

## 无人机电载高光谱遥感图像水下目标检测:进展、挑战与展望

齐嘉豪,刘星月,周川鸿,钟平\*

(国防科技大学自动目标识别全国重点实验室,湖南长沙 410073)

**摘要:**面向复杂水体条件下的高光谱水下目标检测,围绕成像机理、特性建模与算法设计三条主线,对该领域研究进展进行了系统综述。从高光谱水下成像机理出发,将现有方法归纳为光谱预测、光谱复原、波段选择、像素分类与特征构建五类,比较其在机理一致性建模、畸变修正、表征稳健性与可解释性方面的差异与联系。分析表明,现有方法在先验依赖、信息利用方式与跨场景适应能力上各具特点,技术路线正由机理解析逐步向机理与数据协同、生成式建模与特征构建融合演进。在此基础上,总结了当前在复杂环境适应、可靠性建模与泛化能力提升方面面临的主要挑战,并展望了可微物理建模、不确定性表征与跨场景泛化机制等未来方向。

**关键词:**物理机理建模;光谱复原;波段选择;特征构建

**中图分类号:**TP751.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2026)03-074-22

## UAV-based hyperspectral remote sensing imagery for underwater target detection: progress, challenges, and prospects

QI Jiahao, LIU Xingyue, ZHOU Chuanhong, ZHONG Ping\*

(National Key Laboratory of Automatic Target Recognition, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** A systematic review of hyperspectral underwater target detection under complex water conditions was presented from three perspectives: imaging mechanism, characteristic modeling, and algorithm design. Starting from the underwater hyperspectral imaging mechanism, existing methods were categorized into five groups: spectral prediction, spectral restoration, band selection, pixel classification, and feature construction. Their differences and connections were compared in terms of mechanism-consistent modeling, distortion correction, representational robustness, and interpretability. Analysis show that current methods exhibited distinct characteristics in prior dependency, information utilization, and cross-scene adaptability, and the technical approaches are evolving from mechanism-oriented analysis toward mechanism-data synergy, as well as the integration of generative modeling and feature construction. On this basis, the major challenges in environmental adaptability, reliability modeling, and generalization are further summarized, and future directions are discussed, including differentiable physical modeling, uncertainty characterization, and cross-scene generalization mechanisms.

**Keywords:** physical mechanism modeling; spectral restoration; band selection; feature construction

近岸生态系统是海洋生态环境的重要组成部分,在维系生物多样性、调节碳循环以及支撑渔业生产等方面具有不可替代的作用<sup>[1-4]</sup>。受人类活动和气候变化叠加影响,近岸生态系统的结构与功能持续退化<sup>[5-6]</sup>,严重削弱近岸生态系统自我调节能力,对海洋资源的可持续利用与区域生态安全构成现实风险。在此背景下,构建精确、快速

且具广域覆盖能力的近岸水下环境观测体系,已成为生态监测与资源管控领域的核心科学问题之一。

水下目标检测<sup>[7-8]</sup>作为近岸生态观测体系的基础环节,旨在对水下目标及其特征进行定位与识别,以获取反映海底景观结构、生态状态与人类干扰的关键信息。该类信息对海洋牧场管理、污

收稿日期:2025-12-30

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62201586);博士后创新人才支持计划资助项目(BX20240492)

第一作者:齐嘉豪(1996—),男,江西上饶人,博士研究生,E-mail:qijiahao1996@nudt.edu.cn

\*通信作者:钟平(1979—),男,四川内江人,教授,博士,博士生导师,E-mail:zhongping@nudt.edu.com

引用格式:齐嘉豪,刘星月,周川鸿,等.无人机电载高光谱遥感图像水下目标检测:进展、挑战与展望[J].国防科技大学学报,2026,48(3):74-95.

Citation: QI J H, LIU X Y, ZHOU C H, et al. UAV-based hyperspectral remote sensing imagery for underwater target detection: progress, challenges, and prospects[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2026, 48(3): 74-95.

染溯源与海防安全等领域具有直接应用价值。因此,检测的精确性与稳定性直接影响近岸生态保护与资源治理的决策质量。近岸水体兼具光学性质复杂、环境扰动频繁与空间尺度多样等特征,持续制约传统水下目标检测方法的精度、效率与稳健性<sup>[9-10]</sup>;其一,悬浮颗粒、浮游生物与波动性介质引发显著散射与吸收,共同导致观测信号信噪比下降,削弱目标-背景的可分性<sup>[11]</sup>;其二,近岸区域时空变化快且目标尺度差异大,传统水下目标检测方法难以同时满足空间覆盖率与时间分辨率的双重需求<sup>[12]</sup>。因此,面向近岸场景,形成兼具广域覆盖、高时效性与定量可靠性的新型水下目标检测手段,已成为实现近岸态势监测亟待解决的核心问题。

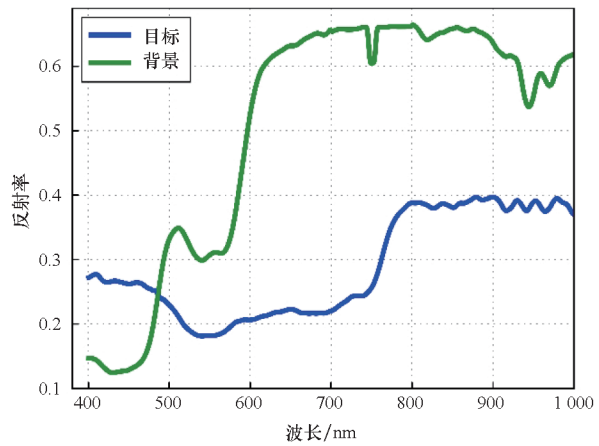
遥感技术<sup>[13]</sup>的快速发展为解决上述问题开辟了新的路径。依托多平台、多模态观测体系,遥感能够实现对大范围近岸水域的高时空分辨率监测,在数据获取、动态观测与长期序列分析方面展现出显著优势。在各类遥感数据中,可见光影像应用最为广泛,常用于环境监测<sup>[14]</sup>、地貌识别<sup>[15]</sup>与水质评估<sup>[16]</sup>等任务。该类影像可有效表征纹理、形状与色彩等空间特征,但在近岸水下目标检测场景中,其性能受限于水体的光学吸收特性。研究表明<sup>[17]</sup>,水体中叶绿素对约 $0.45\ \mu\text{m}$ (蓝光)与 $0.65\ \mu\text{m}$ (红光)波段的吸收最为显著,导致反射率明显降低并削弱有效辐射信息。相应地,空间纹理特征易受能量损失与噪声干扰而减弱目标-背景的可分性。近岸水下场景中的空间与光谱信息对比如图1所示。图1(a)中所示现象进一步验证此结论:在空间分辨率受限条件下,传统可见光影像难以保持清晰的目标边界与背景差异。类似问题在红外与多光谱成像中亦普遍存在,单纯依赖空间特征的观测模式在近岸水下目标检测任务中具有内在局限性。

与此相对,高光谱<sup>[18]</sup>依托数百个连续窄带的精细采样,在可见光-短波红外范围内提供丰富谱域信息。该数据不仅揭示物质在不同波长下的反射行为,还可利用光谱曲线的微小差异实现对组成与状态的精细判别。得益于此,



(a) 近乎相同的视觉表征

(a) Nearly identical visual representations



(b) 显著差异的光谱信息

(b) Significantly different spectral information

图1 近岸水下场景中的空间与光谱信息对比

Fig. 1 Comparison between spatial and spectral information in nearshore area

高光谱在光学条件复杂、背景干扰突出的近岸环境中优势明显:相较于主要依赖空间信息的传统影像,高光谱能够在谱域构建更高维的表征空间,实现对视觉上相似但光谱性质差异明显目标的有效区分。同时,其宽广的波段覆盖范围可在一定程度上缓解水体吸收与散射带来的退化影响<sup>[19]</sup>,为水下目标与背景的精细建模提供关键数据支撑。如图1(b)所示,即便目标与背景在空间分布上近似,其光谱特征仍存在显著差异,为高光谱成像在近岸水下目标检测任务中的应用奠定理论与技术优势。

随着航空航天与无人系统技术的快速进步,高光谱遥感已形成由卫星、传统机载与无人机等多平台构成的协同观测体系。不同平台在多个方面具有显著差异:卫星平台成像稳定覆盖域广,适用于大范围、长时间序列的背景监测与趋势评估,但其空间分辨率与重访周期常受轨道与云雾遮挡等因素制约,且数据下传与地面处理流程通常会带来不可忽略的时延;无人机平台可在任务区域按需起飞、快速获取近岸高光谱数据,兼具更高空间分辨率与低获取延迟,尤其适合近岸目标尺度小、变化快的精细化探测场景。为便于比较,表1总结了卫星与无人机平台在近岸水下目标检测相关指标上的典型特点差异。在多平台体系中,无人机凭借其高机动性、低成本与实时性,在近岸高光谱水下观测中展现出独特潜力。如图2左上角图所示,无人机搭载的高光谱成像系统可实现厘米级空间分辨率,显著降低混合像元影响<sup>[20]</sup>;其近地飞行特性使数据受大气衰减影响相对较小,图像

表 1 卫星平台与无人机平台对比分析

Tab. 1 Comparison analysis of UAV and satellite platforms

对比维度	卫星平台	无人机平台
部署灵活性与重访周期	低:受轨道周期限制(天/周级),应急响应能力弱,难以按需获取	极高:具备“按需响应”(On-demand)能力,可实现分钟级部署与高频次复测
空间分辨率	粗/中分辨率:通常为 10~30 m,难以识别小目标或精细纹理	超高分辨率:可达厘米级至分米级,能够捕捉亚像元级的光谱混合细节
成像几何与姿态稳定性	极高:平台平稳,几何畸变主要源于地球曲率与地形,易于校正	低:受低空气流与旋翼振动影响,姿态抖动显著,需依赖高频云台与复杂的几何校正算法
辐射一致性与环境敏感性	大气影响主导:大气路径长,需严格的大气校正;光照条件相对单一	光照波动敏感:低空受云影、水面耀斑(glint)及表面反射效应影响剧烈,光照在短时间内变化快,辐射校正难度大
载荷能力与信噪比	高:搭载大型制冷型传感器,积分时间长,信噪比(SNR)优异	受限:受尺寸、重量、功耗限制,多采用轻量化非制冷设备,易受噪声干扰
数据处理与算力约束	地面后处理:数据下传延迟大,依赖地面高性能集群处理,实时性差	端侧受限计算:机载算力有限(嵌入式 GPU/FPGA),但对边缘计算(edge computing)与实时决策要求极高
近岸/水体探测适用性	适用于宏观水色遥感(如叶绿素、悬浮物分布),难以监测动态小目标	适用于精细化目标探测(如水下暗礁、排污口环境下的伪装目标),需克服强动态水体干扰

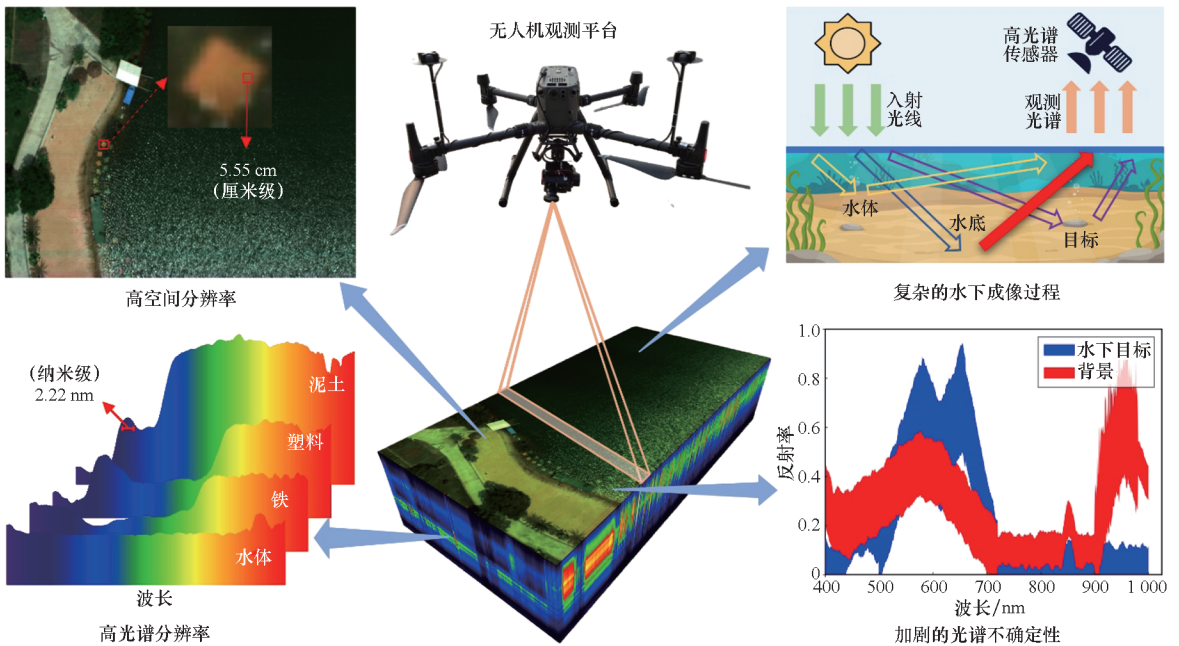


图 2 无人机载高光谱水下目标检测的优势与挑战

Fig. 2 Advantages and challenges of UAV-based hyperspectral underwater target detection

信噪比通常高于高空平台。此外,无人机系统能够灵活适应潮汐变化与气象扰动,在动态与复杂的近岸环境中实现持续、高效的目标探测<sup>[21]</sup>。然而,与卫星/传统机载平台相比,无人机近地高机动观测也引入了一系列更“前端”的平台级挑战:其一,飞行姿态抖动与航迹起伏易造成高光谱推

扫成像的几何畸变、条带弯曲及谱间/帧间配准误差,从而影响目标边界与光谱一致性;其二,低空条件下光照会随云影、太阳高度角变化与海面镜面反射在短时间内快速波动,导致辐射不一致并加剧水体/海面背景干扰;其三,高分辨率高光谱数据体量大,但现场链路与机载算力有限,使得近

实时处理、轻量化部署与端-云协同成为工程落地的刚性要求。上述差异意味着将卫星/机载算法直接迁移到无人机数据上计算往往难以获得稳定性能,亟须围绕无人机成像链路开展姿态-辐射联合校正、光谱-空间特征稳健建模与低延迟检测算法设计。因此,面向近岸水下目标检测的实现需求,基于无人机的高光谱观测正成为重要发展方向,并为实现水下环境的高精度智能观测提供了新的技术突破契机。综上,近岸生态退化的加剧与水下观测需求的提升共同推动了高光谱遥感技术在水下目标检测任务中的快速发展,其中无人机载高光谱观测因其高分辨率与低延迟优势而尤其应用潜力,但也面临姿态与光照快速变化、实时处理与算力受限等平台级挑战。本文围绕成像机理、特性建模与算法设计三条主线,对无人机载近岸高光谱水下目标检测领域的研究进展进行了系统梳理,归纳了相关关键技术路径,并对当前存在的主要挑战与未来发展趋势进行了讨论。不同于已有综述多从单一方法类型或宽泛应用背景出发展开概述,本文更加聚焦于无人机载近岸复杂水域条件下的目标检测问题,并尝试从技术演进的视角建立统一分析框架,以揭示该领域从物理机理建模、退化特性建模到高层判别表征学习的内在发展逻辑。在此基础上,本文进一步从可微物理建模、不确定性表征和跨场景泛化机制等方面,对未来可能的研究方向进行了结构化展望。

## 1 研究基础

高光谱水下目标检测的研究离不开对成像物理过程的深入理解与对数据特性的系统分析。如图2所示,水下环境具有显著的光学复杂性,入射辐射在水体中经历多次吸收与散射,信号在到达传感器前已发生严重衰减与畸变,导致光谱特征偏移、能量损失及目标可分性降低。因此,建立能够反映光线传播规律与环境影响的成像机理模型,是实现精确水下目标探测的理论前提。在此基础上,通过分析成像过程中的主要退化因素,可推导出具有物理可解释性的退化模型,为后续算法设计与反演求解提供必要约束与关键先验。与此同时,数据是水下目标检测研究的核心支撑。受成像条件、设备性能与现场采样难度影响,现有高光谱水下数据集在波段覆盖、场景多样性与标注精度上差异明显。对数据集的构成、获取方式与适用范围进行系统梳理,有助于明晰实验条件与可比性边界,并为模型验证与性能评估提供客

观基线。

因此,本节将围绕成像机理与退化模型和高光谱水下目标检测数据集两方面展开,分别阐述高光谱水下观测的物理基础与数据支撑条件,为后续方法体系的论述提供必要的理论与实践基础。

### 1.1 成像机理与退化模型

#### 1.1.1 成像机理概述

高光谱水下成像机理刻画入射辐射量在水体介质中的传播、散射与吸收全过程。海水空间分布与浓度梯度共同决定辐射能量在传播过程中的空域衰减与谱域畸变,并由此影响路径辐射、后向散射及目标-背景光谱的可分性<sup>[22]</sup>。从辐射传输的角度出发,单位立体角内辐射亮度 $L(\lambda, z, \theta, \phi)$ 满足辐射传输方程<sup>[23-24]</sup>:

$$\mu \frac{dL(\lambda, z, \mu, \phi)}{dz} = -[a(\lambda) + b(\lambda)]L(\lambda, z, \mu, \phi) + \frac{b(\lambda)}{4\pi} \int_{4\pi} L(\lambda, z, \mu', \phi') P(\mu', \phi'; \mu, \phi) d\Omega' \quad (1)$$

式中: $a(\lambda)$ 为吸收系数,描述单位路径内能量损失; $b(\lambda)$ 为散射系数,表示能量由原方向转移到其他方向的强度; $P(\mu', \phi'; \mu, \phi)$ 为相函数; $\mu = \cos\theta$ , $\theta$ 为光线与垂直方向夹角。其他参数定义详见文献[23-24]。

由该方程可知,水下辐射的空间分布取决于吸收与散射的耦合作用。通常情况下,为便于分析,假设水体为光学各向同性介质且相函数已知,可通过辐射传输方程的数值解或半解析近似得到次表层处的遥感反射率 $r_{rs}(\lambda)$ <sup>[25]</sup>。当入射光进入水体后,部分能量在水体内部被散射形成上行辐射,部分透过水体到达底界面并被反射后再次上行。传感器接收到的辐射由两部分组成<sup>[23-24]</sup>:

$$r_{rs}(\lambda) = r_{rs}^{\infty}(\lambda) \{1 - A_0 e^{-[K_d(\lambda) + K_u^C(\lambda)]H}\} + A_1 r(\lambda) e^{-[K_d(\lambda) + K_u^B(\lambda)]H} \quad (2)$$

式中, $r_{rs}^{\infty}(\lambda)$ 表示“光学深水”条件下的次表层反射率, $r(\lambda)$ 为底部反照率, $H$ 为水深, $K_d(\lambda)$ 为下行衰减系数, $K_u^C(\lambda)$ 与 $K_u^B(\lambda)$ 分别为上行方向的水体散射与底反射贡献的衰减系数, $A_0$ 、 $A_1$ 为经验常数。该式反映了传感器接收信号的双路径叠加特性:水体柱散射项与底部反射项的综合作用。水体越浑浊,前者越占主导;水体越清澈、深度越浅,后者的影响越显著。

为将次表层反射率与大气上方的实测反射率联系起来,通常采用水面转换关系<sup>[26]</sup>:

$$R_{rs}(\lambda) = \frac{z_{rs} r_{rs}(\lambda)}{1 - Gr_{rs}(\lambda)} \quad (3)$$

式中,  $R_{rs}(\lambda)$  为传感器测得的遥感反射率,  $z_{rs}$  与  $G$  为与水气界面反射和折射有关的系数。以上方程共同构成浅水区域高光谱成像的基础模型框架。

### 1.1.2 光谱退化机理分析

在高光谱成像过程中, 入射辐射经过多次吸收与散射作用, 其谱域特征会发生明显畸变。导致光谱退化的主要机理包括以下几个方面:

1) 吸收与散射引起的能量衰减: 水体中的溶解有机物、浮游植物与非生物颗粒对蓝绿波段的吸收最为显著, 使反射信号在短波段快速衰减; 同时, 悬浮颗粒产生的后向散射会引入谱间混合效应, 使信号能量在波段间扩散<sup>[27]</sup>。

2) 底质反射与水深耦合: 在浅水区, 底部反照率通过指数型衰减项  $e^{-(K_d+K_u)H}$ , 对上行辐射产生乘性调制。水深增加或衰减系数增大时, 该项急剧减小, 使底质的光谱特征被“压缩”, 难以区分不同类型底物。

3) 多路径散射与路径辐射干扰: 入射光在水体中的多次散射导致部分能量在到达底部前被重新定向, 上行路径中又叠加大气与表面镜面反射分量, 形成额外路径辐射。这部分辐射常表现为整体亮度提升但光谱对比度下降。

4) 传感器响应与仪器噪声: 光学系统的线性响应、积分时间及定标误差会导致额外退化, 其影响通常可建模为加性噪声项  $n(\lambda)$ 。

### 1.1.3 光谱退化模型的数学表达

为便于计算, 定义固有光学参量  $a(\lambda)$  与后向散射系数  $b_b(\lambda)$ , 并引入无量纲参数:

$$u(\lambda) = \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \quad (4)$$

对于浅水条件, 综合水体与底部贡献的半解析模型可表示为:

$$r_{rs}(\lambda) = r_{rs}^{\infty}(\lambda) \{ 1 - \rho e^{-(K_d(\lambda) + K_u^C(\lambda))H} \} + \rho r(\lambda) e^{-[K_d(\lambda) + K_u^B(\lambda)]H} \quad (5)$$

衰减系数的经验形式<sup>[24]</sup>为:

$$\begin{cases} K_d(\lambda) = D_d [a(\lambda) + b_b(\lambda)] \\ K_u^C(\lambda) = D_0^C [a(\lambda) + b_b(\lambda)] \\ K_u^B(\lambda) = D_0^B [a(\lambda) + b_b(\lambda)] \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $D_d$ 、 $D_0^C$ 、 $D_0^B$  为与散射角分布及观测几何相关的常数。结合式(3)水面转换关系即可得到完整的浅水高光谱成像正演模型。该模型从光学机理出发, 综合考虑了水体固有光学参数、底部反照率与水深等多因素的耦合关系。

在数值计算与反演实践中, 为降低不适应性,

通常将吸收系数分解<sup>[23]</sup>为:

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_{ph}(\lambda) + a_{dg}(\lambda) \quad (7)$$

式中,  $a_w$  为纯水吸收,  $a_{ph}$  与  $a_{dg}$  分别为浮游植物和溶解有机物吸收分量。

后向散射系数<sup>[23]</sup>写为:

$$b_b(\lambda) = b_{bw}(\lambda) + b_{bp}(\lambda) \quad (8)$$

式中,  $b_{bw}$  为纯水后向散射,  $b_{bp}$  为颗粒后向散射。

综合上述分析, 可得观测反射率的光谱退化模型:

$$R_{obs}(\lambda) = F(a_w, a_{ph}, a_{dg}, b_{bw}, b_{bp}, r, H) + n(\lambda) \quad (9)$$

式中, 函数  $F(\cdot)$  为基于式(2)辐射传输方程的浅水正演算子,  $n(\lambda)$  为成像系统与环境噪声。

本节从辐射传输原理出发, 阐述了水下高光谱成像的能量传播机理, 分析了导致光谱畸变的关键物理因素, 并建立了基于吸收、散射与底部反射综合作用的光谱退化模型。该模型以物理一致性为基础, 既能够描述水下光谱的形成机制, 又为后续章节中基于机理约束的特性建模与目标检测算法提供理论支撑。

## 1.2 高光谱水下目标检测数据集

面向复杂环境的高光谱水下目标检测研究, 已逐步形成从受控实验到真实海域、从单一材质到多类型目标、从小尺度图像块到大范围影像数据的多层级数据体系。早期研究多在消声水池与近岸浅水区, 采用固定支架或手持高光谱设备进行小规模采集, 侧重机理验证与可探测性评估, 场景复杂度较低; 随后, 无人机搭载高光谱成像系统的应用逐步成熟, 实现厘米级空间分辨率与百余个窄带的谱域采样, 显著拓展水体类型(淡水湖泊、入海河口、近岸海湾)与目标类别(金属、木质、塑料、复合底被)的覆盖范围, 使场景多样性与物理真实性同步提升。但是, 受外业成本与标注难度限制, 可公开、完整的高光谱水下基准数据仍相对匮乏, 尤其在水深-光学参数-底部反照率耦合条件下的统一标注体系与跨场景可比性方面仍有待完善。

基于对近年公开数据集与外业采集项目的获取、标注、发布现状梳理, 可归纳出三种趋势:

1) 数据采集过程逐步实现多水域、多材质、多深度协同设计, 以提升样本的物理多样性与代表性;

2) 参考光谱与现场参数的规范化采集, 为模型反演与算法评测提供物理基准;

3) 大型、多场景且具备可复现实验流程的数

数据集逐步出现,为真实近岸条件下算法的泛化验证提供更严格的测试平台。

表2总结了现有主要数据集的关键参数,以下将进一步介绍各数据集的构成与适用范围。

表2 现有高光谱遥感水下目标检测数据集的关键信息

Tab.2 Key information of existing hyperspectral underwater target detection datasets

数据集	图像级属性				目标级属性	
	光谱范围/nm	波段数	平均图像尺寸	场景类型	材质	深度/m
NPU-Pool <sup>[28]</sup>	400 ~ 1 000	108	100 像元 × 100 像元	消声水池	铁、石块、橡胶	0 ~ 3.1
NPU-Sea <sup>[29]</sup>	400 ~ 780	108	350 像元 × 350 像元	近岸海域	铁	0.8 ~ 3.0
HNU-UTD <sup>[30]</sup>	400 ~ 780	270	405 像元 × 430 像元	近岸海域	消波块、水泥、植被	
ATR2-Lake <sup>[31]</sup>	400 ~ 1 000	270	211 像元 × 260 像元	淡水湖泊	金属板	1.0 ~ 3.0
ATR2-HUTD <sup>[32]</sup>	400 ~ 1 000	270	3 004 像元 × 640 像元	湖泊、河流、海湾	金属板、木板、塑料	0.5 ~ 3.0

### 1.2.1 NPU-Pool 数据集

NPU-Pool 数据集<sup>[28]</sup>由西北工业大学团队构建,旨在为浅水环境下的光学成像机理验证与谱域退化建模提供可控实验依据。该数据集的设计初衷在于排除自然水体中随机扰动与非均匀浑浊造成的不确定性,通过高度受控的实验条件系统刻画光谱信号随水深、水质及目标材质变化的规律性。实验在具备良好光学稳定性的消声水池中进行,池体内壁采用低反射率材料,能够有效削弱侧壁散射与背景干扰。整个实验过程在自然日光照射条件下完成,入射角与照度通过光谱辐照计实时记录,以保证实验可复现性。

在成像系统方面,研究团队采用基于推扫式结构的高光谱成像仪,覆盖波段 400 ~ 1 000 nm,光谱分辨率约 3.5 nm,选取 108 个连续窄带进行采样。为了排除仪器响应非线性引起的辐射偏移,在采集前以标准白板进行辐射定标,并记录白板的反射率曲线,以便后续实现从数字量化值到反射率的转换。成像系统安装在固定支架上,垂直俯视水面,视场角约 25°,保证了成像区域在几何意义上的正射对应关系。每个采样场景均覆盖 100 像元 × 100 像元的区域,形成空间分辨率与光谱分辨率兼顾的小幅高光谱数据块。目标物体选取了铁、石块和橡胶三种典型材料,分别代表了镜面高反射金属、漫反射矿物和强吸收性弹性体三类截然不同的光学表面特性。实验中,研究者将目标分别放置于 2 m、2.5 m、3.1 m 等七个不同深度,并同步测量水体的透明度、温度及悬浮颗粒浓度,以建立光谱反射与水深及介质特征的多维对应关系。

从科学意义上看,NPU-Pool 数据集的价值主要体现在三个方面:第一,它在严格受控的实验条件下提供了浅水光谱退化的可重复参考,为分析

水深、散射与吸收之间的定量关系提供了实验依据;第二,该数据集为光谱恢复算法、端元分离模型及辐射传输仿真提供了标准化输入;第三,通过多深度、多材质组合设计,它揭示了不同物质在水下光谱畸变的差异特性,为后续研究提供物理先验。但与此同时,NPU-Pool 数据集的局限也较为明显。由于实验在静态水体与均匀光照条件下进行,环境复杂度有限,无法反映自然水体中由波浪、流速、悬浮颗粒时变引起的光谱扰动。背景光场高度稳定,缺乏非均匀照度与多路径散射造成的真实噪声特征,导致基于该数据训练的模型在迁移至实际近岸环境时可能出现性能下降。因此,该数据集适合作为机理分析与模型验证的起点,但并非面向复杂场景算法评测。

### 1.2.2 NPU-Sea 数据集

NPU-Sea 数据集<sup>[29]</sup>由西北工业大学团队在 NPU-Pool 实验的基础上进一步扩展,旨在验证高光谱成像技术在真实近岸海水条件下的可行性与稳健性。实验地点位于海南三亚近岸海域,选取水体透明度较高、底质平坦的区域,以尽可能减小外部环境变量的不确定性。数据采集时间为正午前后,太阳高度角较高,以减少海面镜面反射对成像的干扰。与室内实验不同,实海条件下的水体具有明显的时变性和非均匀性,悬浮颗粒浓度、光照强度及水面扰动均随时间动态变化,这使得该数据集在真实光学退化的表征方面具有更高的研究价值。

实验采用与 NPU-Pool 相同的高光谱成像仪,波段覆盖 400 ~ 780 nm,光谱分辨率约 3.5 nm,设置 108 个连续谱段。成像平台为固定支架或岸基滑轨,探测器距水面约 1.5 m,成像视角近似垂直。目标为标准铁板,分别置于 0.8 m 与 3.0 m

两个深度,用以分析不同深度下的反射信号衰减规律。铁板表面采用哑光处理,以减弱镜面反射带来的非均匀性。在成像过程中同时使用辐照计监测入射光强,并测量水体表层与底层的温度、盐度及悬浮颗粒浓度,为后续的物理建模提供辅助参数。

NPU-Sea 数据集的重要意义在于,它提供了受控机理实验与真实海洋场景之间的过渡样本。通过对比分析该数据集与 NPU-Pool,可以清晰识别光学模型在实验条件与实海条件下的差异,为辐射传输模型的修正与参数再估计提供依据。此外,该数据还可用于研究波动性水面引起的空间几何失真与光谱混叠问题,对后续算法的稳健性验证具有现实意义。然而,该数据集的局限性也十分明显。首先,目标种类单一,仅包含铁板这一金属目标,无法体现不同材质在光谱退化上的差异性;其次,实验场景数量有限,未涵盖不同海水浑浊度或底质类型的变化;最后,数据集尚未公开,缺乏跨团队的重复验证。总之,NPU-Sea 数据集在从机理验证到实海观测过渡的阶段具有里程碑意义,但在数据丰富度与可复现性方面仍有提升空间。

### 1.2.3 HNU-UTD 数据集

HNU-UTD 数据集<sup>[30]</sup>由湖南大学团队建立,是国内最早利用无人机平台开展近岸高光谱水下目标观测的实海实验之一。其研究目标在于验证无人机搭载高光谱传感系统在复杂海岸环境中的可操作性,并探索多底被、多目标条件下的光谱分离与反射率恢复问题。

数据采集地点位于山东青岛与山东东营两处近岸海域,选取水质清澈、底质复杂且具代表性的观测区域。无人机平台采用推扫式高光谱成像系统,覆盖波段 400 ~ 780 nm,光谱分辨率 2.2 nm,包含 270 个窄带。为确保稳定的影像质量,研究团队在每次飞行前后均进行辐射定标,使用标准白板与黑板分别校正传感器的增益与偏置。无人机飞行高度约 40 m,航速约 3 m/s,沿岸线方向进行多条航带成像,单条影像覆盖范围约 405 像元 × 430 像元,局部精裁得到 250 像元 × 250 像元的研究样本。

场景中包含消波块、水泥结构与自然藻类植被等多类地物,形成典型的“人工构筑物 - 自然底被混合环境”。在此类场景中,不同目标间的光谱特征差异被水体吸收与散射显著削弱,导致混合像元普遍存在。研究者通过对比不同区域的光谱曲线发现,水泥与藻类在可见光短波区(450 ~ 550 nm)存在部分交叠,但在红光及近红

外波段(650 ~ 850 nm)仍保持一定区分度,说明多波段融合分析在浅水区域仍具备可行性。

HNU-UTD 数据集的重要贡献在于首次在无人机平台上实现了近岸水下目标的高光谱成像,并系统展示了空间高分辨率与光谱精细采样的结合效果。相较于地面或固定平台成像,无人机航测可在短时间内覆盖更大区域,显著提高近岸环境监测的时空效率。该数据集还为后续的目标检测与光谱反演研究提供了多底被混合条件下的典型样本。然而,该数据集的局限性在于:其标注体系尚不完善,缺少水深、透明度与悬浮颗粒浓度等物理参数的同步记录;观测时间主要集中于晴朗天气下的正午时段,缺乏光照变化条件下的多时相样本。因此,HNU-UTD 数据集在高光谱近岸观测的可行性验证与多底被条件建模方面具有开创性意义,但仍需在数据规模与物理一致性方面进一步完善。

### 1.2.4 ATR2-Lake 数据集

ATR2-Lake 数据集<sup>[31]</sup>由国防科技大学采集,属于浅水环境下的标准化无人机高光谱样例,主要服务于水深反演与底部反照率建模研究。实验地点为湖南浏阳千鹭湖,水体清澈、浊度低,适合浅水光谱传播特性观测。

成像系统波段范围 400 ~ 1 000 nm,光谱分辨率 2.2 nm;目标为黑色金属板,放置深度为 1.0 ~ 3.0 m。无人机飞行高度约 40 m,空间分辨率可达厘米级。数据以若干小幅样本块形式提供,典型尺寸为 242 像元 × 341 像元、255 像元 × 261 像元与 137 像元 × 178 像元。实验采用标准白板和灰板进行辐射校正,并使用便携式光谱仪同步采集参考反射率曲线。ATR2-Lake 数据集的独特之处在于其严格的实验记录与高质量的物理标定。研究团队在每次飞行时均记录大气条件、水温、水体透明度及太阳高度角,并通过实地测深仪校准目标实际深度。该数据集首次在淡水环境下实现了“遥感反射率 - 固有光学参数 - 目标反照率”的联合测量,为物理模型验证提供了高可信度的实测依据。

ATR2-Lake 数据集在标准化实验流程与物理一致性方面表现突出,为后续大型多场景数据集的构建提供了规范参考。然而,其目标类型仍以金属为主,未覆盖多材质组合场景,限制了对复杂底质的泛化研究。

### 1.2.5 ATR2-HUTD 数据集

ATR2-HUTD 数据集<sup>[32]</sup>是目前最具代表性的高光谱水下目标检测综合基准,同样是由国防科

技大学团队构建。该数据集首次系统整合了湖泊、河流与海湾三种典型水体类型,实现了多水域、多材质、多深度条件下的统一采集与标准化记录。其目标是构建一个既符合物理机理又具有算法验证价值的大规模实测数据体系。

采集平台为无人机搭载高光谱成像系统,波段范围400~1 000 nm,光谱分辨率2.2 nm。影像幅面大,典型尺寸为2 304 像元×640 像元、3 536 像元×640 像元与3 171 像元×640 像元,空间分辨率分别为5.55 cm(湖泊)、4.63 cm(河流)与2.78 cm(海湾)。每次外业均记录日期、气象条件、太阳高度角、飞行高度、目标位置与水深,并同步采集参考光谱与水体固有光学参数,确保数据的物理一致性。

1)湖泊子集(千鹭湖):目标包括黑色塑料板(放置深度为1.69 m、2.74 m)与深蓝金属板(放置深度为0.91 m、1.28 m),飞行高度60 m。湖泊水体清澈,主要用于浅水光谱衰减规律验证。

2)河流子集(湘江):水体浑浊度高,含沙量大,目标为黑色塑料板(放置深度为1.97 m、1.89 m)与黑色金属板(放置深度为1.15 m),飞行高度50 m。该子集可反映散射主导型水体下光谱畸变特征。

3)海湾子集(亚龙湾):目标为黑色与黄色木板(放置深度为0.64 m、1.48 m、1.35 m),飞行高度30 m,环境光照强、波动显著,代表典型的动态近岸场景。

ATR2-HUTD数据集的科学价值体现在三个方面:第一,它实现了跨水域的物理一致性采集,在不同介质条件下能保持统一仪器、统一标定与统一格式,为算法比较提供了可靠基准;第二,数据集整合了多种目标材质(金属板、塑料、木板),覆盖典型反照率差异区间,可用于多类别目标检测与光谱分解研究;第三,该数据集详细记录了现场参数,可支持基于物理机理的退化建模与反演算法验证。

研究团队在论文中<sup>[32]</sup>还系统分析了数据中存在的挑战:例如,不同水域的悬浮物含量与折射率差异导致跨场景光谱分布偏移,传统的光谱归一化方法难以完全消除;此外,海湾子集的表面波纹与气泡对反射率测量造成随机噪声。针对这些问题,作者提出了多尺度配准与物理约束的预处理策略,以保证数据的可用性。

总体而言,ATR2-HUTD数据集在数据规模、物理记录完整性与场景多样性方面均达到目前该领域的最高水平,为后续研究提供了系统化、可扩

展的实测基准,也标志着高光谱水下目标检测从单场景验证向综合体系评测的过渡。

### 1.2.6 小结

纵观上述数据集,现有工作呈现从“理想受控实验”向“复杂自然场景”演进的显著趋势,且在场景复杂度与物理标注完整性上存在互补差异。具体而言,NPU-Pool与ATR2-Lake虽场景相对静态或单一,但提供了详尽的同步物理参数(如水深、悬浮颗粒浓度及标准板参考光谱),为基于辐射传输方程的机理验证与物理反演提供了严谨基准。相比之下,HNU-UTD涵盖了人工构筑物与自然植被的混合底质,场景复杂度最高且存在严重的光谱混叠,虽然物理参数记录有所欠缺,但最接近真实近岸作业环境。

这种差异决定了各数据集在算法评测中的适用性:若研究侧重于物理驱动的光谱恢复与参数估计,应优先选用NPU-Pool或ATR2-Lake以确保物理一致性;若侧重于数据驱动的目标检测算法在复杂背景下的泛化能力与抗误报性能,HNU-UTD与NPU-Sea则提供了更具挑战性的实测样本。未来研究需根据算法对物理机理依赖程度及对环境扰动鲁棒性的不同需求,合理选择或组合使用上述基准数据。

## 2 关键技术与方法进展

水下高光谱目标检测的研究已从早期以物理建模为主的探索阶段,逐步演进为兼具机理约束与学习表达的多层次体系。这种发展并非单纯顺着时间自然演变,而是由应用需求升级和方法瓶颈双重驱动:随着近岸场景愈发复杂、任务从定性识别走向定量反演与在线监测,单一依赖解析模型难以同时兼顾复杂水体条件、跨区域泛化能力与运算开销,迫使方法在保持物理可解释性的前提下不断引入数据驱动和特征学习机制。方法的发展经历了从基于光谱预测或复原的机理建模、到基于波段选择的特征约简、再到基于像素分类的监督判别与基于特征构建的潜在空间塑形的系统化演进。各阶段方法虽侧重点不同,但其共同目标均指向在复杂水下环境中保持目标与背景的光谱可分性,并以可解释、可验证的形式实现稳健检测。值得注意的是,本文对无人机载高光谱遥感图像水下目标检测方法的归纳,并非依据具体模型结构或是否采用深度学习框架进行机械划分,而是依据各类方法在检测流程中的主导作用环节进行归类。具体而言,不同方法的主要创新分别作用于目标光谱推断、退化光谱恢复、输入波

段筛选、像元级直接判别以及判别特征构建等不同环节。需要说明的是,部分方法在实现层面可能同时涉及多个处理过程,因此不同类别之间并非严格互斥;本文主要依据其核心创新的主要落脚点进行归类,以突出不同技术路线在检测机制上的侧重点。如图 3 所示,最早的基于光谱预测的方法<sup>[33]</sup>以浅水辐射传输机理为理论主轴,通过对水深、吸收与散射系数等参数的物理刻画,将地面目标光谱映射为与特定水体条件相一致的“水下响应谱”,并据此完成光谱匹配或统计判别。这一范式在先验参数可靠的条件下,确立了“由物理规律约束的预测-判别一体化”框架,使检测过程在样本稀缺的条件下依然保持可解释性与可检验性。然而在水体参数空间高度不确定、环境时空变化剧烈的近岸场景中,预测模型容易因参数误差积累而劣化,难以满足高精度与跨场景应用需求。随后发展的基于光谱复原的方法<sup>[31]</sup>则将重点从“推算目标的水下表现”转向“恢复其本征光谱”,旨在削弱水体条件不确定性对检测环节的直接影响。通过解析与学习协同的设计,使地面先验谱、水下等效谱与判别统计量在统一优化框架内实现联动,从而在模型端兼顾物理一致

性与数据自适应能力。在此基础上,基于波段选择的方法<sup>[30]</sup>针对高光谱数据维度高、冗余大、实时处理压力重的现实问题,引入“信息最优与冗余最小”的特征筛选思想,围绕水体吸收特征与目标-背景区分度挑选最具判别性的波段子集,在保持检测性能的同时显著降低计算与存储负担,为无人机等算力受限平台上的部署创造条件。基于像素分类的方法<sup>[28]</sup>进一步将检测任务直接表述为像素层面的二分类判别,以适应近岸应用中“目标类型增多、场景多样化”的需求,借助光谱校正、特征提取与分类器学习实现从实验室可行性验证到水下现场应用的跨越,并通过引入迁移学习与域自适应机制,在样本有限和分布不一致的条件下仍能维持稳定性。最新的基于特征构建的方法<sup>[34]</sup>则从根本上改变问题建模的范式,不再将检测任务转译为复原或分类,而是以目标-背景的可分性为首要准则,通过学习判别空间的几何结构,使检测在所构建的潜在表征空间中直接完成,回应了对高维复杂场景下统一建模和端到端优化的需求,体现了从物理建模到判别空间塑形的完整方法学闭环。

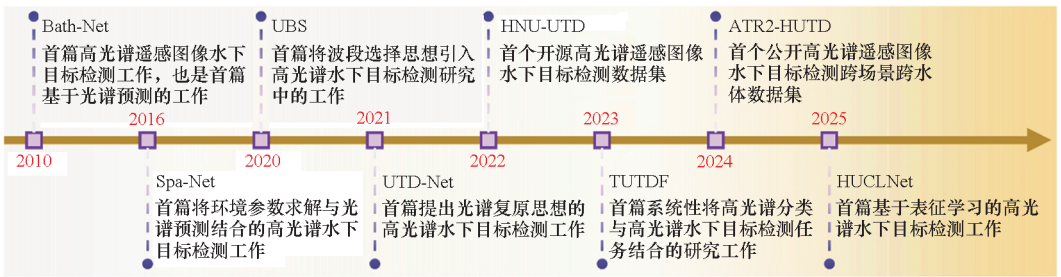


图 3 无人机载高光谱遥感图像近岸水下目标检测研究发展脉络

Fig. 3 Research development of UAV based hyperspectral remote sensing imagery for near-shore underwater target detection

水下高光谱目标检测技术的演进体现出由解析机理到学习表达、由分步求解到任务闭环的整体趋向。其背后对应着从数据匮乏到数据日益丰富、从离线验证到工程应用落地的需求变化。不同范式之间并非割裂,而是在理论逻辑与实践应用上形成递进关系:早期方法强调物理机理和可解释性,中期方法在复杂环境与算力约束的牵引下引入特征约简与监督判别,最新方法则试图通过特征构建统一处理光谱、空间与场景差异,共同构筑了从光谱预测、光谱复原到特征构建的完整方法体系。以下各节将围绕这一演化脉络,对代表性研究进行系统梳理与分析,以揭示不同阶段技术的核心思想与关键进展。

## 2.1 基于光谱预测的水下目标检测方法

### 2.1.1 方法概述

近岸浅水环境中,入射辐射在水体内经历吸收与散射的耦合作用,导致目标在各波段的能量分布与谱形结构产生系统性偏移,地面或实验室条件下的标准反射率因而难以直接迁移用于水下识别。在此背景下,如图 4 所示,基于光谱预测的水下目标检测以辐射传输机理为主线,通过对水体固有光学参量、水深与观测几何进行物理化刻画,获得可解释的成像条件表述;随后将地面目标光谱映射为与特定水体与深度相一致的水下响应谱,并在观测影像中实施匹配或统计判别。由“成像条件-光谱映射-判别推断”构成的闭环,使检测过程在样本稀缺场景下仍具有可用性与可

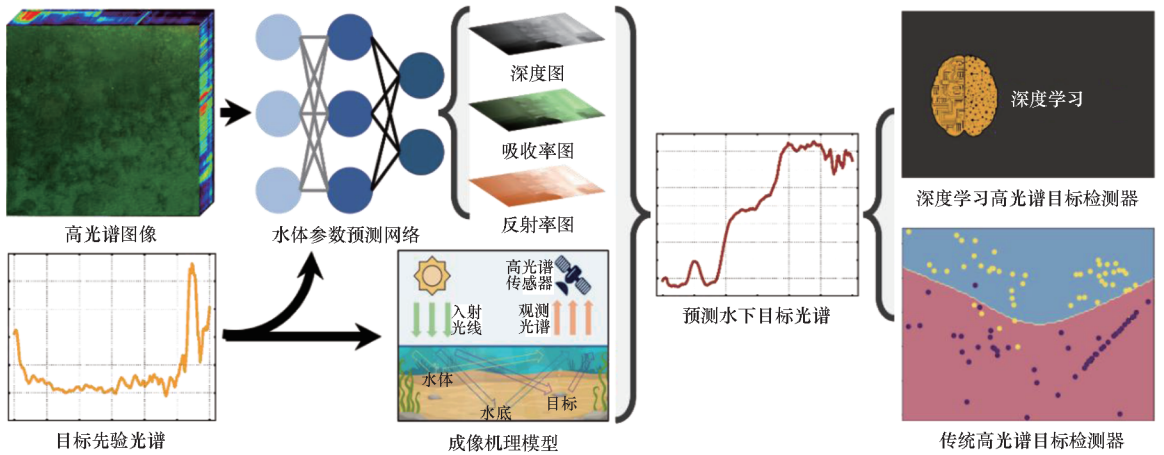


图4 基于光谱预测的水下目标检测方法示意图

Fig. 4 Illustration of underwater target detection method based on spectral prediction

检验性,相较于直接学习范式,更易进行误差分解、不确定性量化与跨场景外推。

在此流程之上,研究进一步面向复杂、时变的近岸环境引入水质自适应与参数联合反演,以在线估计水体环境固有参数,减弱环境不确定性引发的谱形偏置;同时,将光谱信息与空间结构纳入统一特征表达,提升对小尺度目标、复杂水底组成与非均匀水体条件的适应力。值得强调的是,近年来的工作逐步形成解析模型与数据驱动学习的协同框架:一方面以可微化的物理约束连接深度网络与成像机理,使水深、衰减强度与谱形校正统一优化中联动求解;另一方面在保持物理可解释性的同时,利用特征构建扩展特征空间的目标-背景可分性,兼顾稳健性与泛化能力。

顺着此演进脉络,方法体系正由“解析为纲、学习为辅”走向“物理先验与学习机制的深度融合”。前者确保模型对成像条件与谱域表征的可解释控制,后者提供跨域迁移与复杂背景下的自适应能力;两者的耦合使水下目标检测在近岸浅水的真实应用中能获得更高的可复现性与可拓展性,并为后续联合反演、主动不确定性估计与弱标注学习等方向奠定结构化的研究基础。

### 2.1.2 关键技术

在基于光谱预测的水下目标检测脉络中,Jay等<sup>[33]</sup>(2010年)首次将浅水辐射传输机理以可推导、可检验的方式嵌入判别过程,建立了“地面反射率到指定水体与水深下的水下观测反射率”的定量映射,并据此构造与物理机理一致的检测统计量。其核心不再是将观测与“理想目标谱”直接匹配,而是先依据成像机理计算目标在特定水体条件下的“等效观测谱”,再进行判别,从源头

抑制由传播造成的光谱畸变。该工作奠定了可推广的结构化范式:以辐射传输为主线,将“成像条件的物理刻画-目标光谱的环境映射-统计判别”贯通一体,并回答了“地面光谱能否直接充当水下先验”的根本问题。基于此,后续研究形成两条关键扩展接口:其一,面向未知或时变水体的水质自适应与参数联合反演,减弱环境不确定性引起的系统偏差;其二,将可微物理先验与可学习映射耦合,使水深、衰减强度与光谱复原在统一优化框架中协同求解。上述贡献使其成为该方向的标志性起点,并对后续方法演进产生持续影响。

继Jay等提出以成像机理引导的“预测-判别”框架后,Gillis<sup>[35]</sup>(2016年)在此基础上引入谱域几何建模,推动了方法从“解析补偿”向“物理-数据协同”的扩展。其核心观点是:水下传播不仅带来能量衰减,更在高维谱域诱发非线性形变,使目标与背景在观测空间呈现具备几何结构的分布差异;仅依赖解析模型的线性校正难以恢复这类关系,因而需在物理约束下引入几何表征机制。具体做法是,先由辐射传输方程在不同水深与水质条件下生成目标的预测光谱,形成刻画“可达谱域”的理论样本集;再将该集合与实测影像联合嵌入高维光谱空间,通过非线性降维与流形映射提取内在几何关系,在低维子空间完成目标与背景的分离。与基于光谱相似度的直接匹配不同,该框架通过学习目标在不同退化条件下的流形结构,实现了对光谱畸变的自适应补偿。其贡献在于以几何视角连接辐射传输建模与特征学习,为后续结合深度表征、谱-空间耦合与自适应流形约束的检测方法提供了可延展的思路。

在“机理驱动预测-判别一体化”确立之

后, Eken 等<sup>[36]</sup> (2018 年) 将该思路推进为可执行的工程流程。研究以“先校正、后匹配”为主线, 先用辐射传输模型反演浅水场景的关键光学参数, 显式分离水体对光谱的影响; 再将空气中测得的目标反射率映射为与当前环境一致的水下等效光谱, 并据此开展判别。与直接依赖实验室标准谱不同, 此处的检测模板与观测条件在物理层面保持一致, 从源头降低由水体变化引起的谱失配。在实现层面, Eken 等以环境参数估计 - 等效光谱重建 - 统计判别构成闭环: 先完成水柱反演, 再生成与环境一致的目标光谱模板, 最后结合光谱角映射与协方差加权匹配实施检测。该流程在光学条件多变的近岸场景中表现出较高稳定性, 既保留了物理约束的可解释性, 又具备工程可落地性, 为面向无人机平台与多时相观测的研究提供实践基础。

在近岸场景对环境表征要求提升的背景下, Qi 等<sup>[37]</sup> (2021 年) 提出将“水深估计 - 光谱复原 - 目标判别”纳入同一学习过程的自改进框架, 不再将水深视作外部先验。方法以少量高置信像元为引导, 在浅水成像机理约束下完成初始深度估计, 并据此生成与当前条件一致的等效光谱与训练样本, 训练判别分支完成识别; 随后利用判别输出更新引导集合与深度场, 两分支在循环中协同收敛, 实现样本净化与环境修正的同步推进。具体实现上, 框架以“机理嵌入”的自编码结构实现深度估计, 以监督式分类网络完成目标判别。两者通过“引导样本 - 深度估计 - 光谱预测 - 判别输出”的闭环交替更新参数与样本集。相较“先校正、后匹配”的串行流程, 该方案将环境估计提升为决策核心, 通过协同优化同时增强光谱复原的准确性与检测稳定性, 体现了从机理驱动到机理 - 数据融合的自然演进。

在水下高光谱检测由模型驱动向特征学习过渡的阶段, Xia 等<sup>[38]</sup> (2021 年) 提出以“参数域分离”替代“谱域匹配”的思路: 不再直接以观测光谱作为特征, 而是借助准解析辐射传输反演获取具有物理含义的环境参量, 并在该低维空间完成判别。具体做法是以离水辐射为输入, 反演水深与底部反照率两类关键参数; 目标的存在会改变局部光场, 使反演深度偏大、反照率升高, 在二维参数空间形成与背景可分的聚类结构, 实现无监督区分。与传统方法相比, 该路径的创新在于重定义特征表达: 以反演输出为特征载体, 在保留物理可解释性的同时显著降低维度与噪声敏感性, 尤其在多光谱受限或混合像元占比高的场景下表

现更稳健。该研究将光谱预测思想延展至参数特征层, 提供了兼具可分性与泛化性的表征路径, 并为后续的“反演算法 - 数据驱动”融合奠定基础。

随着研究由解析模型走向“机理 - 学习并行”的复合范式, Li 等<sup>[29]</sup> (2023 年) 提出的光谱 - 空间 - 水深联合框架可视为基于光谱预测思路的阶段性收束。其出发点是: 单纯依赖光谱预测或参数反演虽能刻画水体衰减, 但难以利用空间结构与水深信息的协同特征。因此, 需在光谱维、空间维与深度维上建立统一的表征与推理。方法上, 该框架以辐射传输原理为先导, 以多水质、多深度的模拟数据补足训练域, 使模型获得对衰减规律的环境适应能力; 网络在光谱与空间两条支路之外增设深度估计分支, 并将其输出在判别阶段作为动态约束引入特征融合。特征提取采用三维卷积获取局部光谱 - 空间耦合, 再以二维卷积分层融合, 使目标与背景在联合特征空间中形成更清晰的可分表示。相较早期“显式校正 - 再判别”的流程, 该方法通过可学习结构将机理约束内化为隐式先验: 水体衰减、深度变化与空间邻域关系被统一编码于端到端优化中, 在复杂近岸环境下能获得更高的稳定性与跨场景泛化能力。该工作将光谱预测由独立环节提升为网络内生约束, 体现了从解析预测走向机理与数据深度耦合的进阶路径。

### 2.1.3 方法总结

围绕“先基于机理获得水下等效光谱, 再据此完成判别”的思路, 相关研究已从早期的浅水辐射传输 - 判别一体化范式, 发展到引入几何结构与深度估计的机理 - 数据协同框架; 其核心目标始终是以物理规律为纽带, 建立地面光谱与水下观测之间的稳定映射, 并将这一映射直接服务于决策环节。该脉络在可解释性与可迁移性方面形成了清晰的优势, 但同时也暴露出对环境参量与场景差异的敏感性。

优势主要体现在三点: 其一, 物理可解释性明确。通过将辐射传输规律显式纳入建模, 目标光谱与环境参量之间的对应关系可被追溯与验证, 便于误差来源分析与机制层诊断。其二, 数据需求相对友好。依托地面光谱与少量现场信息即可生成与情境一致的等效谱, 缓解水下标注稀缺带来的训练瓶颈。其三, 框架具备良好扩展性。水质自适应、参数联合反演、深度估计与光谱 - 空间融合等模块能够在既有范式下逐步叠加, 提升在多场景、多底质与多深度条件下的适应力。

在不足方面, 最突出的制约在于环境描述误

差的放大效应。固有光学参量、光的角向散射分布、水面与底界面反射特性以及入射光照条件一旦估计偏差,便会在光谱映射过程中被逐级放大,从而削弱检测结果的稳定性。这一问题在近岸高时变、强非均匀的场景中尤为明显。此外,早期方案多聚焦浅水与单一材质,跨水体、跨季节与多底质条件下的稳健性仍有不足;即便在融合深度学习之后,若训练样本的环境覆盖不足,模型仍可能出现域外退化。再者,等效谱生成与判别常以串行方式实现,当环境估计与目标检测存在耦合时,误差传播难以避免。

综上,基于预测的路线以其机理可解释与数据友好两大特性,奠定了水下高光谱目标检测的关键基座。面向真实近岸环境的复杂性,下一阶段的突破有赖于“机理可微化-不确定性约束-时空耦合-自监督学习”的协同推进,在保持物理可信的同时,获得跨场景、跨时相的稳健泛化能力。

## 2.2 基于光谱复原的水下目标检测方法

### 2.2.1 方法概述

近岸浅水场景中,目标光谱在水体的传输中经历能量衰减、谱形压缩与背景散射叠加,致使观测谱与目标本征谱产生难以忽略的系统偏差。基于光谱复原的检测范式由此确立其中心思想:从畸变观测中尽可能重建或分离目标的本征响应,并将其与理想先验建立可检验的对应关系。具体流程如图5所示,该方法首先针对观测影像中受水体影响的光谱信号进行校正,尽可能减弱吸收、散射及背景反射等因素的干扰,以恢复更接近目标真实反射特性的光谱响应;随后,以实验室条件下采集的理想目标谱为参照,通过光谱距离度量实现对齐与判别。上述“复原-先验对齐-判别”的实现流程具有良好可解释性:一方面,物理与先验知识被显式嵌入推断链条;另一方面,即便在弱小目标、标注稀缺与水质不确定的条件下,流程仍能保持可用性与可检验性。

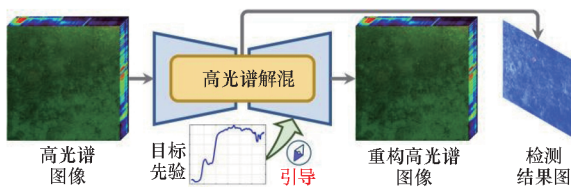


图5 基于光谱复原的水下目标检测方法示意图

Fig. 5 Illustration of underwater target detection method based on spectral restoration

围绕“如何复原”这一关键环节,当前实践主

要呈现两条互补的技术路径,并在复杂背景下形成协同。其一为以解混为核心的分离式建模:将水下观测表示为水体、底质与目标等端元的加权组合,在可解释约束下联合估计端元与丰度,并以丰度或重建残差构造检测指标。其二为以生成式复原为核心的联合式建模:通过条件生成模型学习“畸变-本征”的光谱映射,在物理要素与成像条件的软约束下恢复近似本征谱,并以多任务损失将复原与检测耦合优化,使“为检测而复原”在训练阶段得到直接体现。相较于单纯分离式方案,联合式方法在噪声增强、浑浊升高与观测几何扰动下,能够更有效地弥补实验室先验与真实水下谱之间的域间偏差;同时,分离式结果(如丰度图或残差图)又可作为生成式网络的结构先验,形成闭环互促。

### 2.2.2 关键技术

在基于光谱复原的研究脉络中, Qi 等<sup>[39]</sup> (2021年)提出的 UTD-Net 以“物理约束的光谱解混”为核心,开创性地将端元-丰度的可解释变量引入深度网络。其出发点是对水下像元成分的再刻画:观测光谱并非来源于“目标谱经衰减的单一变形”,而是水体上行辐射与底部反射的混合,混合比例受吸收、散射与水深共同决定;检测因而可表述为受物理约束的“信号分离-度量判别”过程。UTD-Net 将线性混合模型与浅水辐射传输方程融合为可学习框架,并在网络中显式保留端元与丰度以确保可解释性。得益于上述机理-学习耦合设计,UTD-Net 在未知水质与多水深条件下能保持稳定的谱分离与判别能力,实现了从“解析建模”到“可解释深度优化”的有效过渡。更具方法论意义的是,UTD-Net 将水下光谱复原与目标检测视作统一任务,而非前后独立的两步计算。这种联合求解的思想,突破了以往“先复原、后匹配”的链式流程,使得模型能够直接从观测数据中学习目标光谱的可变形特征,并自动适应不同水体环境。UTD-Net 的提出为水下高光谱目标检测提供了首个“物理约束-学习协同”的完整框架,被普遍视为光谱复原范式下水下目标检测的转折性成果,为解析模型向学习化融合体系的过渡提供了清晰的技术基线。

在 UTD-Net 的“解混-复原-判别”脉络上, Liu 等<sup>[31]</sup> (2024年)提出 NUN-UTD,将线性可解释的分离推进为面向近岸复杂环境的非线性复原。其出发点是:在浑浊水体、底质多样且信号极弱时,水下光谱叠加已显著偏离线性假设,需在模型中引入非线性机理与先验保持机制。为此,

NUN-UTD 以“目标先验保持 + 伪混合约束”重构训练逻辑:在编码 - 解码体系内固定目标端元并做局部微调,持续保留弱信号的可辨特征;同时用线性混合生成伪混合像元,经非线性解码变换形成可控样本,增强对水体 - 目标差异的学习。网络采用加性重建后置非线性映射的解码结构,以描述多次散射与吸收 - 反射耦合造成的谱形非线性,并在损失中加入对数方差稀疏以维持丰度的物理稀疏性。由此,端到端训练可同时完成端元初始化、弱信号保持与判别增强,避免无约束学习导致的端元失真与目标淹没。NUN-UTD 将“线性物理约束的解混检测”升级为“非线性自适应的谱复原检测”,使光谱预测思想在复杂近岸场景中实现扩展,并为后续的生成式伪混合、可微物理约束与多目标联合检测提供了清晰路径。

在非线性解混奠定“可解释复原”理论基础后, Li 等<sup>[40]</sup> (2024 年) 提出条件扩散驱动的联合框架 JURTD, 将“观测退化 - 生成复原 - 检测判别”嵌入同一框架。其要点是以主成分影像为条件, 利用扩散过程生成“可变光谱图像”, 在观测域构建光谱扰动空间, 以分布方式刻画随水深与水体光学特性变化的谱形偏移。网络采用双支路编码与多尺度融合, 上支路保留结构信息, 下支路表征扰动特征, 双解码分别输出复原影像与检测概率, 联合损失使复原与检测协同收敛。方法学上, JURTD 将扩散视作生成先验嵌入检测体系, 实现光谱变异建模与任务级联合优化: 复原由确定性反演转为分布式推断, 更贴近成像物理, 并在复杂水质、动态光照与水深梯度下保持稳定泛化。

在“可解释分离”与“分布式谱变”两路并进的背景下, Li 等<sup>[41]</sup> (2025 年) 提出 HUTD-Net, 以端元 - 丰度为中介, 将“谱形校正、先验对齐、判别输出”整合于同一可训练框架, 减小串联误差。模型采用“线性主干 + 非线性补偿”: 线性部分承载可追溯的物理语义, 非线性通道吸收多次散射与界面耦合残差, 从而放大弱目标的谱差。检测阶段依据实验室先验与估计端元的谱相似性对丰度自适应重标定 (兼顾幅值与谱角), 强化目标相关分量、抑制背景。为补足空间与纹理线索, 设置并行分支从原始影像提取光谱 - 空间特征, 并与解混结果融合输出概率图。训练采用重建与判别的联合损失, 使“为检测而解混、以解混助检测”在同一路径收敛。总体上, HUTD-Net 在保持物理可解释性的同时可实现一体化优化, 体现了向“物理变量驱动联合学习”的推进, 并为将可微辐射传输与端元更新进一步统一奠定了基础。

在“解混 - 复原 - 判别”框架基础上, Aala 等<sup>[10]</sup> (2025 年) 的 SVHAE 将关注点由单次复原转向“光谱扰动”的可学习表征: 不把畸变视为噪声, 而视为由吸收、散射与界面耦合共同驱动的可规约统计结构。为此, 模型在同一域内联合优化分离、复原与判别。使谱变性直接进入建模目标。结构上, SVHAE 采用“编码器 + 并行解码器”。编码器直接输出丰度与检测图, 贯通分离与判别。解码端设线性与非线性两条重构路径: 线性分支以端元与先验维系可解释的线性组合; 非线性分支吸收多次散射与交互项引起的高阶扭曲, 最终在谱域合成等效重建。为避免弱目标被稀释, 线性权重对目标端元实施先验保持并以低学习率微调, 保证检测证据稳定传递。目标函数采用三元复合损失, 分别约束分布一致性、振幅偏差与几何相似性, 从统计与几何两层面逼近真实水下响应。得益于端元丰度变量、先验保持与并行重构在同一梯度通道内的统一优化, SVHAE 平滑分离、复原与判别的接口, 在复杂近岸环境下能获得更稳健的检测表现, 并为后续将可微辐射传输与端元不确定性嵌入任务级优化提供了理论基础。

### 2.2.3 方法总结

围绕“先得到与情境一致的水下等效光谱, 再据此完成判别”的主线, 研究已从解析式的浅水辐射传输与判别耦合, 逐步凝练为机理与数据协同的统一求解: 一端以解混变量承载可解释的谱级证据, 另一端借助生成或条件式建模吸收由深度与水质诱发的谱形变动, 并通过联合损失把复原误差与判别误差纳入同一优化通道。其核心旨趣未改, 即以物理规律为纽带建立“地面先验谱 - 水下等效谱 - 判别统计量”的稳定映射, 并让该映射直接服从任务目标优化。

此脉络方法的主要优势在于其以物理规律为核心约束, 将目标谱形与水体环境之间的因果关系纳入可解释的建模框架。该类方法通过在辐射传输机理下重建与实际情境一致的水下等效光谱, 使检测过程从观测层回溯到物理成因层, 保证了谱级证据的可追溯性与结果的机理一致性。得益于这种“以复原促判别”的设计, 模型能够在样本稀缺或环境未知的条件下保持稳定性能, 具有良好的可迁移性与可检验性。此外, 光谱复原方法在结构上易于与解混、深度估计及水质反演等模块协同扩展, 可在统一物理框架内实现从光谱恢复到目标判别的闭环优化, 从而在近岸复杂环境中兼顾可解释性、稳健性与泛化能力, 体现出较高的理论完备性与工程适用价值。该路线以“机

理可解释+学习自适应”的复原-判别一体化为框架支点,已经在证据可追溯性、标注压力缓解与谱变吸收方面形成了较稳定的优势。

### 2.3 基于波段选择的水下目标检测方法

#### 2.3.1 方法概述

近岸浅水高光谱影像在光谱维度上既“高维”又“不均”,一方面包含大量冗余,另一方面受水体吸收与散射的选择性作用而产生偏移。基于波段选择的方法据此将“全谱参与”的常规做法转化为“以更少且更准的谱段支撑检测”:如图6所示,先从候选波段中筛选出具备高目标-背景区分度且对复杂水体背景干扰具有强鲁棒性的波段集合,然后据此构建轻量判别器,在保持精度的同时显著降低计算与存储开销。

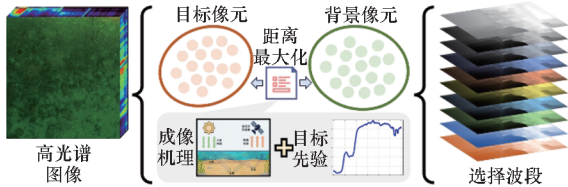


图6 基于波段选择的水下目标检测方法示意图

Fig. 6 Illustration of underwater target detection method based on band selection

沿发展脉络看,研究主要呈现两条互补思路:其一侧重机理驱动,依据水深、衰减强度与观测几何等成像要素为波段建立物理评价标尺,优先保留可稳定表征“目标在给定水体中的等效响应”的谱段,从源头抑制环境不确定性引发的谱形漂移;其二侧重数据驱动,围绕目标与复杂背景在观测域的代表性差异,直接度量各波段的可分性与冗余性,形成少量互补的特征组合,使模型在弱目标与复杂背景场景中依旧具备稳健的探测能力。在实现层面,波段选择可作为独立前端,对已有检测方法进行光谱维度的简化与性能增强;亦可与后端判别器协同设计,把对可分性与稳健性的权衡前移至波段选择阶段以实现统一优化。前者强调可移植性与实现效率,便于嵌入不同检测框架;后者突出将任务约束前置,使特征选择与判别目标保持一致。

总体而言,该路线将“谱段取舍”前置并显式化,以少量更贴合成像机理与任务可分性的波段替代对全谱的依赖,在近岸真实场景中取得更优的精度-效率平衡,并为后续下游任务提供更可靠的光谱信息输入。

#### 2.3.2 关键技术

Fu 等<sup>[42]</sup>(2020年)奠定了水下检测中的任

务驱动波段选择框架。其核心是在筛选过程中引入“约束的目标最优指数因子”,将光谱信息量与目标响应度统一建模,从“全谱参与”转向“少而准”的特征波段保留。方法以约束最小方差为理论支点:先以方差优先评估单波段的独立信息,再用最优指数因子联合刻画信息量与波段相关性,在满足目标响应约束的条件下迭代去冗与重加权,得到一组具有代表性、低冗余的波段子集。在工程实现层面,Fu 等将筛选结果直接嵌入可调滤光成像装置,实现“算法-硬件”的闭环验证:在典型浅水场景中,所选波段在接近全谱精度的同时会显著降低采集与计算开销。方法学贡献不在于提出新的检测算子,而在于将“以任务为中心的最优选段”表述为可度量、可验证的优化问题,并首次打通与成像硬件的接口,为后续基于测深约束、稳健性权衡与子空间优化的波段选择研究提供了统一起点。

Qi 等<sup>[43]</sup>(2021年)将物理机理前移至波段评价起点:在波段选择中嵌入测深模型,先构建具有物理含义的潜在光谱子空间,再在该子空间内度量目标-背景的可分性并据此筛选波段。基于“水深与衰减共同塑形水下等效响应”的判断,只有在与成像机理一致的参照域内评估,才能稳定识别对检测最有价值的谱段,使机理、选择与判别形成一致链路。具体策略分为三步:首先依据测深引导构建潜在子空间并给出波段优先级,配合光谱距离完成初筛;继而通过多轮子集生成提升候选多样性,并在每轮内部选取少量代表波段以抑制邻近冗余;最后按原始波长顺序拼接各轮代表谱段形成结果集合。该流程兼顾可分性、稳健性与紧凑性,避免单一统计指标带来的偏置,并显著降低后端检测的计算负担。本工作将“面向任务的最优选择”机制化:以测深塑形参照空间,以可分性评估波段价值,以迭代筛选与代表性约束保持信息有效而不冗余,从而在保证精度的同时提升效率与可迁移性。

在前期研究确立了“以目标响应为核心的最优波段组合”与“测深先验驱动的物理约束筛选”两种范式后,Zhang 等<sup>[30]</sup>(2023年)将波段选择由附属环节提升为检测主线:在无任何外部先验(光学参数、测深或目标标定)的条件下,直接从观测影像内部结构自组织地提取“特征波段”,实现近岸水下目标的快速识别与自适应谱段优化。其核心目标是“差异放大+冗余抑制”:最大化目标与纯水的可分性,同时最小化陆域干扰,使波段选择与判别在同一过程中完成。方法流程为:先

以光谱水体指数分离水/陆域,对水域执行解混以获得水体、陆地与潜在目标的丰度分布;据此计算三类区域的平均光谱并构造差异谱,筛出稳定区分目标与背景的特征波段对;最终以比值或差分形式生成目标概率图。该框架不依赖参数反演与外部校准,将“波段准则”内嵌为任务特征,重塑了波段选择的功能边界:既是谱维约简的结果,也是判别机制的触发点。实验表明,该方法在保持接近全谱精度的同时显著提升运算速度,彰显其在近岸复杂环境中的独立适用性与扩展潜力,标志着基于波段选择的检测进入以无监督自适应特征提取为核心的新阶段。

### 2.3.3 方法总结

基于波段选择的水下目标检测以“少而精”的谱段组合替代全谱参与,作为前文光谱复原与联合检测之外的另一条轻量化路径,其核心价值在于将与任务相关的判别信息前移到输入层:面向目标的最优组合能够直接放大目标与背景的分度并压缩冗余,机理约束的筛选则借由水深与衰减强度等成像要素塑形评价标尺,使被选谱段更贴合特定水体条件下的等效响应。两类思路在实践中相互补位:一方面以更紧凑的光谱子集维持接近全谱的判别力,从而带来可预期的计算与存储收益并便于在线部署;另一方面通过将“分离度-稳定性-冗余”统一到同一评估尺度,理顺了从光谱选择到后端检测的证据链条,误差来源更易追溯与校正,也为后续的解混复原或联合优化提供更干净的谱级输入。波段选择通过“任务对齐的取舍”与“机理导向的校准”在精度与效率之间取得了可量化的平衡。

## 2.4 基于像素分类的水下目标检测方法

### 2.4.1 方法概述

将水下目标检测转化为逐像素的二分类判别,是基于像素分类的水下目标检测的核心思路。与陆地情形不同,水体的吸收与散射使目标与背景的光谱不再独立,单纯依赖“目标先验谱-像素相似度”容易失效,因此像素分类范式通常以两步展开:先通过成像与环境校正削弱水体效应,再以监督式分类器在像素层面直接区分“目标存在”与“目标缺失”。

如图 7 所示,从流程上看,像素分类范式以“观测矫正-特征建模-判别学习”为基本架构。观测矫正环节通过水下光谱校正或空间-光谱一致性处理,尽可能恢复或增强与材质相关的判别信息,降低由深度与水质引起的系统性偏差;特征建模可直接使用原始光谱信息,也可结合局部空

间一致性以提升噪声条件下的稳健性;判别学习层面,一条路径侧重“校正后的传统分类”,以支持向量机、偏最小二乘判别、神经网络等方法完成像素级二类判定,并在标准化校正后获得良好可迁移性,另一条路径则以“合成训练-域选择-快速推断”为特征,通过水深分域和域自适应模块匹配最合适的分类子模型,缓解真实与合成分布不一致带来的退化,并保持端到端的运算效率。

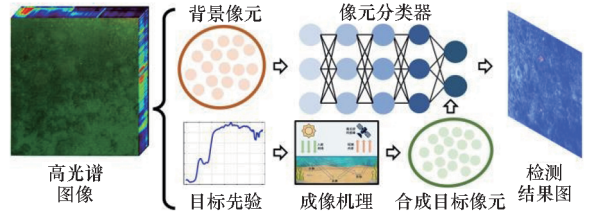


图 7 基于像素分类的水下目标检测方法示意图

Fig. 7 Illustration of underwater target detection method based on pixel classification

综上,基于像素分类的方法以清晰地判别目标与可操作的数据流程,将水下成像机理引入像素级学习之中,既保留了分类器在复杂背景下的适应性,也为跨域应用提供了务实的技术路径。

### 2.4.2 关键技术

在基于像素分类的水下目标检测研究中,Wang 等<sup>[44]</sup> (2021 年)的工作具有奠基性意义。该研究以像素级二分类范式系统化地表述了水下目标检测,验证了“光谱特征能否在水下条件下实现稳定判别”,为该方向提供了清晰框架。其思路以“光谱校正-特征表达-判别学习”为主线:先经降噪与波段约简抑制成像噪声与冗余;继而结合线性与非线性特征提取,将谱形变化映射至更具可分性的特征空间,并通过角度、方差或散度类等度量强化差异表征;最后采用高斯过程、线性判别、神经网络与支持向量机等分类器在像素层面完成目标-背景判定。结果显示,支持向量机在多材质、弱目标与复杂背景下表现最稳健,神经网络在非线性边界学习方面具有潜力。与依托光谱匹配或显式辐射传输求解的策略不同,该工作将检测任务形式化为数据驱动的像素级判别,无须水体参数的显式反演,在复杂水质、非均匀光照与谱形非线性条件下更具容忍度。同时,对特征与分类器适配性进行梳理,为后续结合深度表征与域迁移的研究提供了可迁移、可验证的基线。

在前述工作确立了以像素为核心的二分类判别范式之后,Huang 等<sup>[45]</sup> (2021 年)将“像素级二分类”推向原位应用,首次在真实水下高光谱成

像条件下完成微塑料检测,并以“光谱校正-像素分类”的联合框架验证其可行性与边界。方法以成像物理为前提,通过噪声抑制、色散补偿与去雾重建等步骤削弱多次散射,使观测谱逼近空气条件下的反射率;在此基础上采用监督式分类器对像素进行材质判别。针对六类常见塑料,在空气、未校正水下、校正后水下三种条件下开展对比,结果显示光谱校正显著提升稳定性,其中径向核支持向量机在多材质、粒径与颜色变化下表现最稳健。湖泊区域实验表明,在自然光照与底质干扰并存的情况下,该方法可稳定识别毫米级颗粒,检测粒径下限约为0.5 mm。相较此前偏重“可行性验证”的研究,该工作完成了两点关键推进:一是将退化校正与分类判别闭环整合,使学习基于更准确的先验信息;二是通过跨介质与跨场景的系统对比,定量刻画粒径、形态与颜色对结果的影响。整体上,它将“像素为中心”的范式从实验室推向现场应用,奠定了“以光谱校正为前提、以监督分类为核心”的工程化体系,并为复杂海床与浑浊水体的实时识别提供了明确起点。

在像素分类范式完成“水下二分类可行性-现场原位验证”的两步之后,Li等<sup>[28]</sup>(2023年)将像素分类从“如何分类”推进到“如何跨域”,提出以合成训练-域选择-快速判别为主线的迁移式框架。其判断是:水下光谱受水体组分与水深共同塑形,单靠地面先验或少量现场样本难以获得稳定边界;因此以成像机理为约束生成与目标水域一致的等效光谱,并按水深划分训练域,分别学习“深度专属”的分类子模型,再在推断前以轻量模块完成域选择,可在样本稀缺与分布偏差并存时保持判别有效性与效率。具体做法为:利用浅水测深模型在已知目标谱与估计水体参量下合成多深度等效光谱,形成按深度分割的源域。每个源域独立训练像素级子网络。推断阶段先进行简洁的空间-光谱一致性处理以抑制噪声,然后由域选择器估计所在深度区间并调用对应子模型完成二分类。网络以一维光谱序列端到端提取特征,训练策略采用“共享特征-域内微调”:先在浅层域整网训练,再在其余深度域冻结特征提取,仅微调判别头,以较小代价获得一组互补模型。该框架将像素分类从“校正-分类”的串联流程,自然过渡为“机理合成-分域建模-在线匹配”的一体化路径:合成样本保证训练域与目标场景的物理一致性,通过按深度分域,显式表证了光谱形态随深度的系统偏移,域选择使推断落在与成像条件匹配的子空间中,在真实近岸场景中提升

可迁移性与运算效率。

### 2.4.3 方法总结

将目标检测转化为逐像素的二分类判别,是这一脉络的核心立场。研究由“可行性验证”起步:以高光谱成像为基础,经过必要的光谱降噪与波段约简,直接在像素层学习“目标存在-目标缺席”的决策边界,比较多类分类器在弱信号与复杂背景条件下的适配性,证明了像素级判别在水下情境中的可操作性与稳健性。随后,工作重心转向现场应用,围绕原位数据的光谱退化校正构建“校正-分类”的闭环,使分类器建立在更符合物理机理的谱形之上,能够在材质、粒径与颜色变化并存的自然水域内维持稳定输出。最新的研究进一步面向跨域问题给出系统化方案:以成像机理为约束合成与目标水域一致的训练样本,按水深分域训练专属分类子模型,并在推断前以轻量模块完成域选择,由此将像素分类扩展为“机理合成-分域建模-在线匹配”的一体化路径,在样本稀缺与分布不一致并存的近岸场景中保持判别能力与效率的平衡。

从方法论特征看,这一路线以明确的决策目标和清晰的工程流程见长。像素层面的直接判别避免了对水体参数的全面反演,易于与光谱校正、空间一致性处理和波段取舍等前端模块解耦组合;同时,通过域内专属模型与域选择机制,可以显式吸收由水深与水质引起的系统性谱移,减轻固定分类器的跨域退化。与基于光谱复原或解混检测的水下目标检测范式相比,像素分类强调“判别边界的可学习”,擅长在数据可获得、机理难完全建模的情境下快速落地。

总体而言,基于像素分类的水下目标检测方法以其简洁、可验证、易工程化的特点,为水下高光谱目标检测提供了一条与机理建模互补的判别式路径,并通过合成训练与域选择将其适用范围稳步拓展到真实的复杂水下环境。

## 2.5 基于特征构建的水下目标检测方法

### 2.5.1 方法概述

基于特征构建的水下目标检测,是通过对比约束、自监督机制、聚类引导、原型组织或结构约束等方式,先构建更具判别性的特征表示,以增强目标与背景在特征空间中的可分性,并在此基础上支撑后续检测。与之相比,像素分类方法主要以像元级类别判定为直接目标,其核心在于学习目标与背景之间的分类决策边界,并直接输出类别标签图、类别概率图或检测结果图。也就是说,两类方法在实现层面可能存在一定交叉,但前者

侧重判别特征的前置构建,后者侧重像元级直接判别。

从这一角度看,基于特征构建的水下目标检测,本质上是传统“先进行光谱或物理变换、再进行判别”的链式流程,重述为“先学习适合判别的特征空间,再在该空间内完成度量与检测”。如图 8 所示,其核心思想是围绕目标与背景的可分性来学习一个语义清晰且几何边界稳定的特征

空间,使水下像元在该空间中自然形成“目标 - 背景”显著分离的结构,并以光谱度量在此空间内完成检测。与依赖水深模型或辐射传输参数的路线不同,这一思路不追求逐参数的显式估计,而是以数据驱动的方式构建可判别的表示,从源头弱化对水体参数、入射条件与成像几何的依赖,因而在近岸高时变、强非均匀的环境中更具弹性与可迁移性。

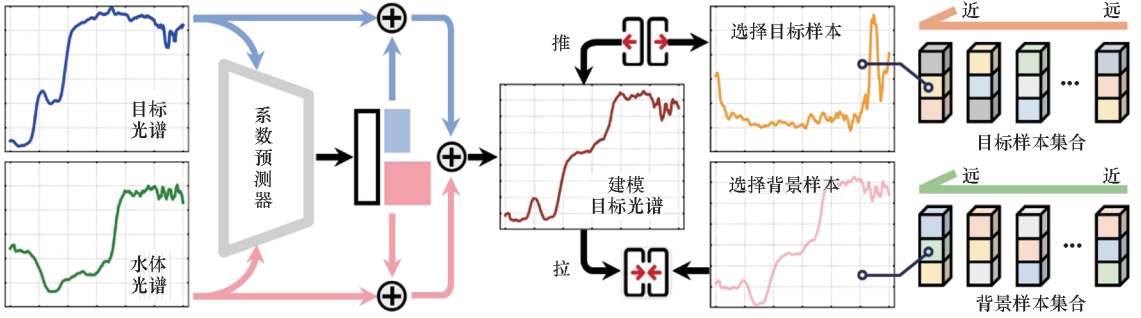


图 8 基于特征构建的水下目标检测方法示意图

Fig. 8 Illustration of underwater target detection method based on feature construction

在此思路下,参考光谱不再被简单用于模板匹配,而是被赋予“语义锚”的作用:利用先验的目标光谱,在潜在空间中为目标类提供一个稳定的参照位置,引导目标样本围绕其聚集,这一过程可理解为“语义锚定”。与传统做法将“实验室目标谱”直接用于匹配不同,这里关注的是构建一种判别友好的目标表示,使其能够容纳水下传播带来的形态漂移并保持与背景的稳健分离。由此形成的“以可分性为准绳”的建模立场,避免了把环境误差逐级放大的串行流程,也不将检测问题转译为复原或像素分类,从而以更直接的方式对接最终的判别需求。

近年来的探索进一步表明,特征构建并不排斥物理约束,而是以更弱、更柔性的方式吸纳机理信息:一方面,可利用物理上合理的目标构成与传播特性,为潜在空间提供合理的初始结构;另一方面,通过逐步增强的对比约束与边界约束,使特征在复杂背景和微弱目标条件下仍保持一定的物理可解释性。整体而言,这种“机理感知但不过度参数化”的取向,既保持了可解释性,又避免了对精确环境参量的刚性依赖,使所得表示能够在不同水体与多尺度场景间稳定迁移,并以常见的光谱距离作为检测决策的直接凭据。

总体来看,基于特征构建的水下目标检测以判别空间的结构塑形为轴心,将参考光谱、语义聚合与度量学习有机衔接,构成一种与复杂近岸情境高度契合的统一范式:不再围绕“还原得多

准”,而是着眼“分得更清”,在不显式求解水下成像细节的前提下,依然能获得面向任务的稳定可分性与可验证性。

### 2.5.2 关键技术

在基于特征构建的水下目标检测方向中, Qi 等<sup>[34]</sup> (2025 年)确立了基于特征构建的水下目标检测范式:不再以前置的光谱预测或复原为前提,而将任务改写为“潜在空间的可分性最优”。其目标是学习一个几何结构清晰、语义边界可解释的低维表征,使目标像元在该空间内聚成稳定簇、与背景拉开可度量的间隔,摆脱对水体参数与成像条件的显式依赖。为实现这一目标,该方法一方面利用可靠性引导的样本组织机制,以高置信样本为“干净”种子逐步扩展训练集,抑制噪声标签带来的扰动;另一方面在像素、局部块和类原型等多个层级施加对比与边界约束,综合利用谱 - 空信息并提升跨场景的稳定性。由此,检测关注点从“光谱恢复是否逼真”转向“类间间隔是否充足”,为在非均匀、强时变水域下实现稳定检测提供了新的问题表述。

在确立特征构建范式为“可分性优先”之后, Qi 等<sup>[46]</sup> (2025 年)进一步将“为判别塑形空间”的思路具体化为一套端到端的训练策略,更加面向近岸场景的强非均匀和高时变特性。该工作同样不以显式还原或物理反演为直接目标,而是通过“样本组织 - 空间塑形 - 度量判别”一体化设计,学习一个语义清晰、边界稳固的潜在空间,使

检测问题在该空间中简化为光谱度量问题。具体而言,方法首先通过无监督聚合获得像元层面的初步语义结构,再引入双判别器一致性来衡量样本可靠性,将“聚合稳定”的高置信样本与“边界不稳”的难例样本区分开来:前者作为骨干样本参与类中心的塑形,后者则在局部边界附近通过实例级对比学习提高分辨力。随后,在簇级对比中,引入参考光谱作为目标类的语义锚点,使目标簇在潜在空间中围绕物理上合理的先验光谱收敛,同时与背景类保持全局间隔。

为了适应近岸场景目标弱小、背景复杂且时变性强的特点,该方法采用自步式训练调度:在训练初期采用较高的可靠性阈值,以少量高置信样本先行搭建整体空间结构;随着训练推进,再逐步吸纳难例与边界样本,对类间边界进行细化。样本可靠性评估与特征空间塑形在这一过程中相互作用:更好的表示有助于更准确地区分高置信与低置信样本,更合理的样本筛选又反过来推动表示进一步收敛。文中将这种“表示质量”和“样本可靠性”相互促进直至稳定的过程,概括为“闭环收敛”,强调训练与判别之间存在一个简单而有效的反馈回路。

总体上,这两项工作将特征构建从局部的配套模块提升为覆盖数据组织、空间塑形与度量决策的整体范式,为后续在复杂近岸环境中开展更系统的水下高光谱检测研究奠定了基础。

### 2.5.3 方法总结

这一研究脉络以“直接塑形判别空间”为核心,将水下目标检测从“先光谱变换,再光谱判别”的链式流程,转变为“先构建表征空间,再以度量完成决策”的统一框架。该方法以目标与背景的可分性为首要准则,在潜在空间中促成目标样本的稳定聚合与背景样本的有效分离,检测随之退化为在该空间内的光谱度量问题。由于不再依赖对水深、吸收与散射等参量的显式反演,该路线在近岸强时变与非均匀条件下表现出更高的弹性与可迁移性,并能在不牺牲可解释性的前提下,以更短的路径对接最终的判别需求。

从整体特征看,这一范式强调以数据塑形替代参数求解,以语义锚定稳定类中心,以空间几何维护边界清晰,形成“表示先行、判别随后”的闭环。相对传统方法,它避免了环境误差在多步骤中的级联放大,也弱化了对高精度环境先验的刚性依赖;相对像素分类与波段选择,它不再围绕特征挑选或边界拟合本身,而是先构建更契合任务

的表示,再用简单而通用的度量完成决策,因而具有更好的结构简洁性与工程可达性。最新研究进一步验证了这种立场在真实近岸场景中的适应力,通过塑形表示空间可以在不额外引入复杂物理反演的情况下维持稳定的目标-背景分离度。总体而言,基于特征构建的路线以“为检测而表征”的思想为轴心,提供了与近岸复杂情境高度契合的统一范式,并在近期工作中展现出从概念验证走向系统化方法的清晰进展。

## 2.6 各类方法对比分析

为验证不同类型算法在实际场景的性能,本文选取了各类方法中具有代表性以及先进性的方法(光谱预测:SUTDF<sup>[37]</sup>、TDSS-UTD<sup>[29]</sup>。光谱复原:HUTDNet<sup>[41]</sup>、SVHAE<sup>[10]</sup>。波段选择:FBU<sup>[30]</sup>、BSU<sup>[42]</sup>。像素分类:TUTDF<sup>[28]</sup>、Water-X<sup>[44]</sup>。特征构建:PCL-HUTD<sup>[46]</sup>、HUCLNet<sup>[34]</sup>),在真实的近岸高光谱水下目标检测数据集 ATR2-HUTD 上进行性能分析,采用受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线下的面积值(area under curve, AUC)作为性能验证指标,相关实验结果如图9所示。

从图9中的结果可以看出,不同类别方法在湖水、河水和海水三类水域中的检测性能呈现较为明显的分化特征,且这种差异不仅体现在单一场景下的精度高低,更反映出各类方法对水体环境变化、背景复杂度变化以及目标表征稳定性的适应能力差异。总体来看,特征构建类方法表现最佳,在六个场景中整体保持了最高水平和最强稳定性,构建了更具判别性的特征空间,有效地增强了复杂水体条件下目标与背景的可分性,减弱了环境扰动对检测结果的影响。这类方法在不同水域之间的性能波动相对较小,也进一步表明其在跨场景迁移和复杂条件适应方面具有更强优势。

光谱复原类方法整体次之,在多数场景中表现出较好的均衡性,尤其在河水场景中仍能够维持较高检测精度,说明通过恢复受水体传输畸变影响的有效目标光谱,能够在一定程度上弥补复杂环境下目标信息衰减和失真的问题。这表明光谱复原思路对于缓解水体介质引起的观测退化具有现实价值,但其性能仍然受到复原模型与真实成像过程匹配程度的制约,因此在部分复杂海水场景中仍存在一定波动。

光谱预测类方法在湖水与海水场景中具有较好表现,部分场景下甚至能够取得接近最优的检测结果,说明该类方法在目标光谱先验较为可靠、

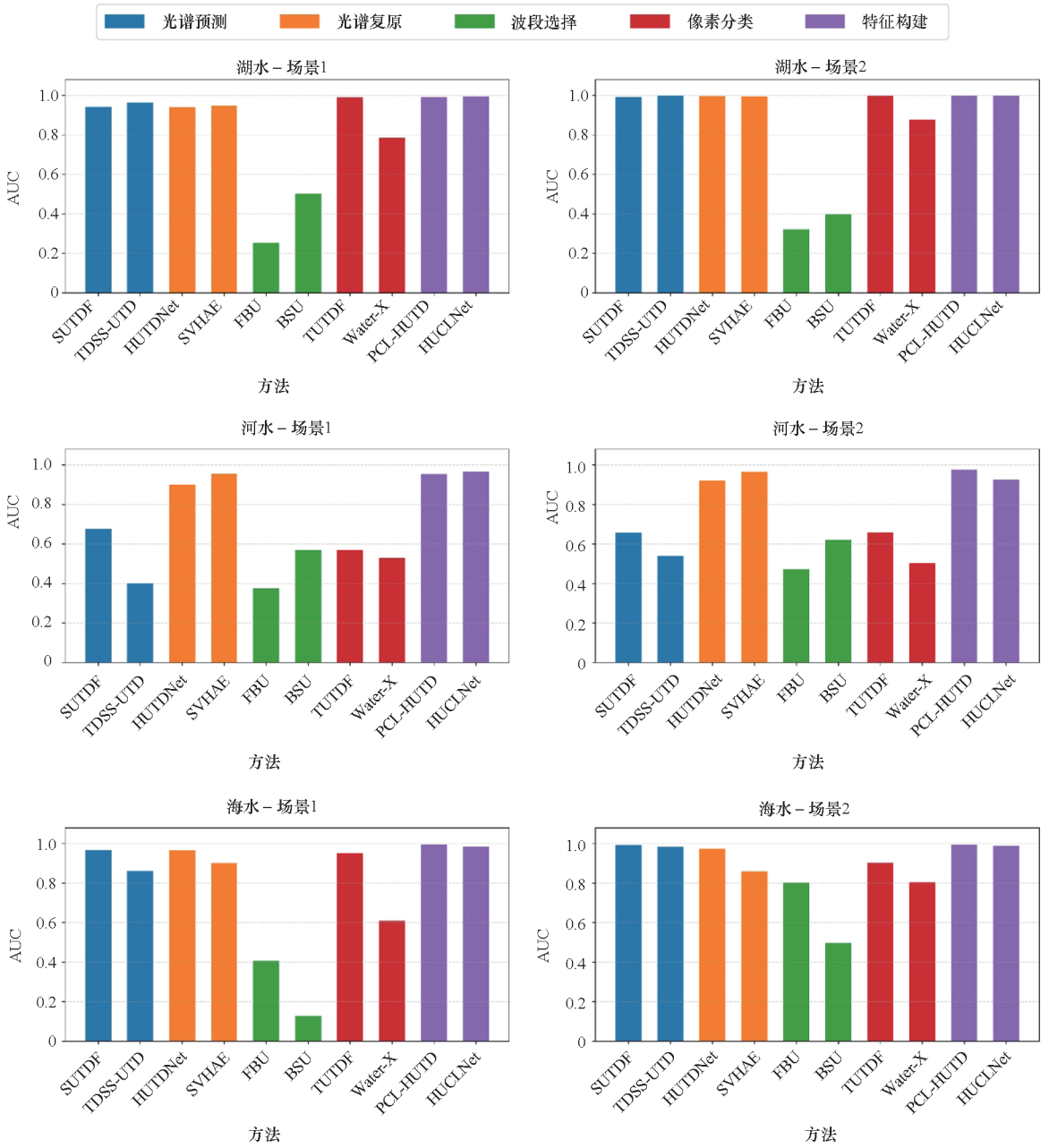


图 9 不同类型方法在 ATR2-HUTD 上的性能对比分析

Fig. 9 Performance comparison analysis of different types of methods on ATR2-HUTD

场景变化相对有限时,能够较好地实现目标响应估计与检测。然而,这类方法在河水场景中的性能下降较为明显,反映出其对先验一致性、环境稳定性以及光谱预测准确性的依赖较强,一旦受到较复杂水体扰动或背景变化影响,其检测能力便容易退化。

像素分类类方法在部分场景中能够取得较高精度,尤其在湖水和部分海水场景中展现出较强的直接判别能力,说明通过学习像元级目标与背景之间的决策边界,能够在特定数据分布下实现较有效的检测结果。但从整体上看,这类方法的跨场景波动较大,特别是在河水场景中性能下降

较为明显,说明直接学习分类边界的方式对训练测试分布一致性具有较强依赖,在复杂环境变化下泛化能力仍然有限。

相比之下,波段选择类方法整体表现最弱,在多数场景中的检测精度都明显低于其他类别,说明仅依赖少数敏感波段难以稳定支撑复杂水下场景中的目标检测任务。这一结果表明,水下目标与背景之间的判别信息往往分布在多波段及其组合关系之中,单纯依靠波段筛选不仅容易丢失关键判别信息,而且对场景变化较为敏感,因此难以在不同水域条件下保持稳定性能。

### 3 总结与展望

本文系统梳理了无人机载高光谱遥感在近岸水下目标检测中的研究进展,围绕“光谱畸变-可解释退化-表征建模”主线,从浅水辐射传输机理出发,综述了光谱预测、光谱复原、波段选择、像素分类及特征构建五类方法的核心思想与演化逻辑。研究表明,水下目标检测的发展已由解析建模主导的物理驱动阶段,逐步演进为机理与数据协同求解的新阶段;前者强调成像条件与水体参量的可解释映射,后者则以可学习的表征空间实现环境自适应与特征稳健性。得益于此,检测算法的精度、泛化性及对复杂海域的适应能力均得到显著提升。同时也应注意,上述趋势最终需服务于近岸监测从“离线验证”走向“常态化作业”的现实需求,即在完整任务链路中兼顾可解释、可信与可迁移,并形成可评估的性能收益闭环。总体来看,未来研究的关键趋势可归纳为三个方向:

1)可微物理建模。传统浅水辐射传输模型虽能刻画吸收与散射机理,但其参数维度高、可学习性弱,难以直接服务于端到端优化。可微物理建模的核心在于,将辐射传输方程、路径辐射与端元混合等解析式转化为可微模块,与深度网络共享梯度通道,从而在训练过程中实现“模型-数据”的同步约束。这类机制可在保留物理可解释性的同时,提升参数辨识与谱域重建的精度,为跨深度、跨水质条件下的目标可探测性提供统一的物理先验引导。进一步面向应用层面,可微物理模块不仅是“更准确的模型”,也可被视作机载/地面处理链路中的一类统一校正与约束单元:通过对关键水体参量与成像条件的联动估计,为后续检测提供更一致的输入分布与可解释先验,从而减小不同海域、不同批次数据在辐射层面的系统偏差。预期上,这将有助于提升跨水质、跨深度条件下检测的稳定性,降低对外业同步测参或重复标定的依赖,并在有限标注条件下保持更可控的性能退化范围。

2)不确定性表征。复杂海域环境下的光照扰动、底质异质性及仪器噪声会导致检测结果的统计分布偏离预期。未来需在模型内部显式引入不确定性建模机制,通过贝叶斯估计、置信度预测或扩散式重采样,刻画像元级的光谱可信区间与任务置信区间。一方面,不确定性量化可辅助构建“风险感知”的检测策略,实现结果可信性排序与自适应阈值调节;另一方面,也为后续的主动学

习与任务评估提供可量化依据,使模型输出不仅具备判别结果,更具备可靠性表达。

3)跨场景泛化机制。水下环境的时空差异使得模型在不同水域间迁移性能显著波动。未来的跨场景泛化研究应从两条路径并进:一是基于机理约束的域适应,即利用水体光学参量、深度信息及底部反射特性构建域不变表征;二是基于特征构建的域重塑,通过对比学习、多层次嵌入及谱域对齐策略,使模型在分布漂移下仍保持目标-背景的稳定可分性。值得关注的是,生成式建模与扩散式学习为跨域样本的虚拟重建与增广提供了新的工具,可在有限实测数据条件下支撑更广泛的环境泛化。从应用视角看,泛化能力高低决定了模型能否在多海域、多时段乃至不同载荷平台之间实现低成本复用:若能在分布漂移下保持稳定判别边界,便可显著减少跨区域部署时的再训练与再标注负担,并提升任务启动与更新迭代的效率。预期上,该方向的进展将更集中地体现为“迁移后的性能下限更高、波动更小”,以及在样本受限条件下仍能维持可用的检测质量,从而支撑规模化、连续化的近岸监测应用。

综上所述,无人机载高光谱近岸水下目标检测研究的未来方向将不再局限于提升某一单项性能指标,而是面向“机理-不确定性-泛化性”的整体优化。可微物理建模提供了理论约束下的可学习框架,不确定性表征构筑了模型可信性的表达通道,跨场景泛化机制则奠定了真实应用的稳健基础。三者只有在任务链路层面形成贯通(如从物理一致性约束到风险感知输出,再到跨域持续适配),其性能提升才能以更稳定、可评估的方式转化为实际运行收益。三者的协同发展,有望推动水下高光谱检测从“可行”走向“可验证、可复现、可推广”的新阶段,为复杂近岸环境下的目标识别与生态监测提供更加可靠的理论与技术支撑。

### 参考文献(References)

- [1] ZHAO D, FENG L, YANG Z Y, et al. A deep learning-assisted algorithm to improve inherent optical properties estimations over inland and nearshore coastal waters [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63: 4204914.
- [2] SHI J T, ZHANG J, CHEN Y J, et al. Optimal fault-tolerant control for tugboats robust path following in nearshore [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2025: 2311-2317.
- [3] DING J G, DU Y Q, LI W, et al. LG-Diff: learning to follow local class-regional guidance for nearshore image cross-modality high-quality translation [J]. Information Fusion,

- 2025, 117: 102870.
- [4] ZHAO Y L, LI W, DING J G, et al. A pipeline for enabling nearshore infrared video super-resolution to learn more high-frequency foreground information [J]. *Neural Networks*, 2025, 189: 107547.
- [5] CLEMENTE D, RAMOS V, TEIXEIRA-DUARTE F, et al. Assessment of electricity production and coastal protection of a nearshore 500 MW wave farm in the north-western Portuguese coast [J]. *Applied Energy*, 2025, 379: 124950.
- [6] WANG H B, ZHANG L, YANG F, et al. Characteristics, source analysis, and risk assessment of organochlorine pesticide contamination in nearshore surface sediments of a tropical tourist island [J]. *Frontiers in Marine Science*, 2025, 11: 1513515.
- [7] YIN T H, GUO W, ZHU J H, et al. Underwater broadband target detection by filtering scanning azimuths based on features of subband peaks [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2025, 25(8): 13601–13609.
- [8] DU X L, WEN Y T, YAN J, et al. Multi-target detection in underwater sensor networks based on Bayesian deep learning [J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2025, 12(3): 1581–1596.
- [9] GILLIS D B. An underwater target detection framework for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 1798–1810.
- [10] AALA S, KUMAR SIKHAKOLLI S, CHINNADURAI S, et al. SVHAE: spectral variability-aware hybrid autoencoder for hyperspectral underwater target detection [J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 129161–129171.
- [11] LI Z X, PENG Z T, ZHANG Z, et al. Exploring modern bathymetry: a comprehensive review of data acquisition devices, model accuracy, and interpolation techniques for enhanced underwater mapping [J]. *Frontiers in Marine Science*, 2023, 10: 1178845.
- [12] BIN SARAWAR A, BADRUDDUZA A S M, IBRAHIM M, et al. Secrecy performance analysis of integrated RF-UOWC IoT networks enabled by UAV and underwater RIS [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(3): 2592–2608.
- [13] HUSSAIN M, KESHAVARZ R, SHARIATI N. Advancements in agricultural microwave remote sensing: an overview from indoor to space-borne platforms [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 5502622.
- [14] OUATTARA B, THIEL M, FORKUOR G, et al. Fire impacts, vegetation recovery, and environmental drivers in West African savannas (2014–2023): a high-resolution remote sensing assessment [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2025, 143: 104783.
- [15] WANG Y F, ZHANG F, ZHAO Q H, et al. DMRS: long-tailed remote sensing recognition via semantic-aware mixing and diversity experts [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2025, 141: 104623.
- [16] WU S S, QI J, YAN Z, et al. Spatiotemporal assessments of nutrients and water quality in coastal areas using remote sensing and a spatiotemporal deep learning model [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 112: 102897.
- [17] AKKAYNAK D, TREIBITZ T, SHLESINGER T, et al. What is the space of attenuation coefficients in underwater computer vision? [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 568–577.
- [18] NASRABADI N M. Hyperspectral target detection: an overview of current and future challenges [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2014, 31(1): 34–44.
- [19] JAY S, GUILLAUME M, BLANC-TALON J. Underwater target detection with hyperspectral data: solutions for both known and unknown water quality [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(4): 1213–1221.
- [20] ZHONG Y F, HU X, LUO C, et al. WHU-Hi: UAV-borne hyperspectral with high spatial resolution (H2) benchmark datasets and classifier for precise crop identification based on deep convolutional neural network with CRF [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 250: 112012.
- [21] LUO S, LI H F, LI Y Q, et al. An evolutionary shadow correction network and a benchmark UAV dataset for remote sensing images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5615414.
- [22] AKKAYNAK D, TREIBITZ T. A revised underwater image formation model [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 6723–6732.
- [23] LEE Z, CARDER K L, MOBLEY C D, et al. Hyperspectral remote sensing for shallow waters. I. A semianalytical model [J]. *Applied Optics*, 1998, 37(27): 6329–6338.
- [24] LEE Z, CARDER K L, MOBLEY C D, et al. Hyperspectral remote sensing for shallow waters; 2. Deriving bottom depths and water properties by optimization [J]. *Applied Optics*, 1999, 38(18): 3831–3843.
- [25] JAY S, GUILLAUME M, MINGHELLI A, et al. Hyperspectral remote sensing of shallow waters: considering environmental noise and bottom intra-class variability for modeling and inversion of water reflectance [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 200: 352–367.
- [26] ALBERT A, MOBLEY C D. An analytical model for subsurface irradiance and remote sensing reflectance in deep and shallow case-2 waters [J]. *Optics Express*, 2003, 11(22): 2873–2890.
- [27] CHOWDHARY J, CAIRNS B, TRAVIS L D. Contribution of water-leaving radiances to multiangle, multispectral polarimetric observations over the open ocean: bio-optical model results for case 1 waters [J]. *Applied Optics*, 2006, 45(22): 5542–5567.
- [28] LI Z Y, LI J H, ZHANG P, et al. A transfer-based framework for underwater target detection from hyperspectral imagery [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(4): 1023.
- [29] LI Q, LI J H, LI T, et al. Spectral-spatial depth-based framework for hyperspectral underwater target detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 4204615.
- [30] ZHANG S, DUAN P H, KANG X D, et al. Feature-band-based unsupervised hyperspectral underwater target detection near the coastline [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5510410.
- [31] LIU J X, QI J H, ZHU D H, et al. Detecting nearshore underwater targets with hyperspectral nonlinear unmixing autoencoder [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and*

- Remote Sensing, 2024, 62: 5529615.
- [32] QI J H, ZHOU C H, LIU X Y, et al. Nearshore underwater target detection meets UAV-borne hyperspectral remote sensing: a novel hybrid-level contrastive learning framework and benchmark dataset[EB/OL]. (2025-02-20)[2025-10-27]. <https://arxiv.org/abs/2502.14495>.
- [33] JAY S, GUILLAUME M. Underwater target detection with hyperspectral remote-sensing imagery[C]//Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2010: 2820-2823.
- [34] QI J H, LIU X Y, ZHONG P. Empowering hybrid-level contrastive learning for hyperspectral underwater target detection in nearshore environment[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63: 5526717.
- [35] GILLIS D B. Detection of underwater objects in hyperspectral imagery [C]//Proceedings of the 8th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2016: 1-5.
- [36] EKEN İ C, YARDIMCI ÇETİN Y. Underwater target detection with hyperspectral imagery for search and rescue missions[C]//Proceedings of the Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XXIV, 2018.
- [37] QI J H, WAN P C, GONG Z Q, et al. A self-improving framework for joint depth estimation and underwater target detection from hyperspectral imagery[J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1721.
- [38] XIA Z, GU Y F. Parameter feature extraction for hyperspectral detection of the shallow underwater target[J]. Science China Technological Sciences, 2021, 64(5): 1092-1100.
- [39] QI J H, GONG Z Q, XUE W, et al. An unmixing-based network for underwater target detection from hyperspectral imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 5470-5487.
- [40] LI Q, LI J H, LI T, et al. A joint framework for underwater hyperspectral image restoration and target detection with conditional diffusion model[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024, 17: 17263-17277.
- [41] LI Q, ZU X Y, ZHANG M, et al. HUTDNet: a joint unmixing and target detection network for underwater hyperspectral imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2025, 136: 104374.
- [42] FU X P, SHANG X D, SUN X D, et al. Underwater hyperspectral target detection with band selection[J]. Remote Sensing, 2020, 12(7): 1056.
- [43] QI J H, GONG Z Q, YAO A H, et al. Bathymetric-based band selection method for hyperspectral underwater target detection[J]. Remote Sensing, 2021, 13(19): 3798.
- [44] WANG Z X, XU P, LIU B H, et al. Hyperspectral imaging for underwater object detection[J]. Sensor Review, 2021, 41(2): 176-191.
- [45] HUANG H, SUN Z H, LIU S C, et al. Underwater hyperspectral imaging for in situ underwater microplastic detection[J]. Science of the Total Environment, 2021, 776: 145960.
- [46] QI J H, LIU X Y, CHEN C, et al. Physics-informed curriculum learning framework for hyperspectral underwater target characterization[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63: 5530519.