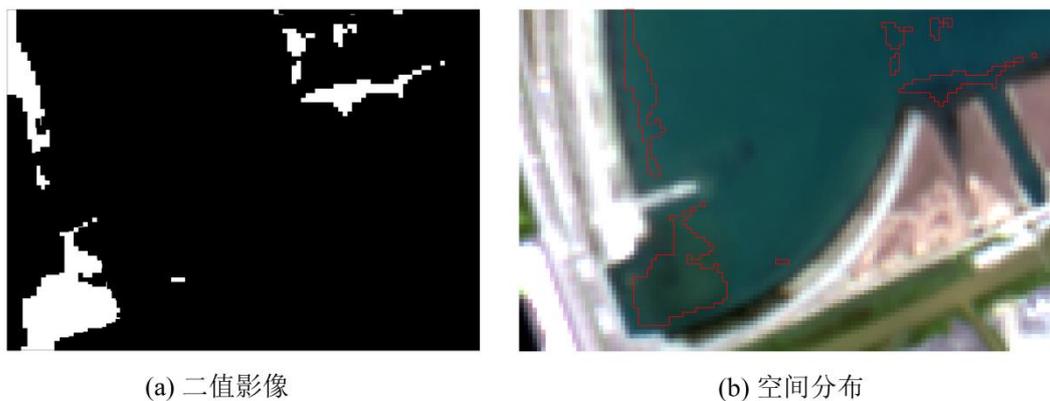


图 4.13 基于多景影像特征提取的水色异常

Figure 4.13 Water color anomaly extraction based on Multi scene Image Feature Extraction

基于多景影像特征设置的水色异常判定阈值依次对包含水色异常区域的遥感影像所有像元进行遍历,若待提取影像像元灰度值 $\notin(0.3399, 0.3815)$,则标记该像元为异常水体像元,用符号“ Y_2 ”表示,计算标记为“ Y_2 ”的基于多景影像特征提取的水色异常像元数为 550 和 GF2-PMS 遥感影像分辨率代入公式 3.5 中,计算得出水色异常区域面积 S 约为 0.0088 km^2 。

第5章 水色异常遥感检测讨论分析

5.1 基于单景、多景影像特征的水色异常提取结果分析

5.1.1 基于单景影像特征的水色异常提取

本文利用2022年6月9日GF2-PMS影像作为宁波市北仑区梅东大闸外闸水域水色异常提取过程中的待提取影像,并以该景影像为单景数据源,以2018-2022年的10景GF2-PMS影像作为多时相数据源,基于单景、多景影像特征提取结果的精度如表5.1所示,水色异常提取的二值影像如图5.1中(a)、(b)、(c)所示。

在基于单景影像特征进行水色异常提取的过程中,初次提取出的水色异常像元数量为739个、水色异常像元占比为9.2%。如图5.1中(a)所示,初次提取出了较为完整的水色异常区域,同时也保留了部分NDWI灰度值较高的水域和悬浮泥沙水域。这部分NDWI灰度值较高的水域位于离闸口较远的闸外水体,北侧沿岸附近有延伸入海的长条形堤坝,阻碍了水流的扩散,导致该区域水流速度快于其他区域的正常水体,悬浮泥沙不易沉积,水体反射率低于附近的水体。因此,该区域也应该属于正常水体,需要再次设置判别函数,剔除这部分区域对水色异常提取结果的影响。在基于单景影像特征进行水色异常提取的过程中,再次提取出的水色异常像元数量为631个、水色异常像元占比为7.8%。基于单景影像的特征提取水色异常的最终结果如图5.1中(b)所示,二次提取的结果中提取出了较为完整的水色异常区域,包括未知污染物导致的水色异常和自然因素变化导致的水色异常。

另外,近岸水域受到气候因素、水动力等因素的变化,易使悬浮泥沙翻涌和沉积,形成因自然变化导致的水色异常,进而影响水色异常的提取结果。因此,提取出的离两岸比较近的水色异常应该是悬浮泥沙浓度变化和沉积造成的。

5.1.2 基于多景影像特征的水色异常提取

在基于2018-2022年的多时相遥感影像特征对水色异常区域进行提取的过程中,水色异常像元数量为552个、水色异常像元占比为6.9%。该过程经过一次判别函数的构建和判定阈值的设置,就能提取出与基于单景影像特征再次设置判

别函数提取出的水色异常区域相似的区域。

如图 5.1 中 (c) 所示, 该过程提取出了未知污染物导致的水色异常和自然因素变化导致的水色异常, 同时避开了 NDWI 灰度值较高的水域。如表 5.1 所示, 基于多景影像特征提取出的水色异常数量少于基于单景影像特征的提取结果, 提取出的水色异常像元占整体像元比例更小。因此, 可以得出结论, 基于长时序的多景影像特征设置的水色异常判定阈值比基于单景影像特征设置的水色异常判定阈值更准确, 提取速度更快、步骤更简单。

表 5.1 基于单景、多景影像特征提取结果精度对比

Table 5.1 Comparison of accuracy of feature extraction results based on single shot and multi shot images

	基于单景影像的 初次提取	基于单景影像的 再次提取	基于多景影像特征 的提取
水色异常像元数量/个	739	631	552
水色异常像元占比	9.2%	7.8%	6.9%



图 5.1 基于单景、多景影像特征提取的水色异常

Figure 5.1 Water color anomaly based on feature extraction from single scene and multi-scene images

注: 红色圆圈内为目标提取的水色异常范围。

5.2 其他水色异常提取方法结果分析

5.2.1 单波段阈值法

对研究区域水域遥感影像中 B_1 、 B_2 、 B_3 、 B_4 的 4 个波段 (分别为蓝波段、绿波段、红波段、近红外波段) 进行对比分析, 如图 5.2 所示, 在蓝波段正常水体

与异常水体的灰度值差距最大，能使水色异常信息较好地分离出来。因此，本文采用的单波段阈值法主要基于蓝波段影像的灰度特征确定阈值进行水色异常的提取，公式表达为：

$$B_1 < T \quad (5.1)$$

式中， B_1 为蓝波段的灰度值； T 为灰度阈值。当 T 为956时，水色异常提取最佳，如图5.3(a)所示。将单波段阈值法获得的二值影像转换为矢量文件，与初始的遥感影像叠加得到遥感影像提取结果示意图，如图5.3(b)所示。

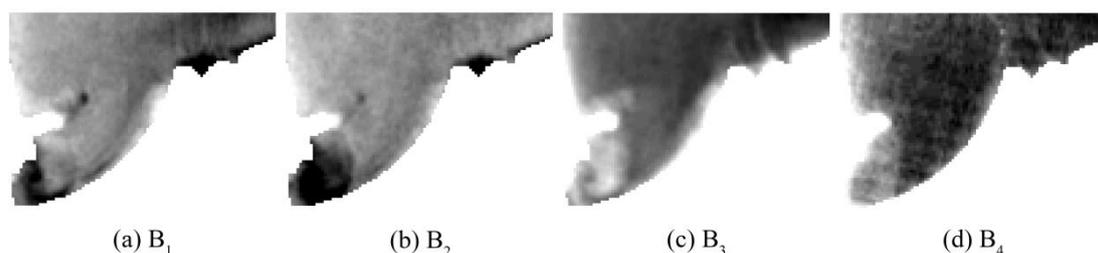


图 5.2 GF2-PMS 影像的 4 个波段对比图

Figure 5.2 Comparison of four wavebands of GF2-PMS images

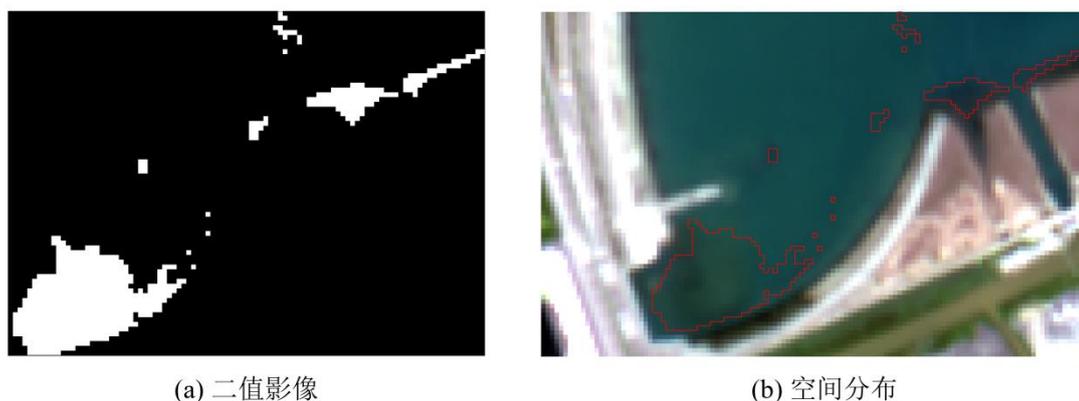


图 5.3 基于单波段阈值法提取的水色异常

Figure 5.3 Water color anomaly extraction based on single band threshold method

5.2.2 归一化指数法

用于水体提取的指数有许多，例如用归一化植被指数法（NDVI）、归一化水体差异指数（NDWI）、阴影水体指数法（SWI，Shadow Water Index）等。其中NDVI和SWI的计算公式如下：

$$NDVI = (R - NIR)/(R + NIR) \quad (5.2)$$

$$SWI = B + G - NIR \quad (5.3)$$

式中， B 为蓝波波段的遥感反射率， G 为绿波波段的遥感反射率， R 为红波

波段的遥感反射率， NIR 为近红外波段的遥感反射率。

根据三个指数对水域部分遥感影像进行计算，得到分别基于NDVI、NDWI、SWI的灰度影像图，如图 5.4 所示。NDWI和SWI的灰度值对比都较为明显，其中NDWI灰度影像对异常水体更为凸显。因此，后续选择NDWI灰度影像来设置阈值提取水色异常。

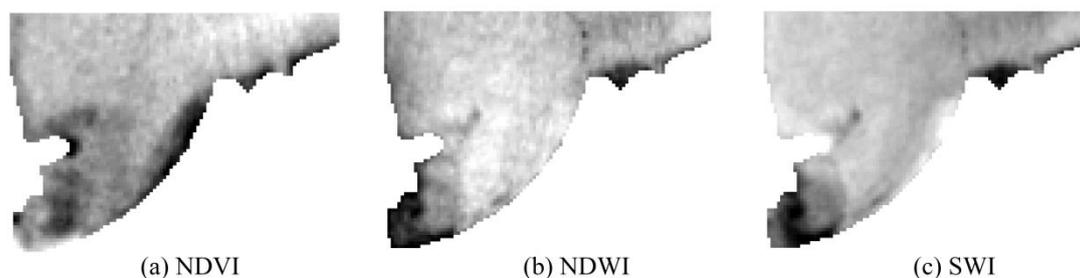


图 5.4 不同归一化指数法的灰度影像

Figure 5.4 Gray scale images using different normalization index methods

根据 NDWI 灰度影像上正常水体和异常水体的灰度值分布规律，设置阈值为 0.34，即像元灰度值小于 0.34 的为异常水体，反之则为正常水体，提取出的二值影像如 5.5 (a) 所示。将基于 NDWI 设置阈值提取的二值影像转换为矢量文件，与初始的遥感影像叠加得到遥感影像提取结果示意图，如图 5.5 (b) 所示。

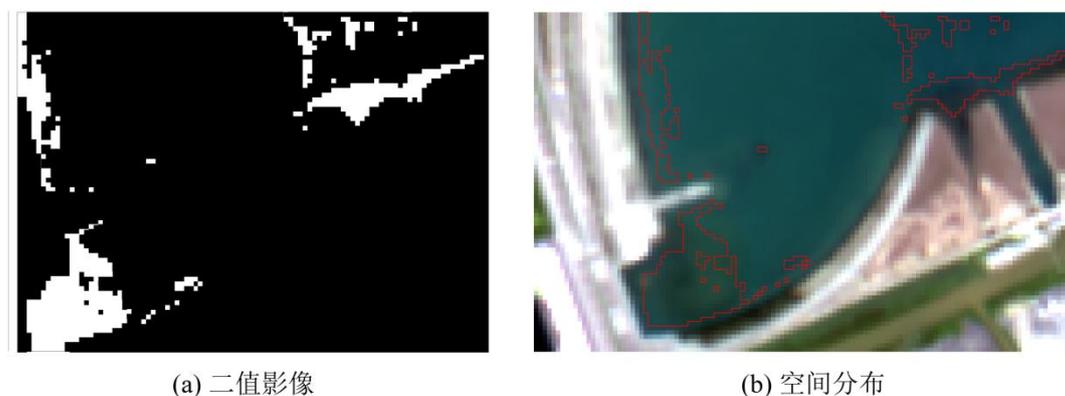


图 5.5 基于 NDWI 设置阈值提取的水色异常

Figure 5.5 Water color anomaly extraction based on NDWI threshold setting

5.2.3 波段差值法

基于图 5.4 中 4 个波段的灰度分布，在蓝波段正常水体与异常水体的灰度值差距最大，在近红外波段水体边界最清晰。因此，对GF2-PMS遥感数据的 4 个波段经过多次计算和对比后，发现近红外波段和蓝波段的差值灰度影像提取水色异

常结果较好，公式为：

$$B_4 - B_1 > N \quad (5.4)$$

其中， B_4 为近红外波段的灰度值， B_1 为蓝波段的灰度值， N 为根据影像灰度值设置的阈值。当 N 为400时，提取水色异常结果最佳，如图5.6(a)所示。将波段差值法获得的二值影像转换为矢量文件，与初始的遥感影像叠加得到遥感影像提取结果示意图，如图5.6(b)所示。

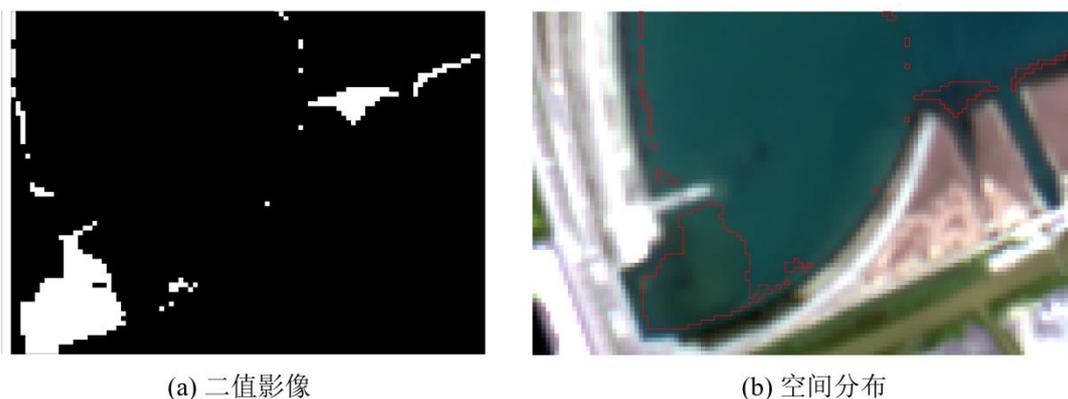


图 5.6 基于波段差值法提取的水色异常

Figure 5.6 Water color anomaly extraction based on band difference method

5.3 现场核查验证

根据2022年6月9日对宁波市梅山湾遥感巡查发现水色异常后，开展地面核查，检验梅东大闸闸外水域是否存在水色异常。

现场采集梅东大闸闸外水域的水样后，测量水体的透明度、COD_{Cr}浓度、高锰酸盐浓度、氨氮浓度、总磷浓度、水体色度、PH值等，检验结果如表5.2所示。根据第2章的图2.3所示，梅东大闸为梅山湾内水体与近岸水体交换的关键地点，由于该水体交换方式大致为单向的，即梅山湾内水体向近岸水体融合交换。宁波市近岸海域的水体水质均较差，悬浮泥沙浓度高。闸外水体受到海水的影响较大，因此按照海水水质标准对表5.2的采样结果进行界定，其中COD_{Cr}和总磷等的浓度均超标，水质类别判定为劣IV等。

基于图4.1的遥感影像所示，待提取的水色异常区域呈褐色，为扩散状，具有明显的边界。基于图5.7现场拍摄的照片显示，梅东大闸外闸水域确实存在水色异常，与遥感巡查结果相似；研究区域的沿岸存在悬浮泥沙沉积现象。

综上所述，经现场核查证实，遥感巡查发现的水色异常点位确实存在水色异常现象。该水色异常主要由两种情况引起：第一种，闸为梅山湾内水体入海口，间歇性排水导致水体交换；第二种，近海区域为滩涂，海浪冲刷成为泥沙水，形成悬浮泥沙，水体在区域性范围内呈现泥黄色。如图 5.7、5.8、5.9 所示，近岸区域的悬浮泥沙受到气候因素、水动力因素等的变化，易使水体浑浊，形成因自然变化导致的水色异常，进而影响水色异常的提取结果。

本文采用基于影像自身特征来设置判定阈值的方法对宁波市北仑区梅山湾梅东大闸闸外水域进行了水色异常识别和提取，考虑到水色异常区的颜色、分布形态以及闸内的梅山湾存在人类活动频繁的区域和工业园区，同时结合潮位、水流等情况，经现场验证后确认研究区域内确有水色异常，疑似为废排水导致的。



图 5.7 现场拍摄照片

Figure 5.7 Photos taken on site



图 5.8 现场勘查宁波市部分海域悬浮泥沙沉积情况和废排水入海情况

Figure 5.8 Field survey of suspended sediment deposition and wastewater discharge into the sea in some sea areas of Ningbo City



图 5.9 现场采取水样、测光谱

Figure 5.9 Photos of Take water samples and photometry spectrum on site

表 5.2 现场采样数据

Table 5.2 Data of water samples taken on site

地点	经度	纬度	获取影像时间	现场核实时间
	122°0' 17.99"	29°49' 5.53"	2022.06.09	2022.07.27
	透明度	COD _{Cr} (mg/L)	高锰酸盐 (mg/L)	氨氮 (mg/L)
北仑区	41	14.2	3.2	0.19
梅东大闸	总磷 (mg/L)	水体色度 (Pt-Co)	pH	水质类别
	0.06	8	8.03	劣IV
	周边环境		结论	
	梅东大闸, 工业企业和度假风景区		核查现场确有水色异常现象	

5.4 讨论

水体中的污染物质会使得水体颜色、气味和透明度等发生变化,与正常水体表现不一致,导致水体水色异常。当污染物质进入水体并超过了水体的自净能力后,会导致水体水质下降,促使水生生物的生活环境开始恶化。当水生生物数量开始减少或水生物种开始消失时,水环境中的食物链便会遭到破坏,进而影响水环境生态系统以及整个地球生态系统的平衡。另外,污染水体也会直接影响饮用水、工业用水和灌溉用水等的供应。

根据图 5.7 现场拍摄的照片所示,梅东大闸闸外水域确实存在水色异常;根据表 5.2 现场采样数据所示,梅东大闸闸外水域确实存在水体污染。而该区域的水体污染主要由人类活动产生的污染物而造成的,可能包含工业污染和生活污染。导致近岸海域水色异常的污染物质的类型十分复杂,本文采用的基于影像自身光谱特征设置水色异常阈值的方法是科学、可行的。

5.4.1 基于单景、多景影像特征的水色异常提取

本文采用的研究方法是一种通用的水色异常遥感识别和提取方法,可以完全依靠影像自身的光谱特征来提取未知污染类型导致的水色异常,获取水色异常的空间分布信息,解决没有典型光谱特征的未知污染物或者含有多种典型光谱特征

的混合污染物导致的水色异常遥感识别难的问题。

基于单景、多景影像特征的水色异常提取结果对比分析可得,基于多时相影像特征设置的水色异常判定阈值比基于单景影像特征设置的水色异常判定阈值更科学、准确;相比于为了提取出较为精确的水色异常范围而再次设置判别函数的基于单景影像特征的水色异常提取过程,基于多时相影像特征提取出的水色异常空间分布信息只需提取一次便能达到基于单景影像特征再次提取的相似结果,提取速度更快。

本文基于单景、多景影像特征设置的水色异常判定阈值,是依据 GF2-PMS 这一特定遥感影像,针对宁波市北仑区梅东大闸外闸水域这一特定研究区域设置的。基于本文的研究结果可得,基于多景影像特征设置的判定阈值是依据多时相影像的统计特征建立的,识别的水色异常像元具有更高的可信度,准确性更高,可避免由于近岸水体发生变化导致的“伪异常”。因此,后续该判定阈值可以基于高分二号卫星的 PMS 传感器影像在梅东大闸外闸水域继续使用,对已发生水环境污染的区域进行及时监测提供技术支撑。

本文采用完全依靠影像自身的光谱特征来提取未知污染类型导致的水色异常,通过监督分类的方法将水域影像分类为正常和异常,根据单景影像的样本量和多景影像的样本量来设置水色正常和水色异常判定阈值。本文的提取结果证明,本文所采用的方法可通过建立一种通用的水色异常识别和提取流程,快速准确发现水体污染,为水环境污染治理提供技术支撑。在未来的工作中,可通过这种通用的水色识别和提取流程基于某卫星传感器建立其他水域的水色异常阈值,对其他水域的水环境污染进行及时监测。

5.4.2 基于其他方法的水色异常提取

基于单波段阈值法、NDWI、波段差值法的提取结果对比示意图如图 5.10 所示,提取精度如表 5.3 所示。

基于各波段灰度值差距,单波段阈值法可以选取正常水体和异常水体差距较大的波段,通过设置适当的阈值来提取出水色异常区域,例如段纪维等^[96]基于单波段阈值法对贵州省铜仁市碧江区的雨后洪涝区进行提取。如表 5.3 所示,基于单波段阈值法提取的水色异常像元数量为 625 个,水色异常像元占比为 7.7%。如图 5.1、5.3 所示,与基于影像特征提取出的水色异常相比,该方法提取的水色

异常范围受悬浮泥沙的影响变小，特别是西部沿岸的悬浮泥沙水体，但对闸口处的水色异常提取精度变小，提取出的该处水色异常范围变大。

表 5.3 基于三种提取方法的提取精度对比

Table 5.3 Comparison of extraction accuracy based on three extraction methods

	基于单波段阈值 法的提取	基于 NDWI 的 提取	基于波段差值法 的提取
水色异常像元数量/个	625	725	613
水色异常像元占比	7.7%	9.0%	7.6%

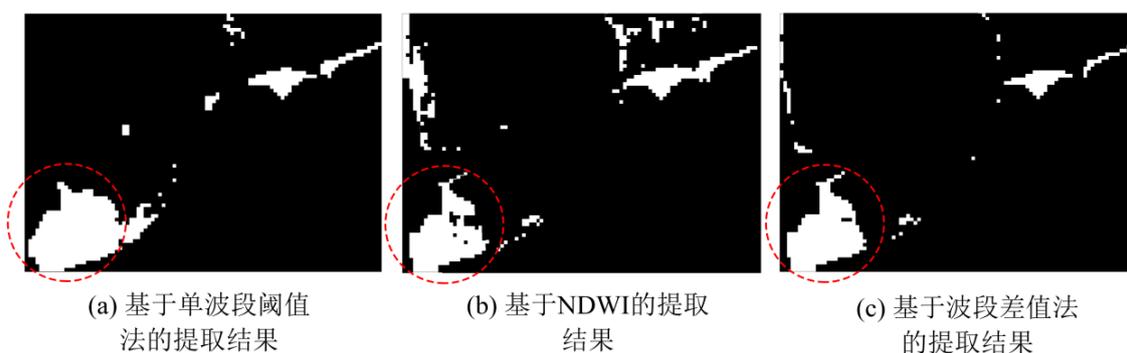


图 5.10 基于三种提取方法提取的水色异常

Figure 5.10 Extracting water color anomalies based on three extraction methods

注：红色圆圈内为目标提取的水色异常范围。

归一化指数法可以基于不同的指数，如 NDVI、NDWI、SWI 等，对水色异常进行提取，例如刘双童等^[97]基于 3 种水体提取指数法对临夏回族自治州境内的研究区域进行水体提取。如表 5.3 所示，基于 NDWI 提取的水色异常像元数量为 725 个，水色异常像元占比为 9.0%。如图 5.5、5.10 所示，与单波段阈值法相比，该方法提高了对闸口处水色异常提取的精度，但受到西岸和东岸附近的悬浮泥沙影像较大，提取出了大范围的悬浮泥沙水域，整体提取精度最低。例如，李飞等^[81]的研究证明归一化水体指数法的提取方法相较于单波段阈值法和决策树法，对于复杂水体信息的提取精度最低。

波段差值法可通过选取合适的波段进行组合，例如胡国庆等^[98]基于波段差值法对芜湖鸠江区的城市黑臭水体进行提取。本文选取了正常水体与异常水体的灰度值差距最大的蓝波段和水体边界最清晰的近红外波段，来保证提取结果的最优化。如表 5.3 所示，基于波段差值法提取的水色异常像元数量为 613 个，水色异

常像元占比为 7.6%。如图 5.6、5.10 所示，与单波段阈值法和归一化指数法相比，该方法提取了较为精确的水色异常范围，且受到沿岸附近的悬浮泥沙影响小。

如图 5.1、5.10 所示，与基于影像特征的水色异常提取结果相比，单波段阈值法、NDWI 水体指数法、波段差值法等提取过程中，均未对灰度影像进行均值滤波处理，导致提取出的水色异常区域含有较多细小斑块。因此，可以得出结论，采用均值滤波处理后再设置阈值提取水色异常方法不仅快捷、有效，还能有效防止提取结果细碎化。

另外，在国际照明委员会（CIE）色度测量系统^[99]中，理论上可以通过使用 RGB 转换方法将红、绿、蓝三个波段的高光谱 $R_s(\lambda)$ 和颜色匹配函数来计算颜色参数，获得 CIE 色度图中的坐标 (x, y) ，评估水体颜色等级。例如，Ohsawa 等^[100]和 Wang 等^[101]的研究。

第6章 结论及展望

6.1 主要结论

本文以国产高分二号卫星PMS数据为数据源,以宁波市北仑区梅东大闸外闸水域为研究区域,利用遥感影像自身光谱特征构建了水色正常和水色异常判别函数,设置了基于GF2-PMS影像数据的梅东大闸外闸水域内的水色异常判定阈值,对该区域内的水色异常进行快速提取和定位,比较分析了以2022年6月9日的GF2-PMS影像为待提取影像的基于单景影像特征和基于2018-2022年的多时相影像特征设置水色异常判定阈值的提取结果,并与现场核查采样的结果以及基于不同波段组合的提取结果进行了对比分析。主要结论如下:

(1)基于2022年6月9日单景遥感影像特征提取出的水色异常空间分布信息,不仅提取出了较为完整的水色异常区域,同时也保留了与水色异常具有相似光谱特征的水域和悬浮泥沙水域,经两次判别函数的设置后,水色异常提取结果更精确。

(2)基于2018-2022年的10景遥感影像特征的提取过程中,相比于为了提取出较为精确的水色异常范围而再次设置判别函数的基于单景影像特征的水色异常提取过程,基于多时相影像特征提取出的水色异常空间分布信息只需提取一次便能达到基于单景影像特征再次提取的相似结果。

(3)通过对比分析单景及多景影像的水色异常检测结果,得出:基于长时序的多景影像特征构建的判别函数比基于单景影像特征构建的判别函数更准确、可信度更高。

(4)本文在构建水色正常和水色异常判别函数对研究区域内的水色异常进行识别和提取前,对水域NDWI灰度影像进行了均值滤波处理。基于单景和多时相影像特征的水色异常提取结果与基于不同波段组合的水色异常提取结果相比,减少了细小斑块。因此,可以得出结论,均值滤波处理能有效防止提取结果细碎化。

(5)本文采用完全依靠影像自身的光谱特征来提取未知污染类型导致的水色异常,获取水色异常的空间分布信息,对未知污染物或混合污染物导致的水色

异常进行有效识别和提取,可有效解决没有典型光谱特征的未知污染物或者含有多种典型光谱特征的混合污染物导致的水色异常遥感识别难的问题。通过建立一种通用的水色异常识别和提取流程,为水环境污染的治理提供基础信息和技术支撑,便于快速准确发现水体污染,及时治理和控制水环境污染,维护水环境及水生态安全。

6.2 不足及展望

本文的方法虽然可以依靠影像自身的光谱特征对未知污染类型导致的水色异常进行快速识别和定位,可对特定区域水体进行污染状况巡查,及时主动发现水体污染,对污染进行应急处置,但是在应用过程中,需要注意几点:

首先,本文研究的方法容易受到 NDWI 灰度值较高区域的影响,以及与水色异常区域光谱特征相似的水体区域的影响,如高悬浮泥沙水体,需二次设置水色异常阈值来剔除这部分区域的影响。在今后的研究中,需要考虑如何区分基于本文研究方法提取出的包含自然因素和人为因素两部分原因导致的水色异常。

其次,正常水体颜色在色度图中分布范围相对较为集中,今后应该加强正常水体与污染水体颜色在 CIE 1931 色度图中的研究,以更科学、合理的利用水体颜色区分污染水体和正常水体,准确的识别污染水体。

此外,水环境突发污染事件造成的水色异常往往具有突发性,无法及时获取影像成像时的现场数据,可通过采用溯源沿岸遥感监测数据与实地验证相结合的方式,保证对水色异常区域进行及时、有效的验证。

参考文献

- [1] 赵忠明, 孟瑜, 岳安志, 等. 遥感时间序列影像变化检测研究进展 [J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1110-1125.
- [2] 佟国峰, 李勇, 丁伟利, 等. 遥感影像变化检测算法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(12): 1561-1571.
- [3] 马万栋, 毕京鹏, 申文明, 等. 基于时序遥感影像的水体水色异常识别方法和装置 [P]. 北京市: CN111307727B, 2020-10-30.
- [4] 汪永超. 长江口及邻近海域有色溶解有机物(CDOM)参数遥感反演及动态变化 [D]. 上海: 华东师范大学, 2018.
- [5] 杨慧芳, 马毅, 刘荣杰, 等. 服务于赤潮高精度快速检测的决策树 RX 高光谱遥感算法 [J]. 海洋科学, 2019, 43(7): 23-31.
- [6] 李明杰. 海岸带陆域 NDVI, ISA 丰度和水域 Chl-a 浓度遥感监测研究——分别以黄河三角洲和欧洲北海为例 [D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2012.
- [7] Ha N T T, Koike K, Nhuan M T, et al. Landsat 8/OLI two bands ratio algorithm for chlorophyll-a concentration mapping in hypertrophic waters: an application to West Lake in Hanoi (Vietnam) [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(11): 4919-4929.
- [8] 毛志华, 朱乾坤, 龚芳, 等. CMODIS 资料提取叶绿素 a 浓度的反演算法研究 [J]. 海洋学报 (中文版), 2006, (3): 57-63.
- [9] 马万栋, 邢前国, 张渊智, 等. 水体红波段反射光谱对叶绿素浓度变化的响应 [J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(2): 313-317.
- [10] Stumpf R P, Tyler M A. Satellite detection of bloom and pigment distributions in estuaries [J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 24(3): 358-404.
- [11] Gitelson A. The peak near 700 nm on radiance spectra of algae and water: relationships of its magnitude and position with chlorophyll concentration [J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(17): 3367-3373.
- [12] Catts G P, Khorram S, Cloern J E, et al. Remote sensing of tidal chlorophyll-a variations in estuaries [J]. International Journal of Remote Sensing, 1985, 6(11): 1685-1706.

- [13] 马万栋, 王桥, 吴传庆, 等. 基于 MODIS 的烟台近海水体叶绿素浓度分布 [J]. 中国环境监测, 2014, 30(5): 149-154.
- [14] 郭宇龙, 李云梅, 李渊, 等. 一种基于 GOCI 数据的叶绿素 a 浓度三波段估算模型 [J]. 环境科学, 2015, 36(9): 3175-3185.
- [15] Chen J Y, Chen S S, Fu R, et al. Remote sensing estimation of chlorophyll-a in case-II waters of coastal areas: three-band model versus genetic algorithm-artificial neural networks model [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 3640-3658.
- [16] Cui Y, Meng F, Fu P, et al. Application of hyperspectral analysis of chlorophyll-a concentration inversion in Nansi Lake [J]. Ecological Informatics, 2021, 64: 101360.
- [17] 胡耀躲, 窦同宇, 杨波. 基于 GOCI 影像反演湖泊悬浮物和叶绿素 a 含量的研究述评 [J]. 水资源与水工程学报, 2017, 28(2): 26-32.
- [18] Nazeer M, Nichol J E. Combining landsat TM/ETM+ and HJ-1 A/B CCD sensors for monitoring coastal water quality in Hong Kong [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(9): 1898-1902.
- [19] 宋南奇, 王诺, 吴暖. 基于数值模拟与卫星遥感的填海施工悬浮物监测——以大连海上人工岛机场建设为背景 [J]. 海洋通报, 2018, 37(2): 201-208.
- [20] Li Y, He L, Peng B, et al. Remote sensing inversion of water quality parameters in Longquan Lake based on PSO-SVR algorithm [C]// IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2018: 9268-9271.
- [21] Ye X, Li Y, Tong L, et al. Remote sensing retrieval of suspended solids in Longquan Lake based on GA-SVM model [C]// 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). IEEE, 2017: 5501-5504.
- [22] 王震, 乔璐璐, 王云飞. 东中国海表层悬浮体浓度卫星遥感反演研究进展 [J]. 沉积学报, 2016, 34(2): 292-307.
- [23] 宋南奇, 王诺, 吴暖, 等. 填海施工区悬浮物浓度遥感监测方法研究 [J]. 应用基础与工程科学学报, 2020, 28(5): 1108-1121.
- [24] Hou X, Feng L, Duan H, et al. Fifteen-year monitoring of the turbidity dynamics in large lakes and reservoirs in the middle and lower basin of the Yangtze River, China [J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 190: 107-121.

- [25] 卢东烁, 李建, A Filippi. 基于长时序 Landsat 影像的东湖水体悬浮物浓度分析 [J]. 武汉大学学报 (工学版), 2019, 52(10): 854-861.
- [26] Coble P G. Characterization of marine and terrestrial DOM in seawater using excitation-emission matrix spectroscopy [J]. *Marine Chemistry*, 1996, 51(4): 325-346.
- [27] Coble P G. Marine optical biogeochemistry: the chemistry of ocean color [J]. *Chemical Reviews*, 2007, 107(2): 402-418.
- [28] Evans C D, Monteith D T, Cooper D M. Long-term increases in surface water dissolved organic carbon: observations, possible causes and environmental impacts [J]. *Environmental Pollution*, 2005, 137(1): 55-71.
- [29] Alcântara E, Bernardo N, Watanabe F, et al. Estimating the CDOM absorption coefficient in tropical inland waters using OLI/Landsat-8 images [J]. *Remote Sensing Letters*, 2016, 7(7): 661-670.
- [30] Chen J, Zhu W N, Tian Y Q, et al. Estimation of colored dissolved organic matter from Landsat-8 imagery for complex inland water: case study of Lake Huron [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(4): 2201-2212.
- [31] Joshi I, D' SA E J. Seasonal variation of colored dissolved organic matter in Barataria Bay, Louisiana, using combined Landsat and field data [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(9): 12478-12502.
- [32] Gordon H R, Morel A Y. Remote assessment of ocean color for interpretation of satellite visible imagery: a review [J]. *Physics of the Earth & Planetary Interiors*, 1983, 37(4): 292-292.
- [33] Lee Z P, Carder K L, Arnone R A. Deriving inherent optical properties from water color: a multiband quasi-analytical algorithm for optically deep waters [J]. *Applied Optics*, 2002, 41(27): 5755-5772.
- [34] 余果, 付东洋, 钟雅枫, 等. 湛江近海有色溶解有机物遥感反演 [J]. 广东海洋大学学报, 2021, 41(1): 55-62.
- [35] 孙璐. 基于 GOCI 影像的长江口及邻近海域有色溶解有机物 (CDOM) 遥感反演及其逐时变化分析 [D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
- [36] 于仁成, 孙松, 颜天, 等. 黄海绿潮研究: 回顾与展望 [J]. *海洋与湖沼*, 2018, 49(5): 942-949.
- [37] Lee C K, Papk T G, Papk Y T, et al. Monitoring and trends in harmful algal blooms and red

- tides in Korean coastal waters, with emphasis on *Cochlodinium polykrikoides* [J]. *Harmful Algae*, 2013, 30: S3-S14.
- [38] 顾行发, 陈兴峰, 尹球, 等. 黄海浒苔灾害遥感立体监测 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(6): 1627-1632.
- [39] Son Y B, Min J E, Ryu J H. Detecting massive green algae (*Ulva prolifera*) blooms in the Yellow Sea and East China Sea using geostationary ocean color imager (GOCI) data [J]. *Ocean Science Journal*, 2012, 47(3): 359-375.
- [40] 朱乾坤, 陶邦一, 雷惠, 等. 东海赤潮遥感自动监测系统开发与应用 [J]. *海洋学研究*, 2016, 34(2): 18-24.
- [41] Kim J H, Kim H, Kang D, et al. Field application and validity of a red-tide acoustic sensing system (RASS) for monitoring and alerting of harmful algal blooms (HABs) in Korean coastal waters [J]. *Journal of Applied Phycology*, 2019, 31(6): 3737-3748.
- [42] 宋德彬. 基于多源数据的黄渤海藻类灾害时空分布及对策研究 [D]. 烟台: 中国科学院大学(中国科学院烟台海岸带研究所), 2019.
- [43] 邱亚会, 卢剑波. 浒苔遥感监测研究进展 [J]. *生态学报*, 2015, 35(15): 4977-4985.
- [44] 王怡人, 王胜强, 喻樾, 等. 一种提取南黄海浒苔的自适应阈值遥感算法 [J]. *遥感信息*, 2021, 36(2): 120-129.
- [45] 姜德娟, 王昆, 夏云. 渤海赤潮遥感监测方法比较研究 [J]. *海洋环境科学*, 2020, 39(3): 460-467.
- [46] 程玉, 张圣佳, 李金字, 等. 基于 GOCI 的渤海海域赤潮信息遥感监测与分析 [J]. *山东科技大学学报(自然科学版)*, 2021, 40(4): 11-20.
- [47] 陈立波, 七珂珂. 基于卫星遥感技术的宁波海域赤潮灾害监测研究 [C]// 第二十二届华东六省一市测绘学会学术交流会论文集(二). 2021: 64-68.
- [48] 杨慧芳, 马毅, 刘荣杰, 等. 服务于赤潮高精度快速检测的决策树 RX 高光谱遥感算法 [J]. *海洋科学*, 2019, 43(7): 23-31.
- [49] Xing Q, Hu C. Mapping macroalgal blooms in the Yellow Sea and East China Sea using HJ-1 and Landsat data: application of a virtual baseline reflectance height technique [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 178: 113-126.
- [50] De Padova D, Mossa M, Adamo M, et al. Synergistic use of an oil drift model and remote sensing observations for oil spill monitoring [J]. *Environmental Science and Pollution*

- Research, 2017, 24(6): 5530-5543.
- [51] 张彤辉, 唐世林, 詹海刚. 河口水环境遥感监测研究进展——以赤潮和溢油为例 [J]. 海洋科学, 2017, 41(9): 151-156.
- [52] Holstein A, Kappas M, Propastin P, et al. Oil spill detection in the Kazakhstan sector of the Caspian Sea with the help of ENVISAT ASAR data [J]. Environmental Earth Sciences, 2018, 77(5): 1-11.
- [53] 冯景. 基于 SAR 图像的海面溢油检测研究 [D]. 北京: 北京理工大学, 2015.
- [54] 崔永强, 孔德明, 孔令富, 等. 一种基于波段比值法的海面厚油膜评估方法 [J]. 计量学报, 2020, 41(11): 1327-1331.
- [55] 任广波, 过杰, 马毅, 等. 海面溢油无人机高光谱遥感检测与厚度估算方法 [J]. 海洋学报, 2019, 41(5): 146-158.
- [56] 陆应诚, 刘建强, 丁静, 等. 中国东海“桑吉”轮溢油污染类型的光学遥感识别 [J]. 科学通报, 2019, 64(31): 3213-3222.
- [57] 苏伟光, 苏奋振, 周成虎, 等. 海面溢油光学卫星遥感监测能力分析 [J]. 地球信息科学学报, 2012, 14(4): 523-530.
- [58] 李佐琛, 段洪涛, 张玉超, 等. 藻源型湖泛发生过程水色变化规律 [J]. 中国环境科学, 2015, 35(2): 524-532.
- [59] Duan H, Ma R, Loisselle S A, et al. Optical characterization of black water blooms in eutrophic waters [J]. Science of the Total Environment, 2014, 482: 174-183.
- [60] Wei C, Zheng Q, Shang Y, et al. Black and odorous water monitoring by using GF series remote sensing data [C]// 2021 9th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics). IEEE, 2021: 1-6.
- [61] 李佳琦, 李家国, 朱利, 等. 太原市黑臭水体遥感识别与地面验证 [J]. 遥感学报, 2019, 23(4): 773-784.
- [62] 曹红业. 中国典型城市黑臭水体光学特性分析及遥感识别模型研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2017.
- [63] Yang J, Zhou A, Han L, et al. Monitoring urban black-odorous water by using hyperspectral data and machine learning [J]. Environmental Pollution, 2021, 269: 116166.
- [64] Zhang J, Zou T, Lai Y. Novel method for industrial sewage outfall detection: water pollution monitoring based on web crawler and remote sensing interpretation techniques [J]. Journal of

Cleaner Production, 2021: 127640.

- [65] 宁波市人民政府办公厅. 宁波市自然地理 [EB/OL]. 2023-03-09.
<http://www.ningbo.gov.cn/col/col1229099787/index.html>.
- [66] 宁波市人民政府办公厅. 宁波市行政区划和区划面积 [EB/OL]. 2023-03-09.
<http://www.ningbo.gov.cn/col/col1229101992/index.html>.
- [67] 宁波市人民政府办公厅. 宁波市经济发展情况 [EB/OL]. 2023-03-09.
<http://www.ningbo.gov.cn/col/col1229200020/index.html>.
- [68] 宁波市人民政府办公厅. 宁波市居民生活 [EB/OL]. 2023-03-09.
<http://www.ningbo.gov.cn/col/col1229099790/index.html>.
- [69] 国家民用空间基础设施中长期发展规划(2015-2025年) [J]. 卫星应用, 2015(11): 64-70.
- [70] 中国地理信息产业协会. 中国地理信息产业发展报告(2019) [J]. 北京: 测绘出版社, 2019.
- [71] 赵忠明, 高连如, 陈东, 等. 卫星遥感及图像处理平台发展 [J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(12): 2098-2110.
- [72] 童旭东. 中国高分辨率对地观测系统重大专项建设进展 [J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 775-780.
- [73] 中国资源卫星应用中心. 高分二号 [EB/OL]. 2014-10-15.
<http://www.cresda.com/CN/Satellite/3128.shtml>.
- [74] 于博文, 田淑芳. “高分一号”卫星数据几何校正研究 [J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(1): 133-139.
- [75] 李雨航, 李景山, 赵仕美. 遥感卫星图像系统几何校正多级并行算法 [J]. 遥感信息, 2016, 31(3): 51-55.
- [76] 杨亮, 贾益, 江万寿, 等. 基于观测角信息的 HJ-1A/B 卫星光学影像几何精纠正 [J]. 国土资源遥感, 2018, 30(2): 60-66.
- [77] 肖鹏, 李景山. 遥感卫星数据预处理功能扩展模型设计与实现 [J]. 遥感信息, 2020, 35(6): 76-84.
- [78] 范文义, 孙晟昕, 王静文. 多时相遥感影像相对辐射校正方法对比 [J]. 遥感信息, 2016, 31(3): 142-149.
- [79] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法 [M]. 科学出版社, 2003.
- [80] 毛亚萍, 吴冲, 朱桂海. 高分影像地形辐射校正典型模型实验与分析 [J]. 遥感信息,

- 2017, 32(4): 126-131.
- [81] 黄莉婷, 焦伟利, 龙腾飞, 等. 基于正则化 IR-MAD 的 GF-1 影像辐射归一化 [J]. 遥感信息, 2020, 35(3): 99-109.
- [82] 赵文吉. ENVI 遥感影像处理专题与实践 [M]. 中国环境科学出版社, 2007.
- [83] 冯蕊涛, 杜清运, 罗恒, 等. 基于光流校正的复杂地形区多时相遥感影像配准 [J]. 遥感学报, 2021, 25(2): 630-640.
- [84] 李山山, 冯钟葵, 彭嫚. Landsat-8 姿态抖动对多光谱影像配准影响 [J]. 遥感信息, 2016, 31(3): 9-15.
- [85] 许东丽, 胡忠正. 基于深度学习特征提取的遥感影像配准 [J]. 航天返回与遥感, 2019, 40(6): 107-118.
- [86] Mcfeeters S K. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425-1432.
- [87] 李飞, 桑国庆, 孙盈, 等. 基于高分一号卫星遥感数据的复杂水体信息提取方法研究 [J]. 济南大学学报 (自然科学版), 2021, 35(6): 572-579.
- [88] 毕海芸, 王思远, 曾江源, 等. 基于 TM 影像的几种常用水体提取方法的比较和分析 [J]. 遥感信息, 2012, 27(5): 77-82.
- [89] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数 (MNDWI) 提取水体信息的研究 [J]. 遥感学报, 2005(5): 589-595.
- [90] 李加群, 黄文骞, 王健, 等. 海岛礁遥感影像水陆分离方法研究 [J]. 测绘与空间地理信息, 2021, 44(12): 61-62.
- [91] DiK C, MaR J, Wang J, et al. Coastal mapping and change detection using high resolution IKONOS satellite imagery [EB/OL]. 2003:06-23/2004:12-28. <http://shoreline.engohio-stateEdu/resarch/digov/digigov.html>.
- [92] 张永继, 闫冬梅, 曾峦, 等. 基于邻域相关信息的海岸线提取方法 [J]. 装备指挥技术学院学报, 2005, 16(6): 88-92.
- [93] 冯兰娣, 孙效功, 胥可辉. 利用海岸带遥感图像提取岸线的小波变换方法 [J]. 青岛海洋大学学报, 2002, 32(5): 777-781.
- [94] Niedermeier A, Lehner S, Vander Sanden J. Monitoring big river estuaries using SAR images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001, 1756-1758.
- [95] 关新平, 赵立兴, 唐英干. 图像去噪混合滤波方法 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(3):

332-337.

- [96] 段纪维, 钟九生, 江丽, 等. 基于 GF-2 影像的雨后洪涝区超绿水体指数提取方法 [J]. 地理与地理信息科学, 2021, 37(3): 35-41.
- [97] 刘双童, 王明孝, 杨树文, 等. GF-2 影像中不同水体指数模型提取精度及稳定性分析 [J]. 测绘通报, 2019(8): 135-139.
- [98] 胡国庆, 陈冬花, 刘聪芳, 等. 基于高分二号的城市黑臭水体动态监测 [J]. 国土资源遥感, 2021, 33(1): 30-37.
- [99] C.I.E. Commission Internationale de l'Eclairage Proceedings 1931 [R]. Cambridge University Press, 1932, 19-29.
- [100] Ohsawa S, Saito T, Yoshikawa S, et al. Color change of lake water at the active crater lake of Aso volcano, Yudamari, Japan: is it in response to change in water quality induced by volcanic activity [J]. Limnology, 2010, 11(3): 207-215.
- [101] Wang S, Li J, Bing Z, et al. Trophic state assessment of global inland waters using a MODIS-derived Forel-Ule index [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 217: 444-460.