doi: 10.6046/zrzyyg.2023230

引用格式:陈佳雪,肖东升,陈虹宇.一种边界引导与跨尺度信息交互网络用于遥感影像水体提取[J].自然资源遥感,2025,37 (1):15-23.(Chen J X,Xiao D S,Chen H Y.A boundary guidance and cross-scale information interaction network for water body extraction from remote sensing images[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2025,37(1):15-23.)

一种边界引导与跨尺度信息交互网络 用于遥感影像水体提取

陈佳雪1,肖东升1,2,陈虹宇3

(1.西南石油大学土木工程与测绘学院,成都 610500; 2.西南石油大学测绘遥感地理信息防灾应急 研究中心,成都 610500; 3.西南交通大学地球科学与环境工程学院,成都 611756)

摘要:准确的水体提取对水资源保护、城市规划等方面具有重要的意义。然而,在遥感影像中,由于地物众多、环境 复杂且不同水体可能具有不同形态、尺度及光谱特征,水体难免会与其他地物产生类内异质性及类间相似性。现 有方法未充分探索边界线索以及未充分利用不同层之间的语义相关性及多尺度表达,导致从遥感影像中准确提取 水体仍然是一项挑战性任务。针对这些问题,本文提出了一种边界引导与跨尺度信息交互网络(boundary guidance and cross-scale information interaction network, BGCIINet)用于遥感影像水体提取。首先,本文首次结合 Sobel 算子提 出了一个边界引导(boundary guidance, BG)模块,该模块可以有效捕获低层次特征中的边界线索并高效嵌入解码器 为其提供丰富的边界知识;其次,为了加强网络多尺度表达能力,促进层与层之间的信息交流,提出了一个跨尺度 信息交互(cross-scale information interaction,CII)模块。在2个数据集上进行了广泛实验,结果表明:本文方法优于 其他4种先进方法,在面对挑战性的场景时具有更丰富的边界细节及完整度,能够更好地应用于遥感影像水体提 取并为后续研究提供方法借鉴。

关键词:水体提取;边界引导;跨尺度特征;遥感影像;语义分割 中图法分类号:TP 79 文献标志码:A 文章编号:2097-034X(2025)01-0015-09

0 引言

在遥感影像中,水体是重要的地标,能够为工业 开发、农田灌溉提供重要的水资源。研究水体时空 分布特征以及准确有效地提取水体信息对环境保护 和城市规划等方面具有重要意义^[1-3]。随着遥感影 像分辨率的增加,许多研究者开始着力于从遥感影 像中自动提取水体,准确且快速地提取水体信息可 以帮助研究人员更好地进行后续的分析解译。然 而,由于遥感影像中包含众多地物,且水体的尺度、 形态以及分布会随着区域的不同而发生较大的差 异,因此,如何从遥感影像中准确提取水体仍然是一 项具有挑战性的任务。

过去几十年里,许多研究者为准确提取不同区 域的水体陆续提出了诸多水体提取方法,主要可分 为2大类:基于阈值法和基于机器学习法。基于阈 值法又可以分为光谱信息法^[4]和水体指数法^[5-7]。 其中,光谱信息法是利用不同波段的光谱特征来提 取水体;水体指数法则是通过不同波段之间的数学 运算并确定最佳阈值从而提取水体。上述方法虽然 比较简便,在早期研究中也比较普遍,但它未考虑像 素之间的空间相关性,当出现类内特征差异较大的 水体区域时,很难将其准确提取。机器学习法通过 训练一系列分类器来实现水体提取^[8-9],虽然它的 自动化程度有所提高,但是它对深层次特征的学习 能力不足,而遥感影像中不同水体可能表现出异质 性,若不能较好地抽取深度特征,仅依靠浅层特征不 足以将水体准确地提取出来。

近年来,随着计算机视觉的发展,研究者将深度 学习技术应用于遥感影像水体提取。特别是卷积神 经网络(convolutional neural networks,CNN),由于它 能够自动抽取目标特征,基于 CNN 的深度学习方法 陆续出现^[10-13]。随后,多尺度^[14-15]、注意力机

收稿日期: 2023-07-24;修订日期: 2023-11-21

基金项目:四川省区域创新合作项目"基于智能手机的城市地震应急建筑物内人口估计与精准定位方法及应用"(编号: 23QYCX0053)资助。

第一作者:陈佳雪(2000-),女,硕士研究生,主要研究方向为测绘遥感地理信息防灾应急。Email: chenjiaxue1005@163.com。

通信作者:肖东升(1974-),男,博士,教授,研究方向为测绘遥感地理信息防灾应急。Email: xiaodsxds@163.com。

· 16 ·

制^[16-17]、特征融合^[18]等思想也被应用于水体提取。 虽然上述方法在遥感影像水体提取中取得了不错的 效果,但经过深入分析发现现有方法仍然存在以下 限制或挑战:

1)遥感影像中包含众多地物且背景复杂,特别 是在水体边界与背景接壤区域,现有的大多数方法 都未充分考虑边界信息对水体提取的影响^[19-21],从 而导致细节特征丢失,而准确的边界信息可以使网 络更好地定位目标水体并提供更充分的细节。

2)由于遥感影像中水体的尺度、形态具有较大的差异,因此多尺度的表达显得尤其重要。现有的方法仅仅只局限于将不同层信息进行聚合,却忽略了不同层之间的特征具有一定的差异性^[22-23]。若盲目的聚合可能会使得目标语义混乱,导致结果出现较大偏差。

3)现有方法仅关注于最终水体提取精度的提升,却忽略了所设计网络背后对于水体提取的真正 贡献,精度的提升可能来源于参数量、复杂度的增加,也可能来源于网络层数的增加,具有较大的不确 定性。因此,需进行网络过程中的可视化分析来探 索对于水体提取任务的贡献。

在多尺度表达和特征融合方面,现有方法大多 仅依靠对于不同层的简单聚合或者通过某种特征融 合方式来增强多层次信息表达,而忽略了相邻各层 之间的交互性,不同层之间的信息交互有利于网络 学习更多有用且多尺度的信息,这对于不同尺度的 水体提取起到了关键作用;在注意力机制方面,大 多方法将现有注意力机制直接嵌入网络主干中,迫 使网络自动关注更为重要的区域,但是很少方法将 注意力放在特定的边界区域并对它进行有效保护。

基于此,本文提出一种新型的边界引导与跨尺 度信息交互网络(boundary guidance and cross-scale information interaction network, BGCIINet)。为了迫 使网络关注边界线索并在解码过程中进行边界保 留,在网络编码器中首次考虑将 Sobel 算子与神经 网络模型结合并部署边界引导(boundary guidance, BG)模块,以捕获水体丰富的边缘线索并嵌入解码 器各层,为不同层提供更多边界位置信息,从而使水 体提取结果拥有更加丰富的边缘细节;在网络解码 器中部署跨尺度信息交互(cross-scale information interaction,CII)模块,以促使解码器各层的信息流 动,从而消除不同尺度间的特征差异,加强水体的多 尺度表达。

1 网络设计

1.1 整体框架

图 1 为本文方法的完整框架。图中 $E_1 - E_4$ 为 编码器各层, $D_1 - D_4$ 为解码器各层。网络为标准的 端到端结构,其中 BG 模块部署于编码器,CII 模块 部署于解码器。



Fig.1 Overall framework of BGCIINet

1.2 BG 模块

BG 模块的细节图如图 2 所示。由于低级特征 层相较于高级特征层对边界位置信息具有更丰富表示,因此本文选择在编码层的第一层(E_1)与第二层 (E_2)来探索边缘线索。首先,将 E_1 和 E_2 送入 Sobel 算子提取边界信息,紧跟其后的就是批标准化 (batch normalization,BN)层与线性整流函数(rectified linear unit,ReLu)激活函数,然后再通过 3×3 卷 积进行初步细化并将原始特征通过跳跃连接与其融合,以此缓解原始特征的大量丢失。该过程可用数 学公式表示为:

 $E'_{i} = Conv_{3\times3}(ReLu(BN(Sobel(E_{i})))) + E_{i}, (1)$

式中: *E_i*(*i* = 1,2) 为编码器前 2 层; *Conv*_{3×3}(·) 为 3×3卷积层; *BN* 为 BN 层; *ReLu* 为 ReLu 激活函数; *E'_i*(*i* = 1,2) 为初步探索的边缘特征图。





其次,将 E'_2 和 E_2 上采样(Up)到与 E_1 大小相等,然后通过相乘的方式来加强共有特征并通过跳 跃连接融合原始特征。最后,通过 Sigmoid 函数得 到边界注意力图(att_map),以此为解码器提供丰富 的边界线索。此过程可以表示为:

$$att_map = \sigma((U(E'_2) \otimes E'_1) \oplus U(E_2) \oplus E_1) ,$$
(2)

式中: $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数; $U(\cdot)$ 为上采样; \otimes 为逐元素乘法; \oplus 为逐元素加法。

最后,为防止边界信息在向前传播过程中的大量丢失并使得解码器各层(*D_i*(*i* = 4,3,2,1))在具有丰富语义的同时保留边界位置线索,本文将上述获得的边界注意力图直接采样到与解码器各层相同大小并与之相乘再相加,以此来嵌入丰富的边缘位置信息。具体过程用数学公式表示为:

 $\begin{cases} D'_{4} = (sample(att_map) \oplus 1) \otimes E_{4} \\ D'_{i} = (sample(att_map) \oplus 1) \otimes D'_{i+1} (i = 3, 2, 1) \end{cases}$ (3)

式中: sample(·) 为采样; D'_i(i = 4,3,2,1) 为嵌入

边界信息后的各解码层。

1.3 CII 模块

为了促进不同层之间的信息交流,增强多尺度 表达,加强语义特征表示,CII模块合理并高效地利 用了解码器各层,具体如图 3 所示。首先,将 D'4 通 过 1×1 卷积降维并上采样至 D'3 大小,然后对 D'4 和 D'3 分别通过 Sigmoid 函数得到特征注意力,再采用 交叉相乘再相加策略来促进层与层之间的信息流 动,进一步加强特征表示,最后再融合 2 层特征。后 续 2 层采用图中同样的子模块策略依次进行优化, 以此加强网络对于多尺度的感知。整个过程可以表 示为:

$$D_4^{\rm u} = U(Conv_{1\times 1}(D_4')) \quad , \tag{4}$$

 $D''_4_D''_3 = (\sigma(D_4^u) \oplus 1) \otimes D'_3 \oplus$

$$\sigma(D'_3) \oplus 1) \otimes D^{\mathsf{u}}_4 \quad , \tag{5}$$

式中: $Conv_{1\times 1}(\cdot)$ 为 1×1 卷积层; $U(\cdot)$ 为上采样; $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数; \otimes 为逐元素乘法; \oplus 为逐元 素加法; $D'_{4}_{-}D'_{3}$ 为相邻层 (D'_{4} 和 D'_{3}) 进行信息交互 后得到的特征层。



Fig.3 Specific frame diagram of CII module

通过上述策略,逐级优化后可以得到 D''₄_D''₃和 D''₃_D''₂。然后,注意到解码器最后一层通常与标签 最为接近,因此可以利用它来进一步细化特征。因 此,将输出之前且维度为 1 的 D'₁同样经过采样与 Sigmoid 操作来得到注意力图,然后将它与 D''₃_D''₂相 乘再相加,并通过转置卷积及卷积块得到最后一层 的输出。最后,将其与原始特征 D'₁进行特征融合得 到 CII 模块最终输出。数学公式可表示为:

$$\begin{split} F &= Conv_{1\times 1}(Deconv((\sigma(U(D'_{1})) \oplus 1) \otimes U(D''_{3} D''_{2}))) , \quad (6) \\ F_{out} &= Conv_{1\times 1}(Conv_{3\times 3}(Con(F,D'_{1}))) , \quad (7) \end{split}$$

式中: $Conv_{1\times 1}(\cdot)$ 和 $Conv_{3\times 3}(\cdot)$ 分别为 1×1 卷积和 3×3 卷积; $Deconv(\cdot)$ 为转置卷积; $U(\cdot)$ 为上采 样; $Con(\cdot)$ 为融合操作; $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数; \otimes 为逐元素乘法; ① 为逐元素加法; $D''_{3}_{-}D''_{2}$ 同样为相 邻层($D''_{4}_{-}D''_{3}$ 和 D''_{2})进行信息交互后得到的特征层; F 为利用最后一层细化后的特征; F_{out} 为网络最终 输出。

2 实验与结果分析

2.1 数据集描述

本文采用了 2 个公开的遥感影像数据集,分别 为 DeepGlobe 数据集^[24] 与 LandCover 数据集^[25]。 表 1 记录了 2 个数据集的具体信息,其中 DeepGlobe 数据集包括 3 种被标记地物,LandCover 数据集包括 7 种被标记地物。为了评估方法对于水体提取的性 能,本文将 2 个数据集进行了重新标注,标注为水体 和非水体 2 类。表 2 展示了部分数据集样本。

表 1 DeepGlobe 数据集与 LandCover 数据集的详细信息 Tab.1 Details of DeepGlobe dataset and

LandCover dataset

参数	DeepGlobe	LandCover	
影像大小/像素	2 048×2 048	最大为9000×9500	
分辨率/m	0.5	0.25 和 0.5	
影像来源	卫星影像	航空影像	

Tab.2 Some samples of the dataset 数据集 序号 影像 标签 数据集 序号 影像 标签 1 3 LandCover DeepGlobe 数据集 数据集 2 4

表 2 数据集部分样本

2.2 评价指标与实现细节

2.2.1 精度评价指标

本文采用交并比(intersection over union, IoU)、 F1 分数(F1)、精确度(Precision)、召回率(Recall) 以及整体准确度(overall accuracy, OA)作为评价指标,各指标数学表达式为:

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad , \tag{8}$$

$$OA = \frac{IP + FP}{TP + FP + TF + TN} , \qquad (9)$$

$$Precision = \frac{TF}{TP + FP} \quad , \tag{10}$$

$$Recall = \frac{IP}{TP + FN} \quad , \tag{11}$$

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad , \qquad (12)$$

式中: TP, FP, TN 以及 FN 分别代表真阳性、假阳性、真阴性和假阴性。

2.2.2 训练细节

所有的实验都是在搭载有 NVIDIA GeForce RTX 3090 24 G 的 GPU上进行。学习率设置为 2E-4, Batchsize 设置为 8, 优化器选用 Adam 并采用余弦 退火策略来实时更新学习率。由于 GPU 内存的限 制, 所有影像被裁剪为 512 像素×512 像素大小的图 像块, 其中不含水体的图像块被删除并按照 6:2:2 的比例将数据集随机分为训练集、验证集与测试集。 对于 DeepGlobe 数据集, 划分后的训练集、验证集与 测试集分别包括 5 449 张、681 张和 681 张影像与相 应标签,对于 LandCover 数据集,划分后的训练集、 验证集与测试集分别包括 3 285 张、410 张和 410 张 影像与相应标签。此外,为了尽可能防止过拟合,本 文还采用了提前停止训练策略,即:当权重连续 10 轮未更新时则停止训练。

2.3 网络设计合理性分析

为了确保评估结果的准确性和可解释性,以提供准确的结论,在进行定量和定性评估之前,本节拟 对网络过程中的可视化特征图进行详细分析来探索 方法设计背后的原理。本节实验可以有效地帮助理 解各个模块对于水体提取所带来的真实贡献。

从图 4 可以看到,未经过 BG 模块之前目标区 域的边界信息较为模糊并且存在较多的低级噪声, 当经过 BG 模块后不仅背景噪声有所缓解还加强了 边界线索,融合后的边界线索更为明显,这可为提取 结果提供可靠的边界基础。其次,从图 5 可以看到 CII 模块对于水体提取的贡献,可以看到当经过 CII 模块后网络不仅大大加强了对目标水体区域内的特 征响应还加大了对环境的感知能力,这有利于更好 地增强提取结果的完整度并提升对于多尺度的感知 能力。总之,本文所提出的模块都是具有意义且合 理的,并且可以为水体提取带来实质性的性能提升。







(a) 未经过 CII 模块 (b) 经过 CII 模块后 (c) 最终输出

图 5 经过 CII 模块前后可视化特征图



2.4 定量分析

为了验证本文所提出方法的有效性与优越性,

本节将在 DeepGlobe 数据集和 LandCover 数据集上 进行定量分析并与 4 种优秀语义分割模型进行对 比,包括: Attention Unet^[26], PSPNet^[27], DANet^[28]和 DeepLabV3+^[29]。

表3列出了在 DeepGlobe 数据集上定量评价的 结果。从表中加粗的字体可以看出,本文方法的所 有指标都比其他4种优秀语义分割方法高,其中 *IoU*提高了1.08~13.15百分点,*F*1提高了0.57~ 7.44百分点,*Precision*提高了0.76~7.38百分点,*Recall*提高了0.4~8.47百分点,*OA*提高了0.21~2.69 百分点。而在LandCover数据集上本文方法的优势 愈加明显,表4记录了本文方法以及其他方法在 LandCover数据集上的定量结果,同样的,本文方法 相比于其他方法具有显著的优势,*IoU*,*F*1,*Precision,Reacll*和OA分别提高了,3.23~10.81百分点, 1.72~5.99百分点,2.42~4.66百分点,0.95~7.68百 分点,0.94~3.29百分点。

表 3 DeepGlobe 数据集上的定量比较 Tab.3 Quantitative comparison on the DeepGlobe dataset

					(%)
方法	IoU	F1	Precision	Recall	OA
Attention Unet	82.62	90.48	92.78	88.30	96.62
PSPNet	88.66	93.99	94.77	93.23	97.83
DANet	81.52	89.82	90.38	89.27	96.32
DeepLabV3+	93.59	96.69	97.00	96.37	98.80
本文方法	94.67	97.26	97.76	96.77	99.01

表 4 LandCover 数据集上的定量比较

Tab.4 Quantitative comparison on the LandCover dataset

(%)

方法	IoU	F1	Precision	Recall	OA
Attention Unet	86.13	92.55	94.88	90.33	95.94
PSPNet	92.18	95.93	96.25	95.62	97.74
DANet	84.60	91.66	92.64	90.70	95.39
DeepLabV3+	91.99	95.83	94.63	97.06	97.64
本文方法	95.41	97.65	97.30	98.01	98.68

从在2个数据集上的定量结果对比来看,本文 所提出的方法在水体提取上的精度提升是非常显著 的,以此较好证明了本文方法性能的优越性。

2.5 定性分析

为了更加直观地展示本文方法在水体提取中的 优势,本节展开详细的定性分析。从2个数据集中 挑选6个挑战性场景作为切入点进行合理分析,分 别是:低对比度、光谱相似、不规则水体、小型水体、 类间相似性以及类内异质性。表5展示了各方法的 可视化结果图。 超星·期刊



表 5 不同挑战性场景下的可视化结果

Tab.5 Visualization results in different challenging scenarios

从第一行可以看到,目标水体与周围环境的对 比度较低,且在目标区域还存在部分树木的遮挡,这 可能会导致网络捕获的目标特征减少,水体特征表 达减弱,从而对最终结果产生影响。此外,影像中还 存在阴影的干扰,阴影与水体的光谱特征极其相似, 若网络不能很好地识别深层次鉴别特征,就可能导 致误提。从最终结果来看,除了本文方法,其他方法 均存在较大面积的误提或漏提,只有本文方法能够 较大程度上保证水体的连续性与完整度。

从第二行图可以看到水体的不规则性会增大网 络对于边界定位的难度,使得边界模糊,而本文方法 不仅保证了水体的完整度,还保证了边界提取的准 确性,相比于其他方法,本文方法在边界判定上更准 确、平滑。

从第三组结果图可以看到小型水体对提取效果 的影响,由于小型目标所占的像素比例较小,相较于 大型水体,它的特征表达并不是特别强,若缺乏充分 的多尺度表达就会导致被网络忽略。而本文方法相 比于其他方法能够更多地提取出小型水体。 从第四组结果图可以发现,水体的特征并不是 特别明显且与裸地极其相似,造成了语义混乱,因 此,大部分方法对此出现了漏提,本文方法保证了很 高的完整度并在边界定位上也有很大优势。

最后一组图水体的中心区域出现了类似青苔的 干扰,这使类内出现了异质性,从而使得语义相关性 降低,最终导致其他所有方法出现了漏提现象,而可 以看到本文方法在保证语义完整的同时还具有可靠 的边界信息。

总的来说,本文方法在边界的准确判定和语义 特征及深层次的加强以及多尺度表达方面有明显优势。通过以上分析进一步证明了本文所提方法的优 越性,能够更好地应对不同区域不同挑战的场景。

2.6 效率与复杂度分析

为了更加全面评估本文方法的优势,本文进行 了各模型效率与复杂度分析实验,将(1,3,512, 512)大小的张量送入各个网络中,得到参数量、浮 点运算数、模型大小以及每秒帧数(frames per second,FPS)等指标。从表 6 的数据对比中可以明显 看出,本研究提出的方法在模型参数量和模型大小 方面均优于其他方法。虽然在浮点运算数量和 FPS 指标上,本方法略逊于 DeepLabV3+和 PSPNet,但是 在 2 个数据集上的准确率却表现最佳。此外,值得 注意的是,浮点运算数反映了网络模型的复杂度,尽 管 Attention Unet 和 DANet 的网络结构相比本研究 提出的方法更为复杂,但是通过表 3、表 4 以及表 5 可以发现,本文方法在水体提取方面更有显著优势。 总的来说,相比其他先进方法,本文方法在精度、复 杂度以及效率之间取得了更好的平衡。

表 6 效率与复杂度比较 Tab.6 Comparison of efficiency and complexity

士社	幺 粉旱/106	浮点运	模型大	FPS/
刀伍	多 奴里/10	算数/10 ⁹	小/MB	(帧・s ⁻¹)
Attention Unet	34.88	266.27	133.11	35.09
PSPNet	25.35	20.09	97.91	189.22
DANet	66.55	282.83	262.11	76.70
DeepLabV3+	22.34	31.55	85.28	182.54
本文方法	21.95	48.45	83.82	114.49

2.7 消融实验

为了验证所提出模块对水体提取性能的帮助, 本节建立了消融实验。所有实验的参数设置都与 2.2.2节保持一致并在 DeepGlobe 数据集上重新训 练。从表 7 可以看到,当去除 BG 模块时,与整体方 法相比,*IoU*,*F*1 以及 *OA* 分别下降了 1.89,1.01 和 0.37个百分点;当去除 CII 模块时,*IoU*,*F*1 以及 *OA* 分别下降了 1.84,0.98 和 0.36 个百分点;整体方法 与基线网络相比,*IoU*,*F*1 以及 *OA* 分别提升了 4.16, 2.24 和 0.83 个百分点,由此可见本文方法给水体提 取性能带来的提升是非常显著的。另外,表中还给 出了去除某个模块时参数量与浮点运算数的变化, 通过简单的数学计算可以得到每个模块为整体方法 带来的复杂度。BG 模块为方法带来了 0.19×10⁶ 的 参数量,1.76×10⁹ 的浮点运算数,而 CII 模块为方法 带来了 0.1×10⁶ 的参数量和 15.98×10⁹ 的浮点运算 数。由此可以发现,如此低的参数量或浮点运算数 可以带来较高的精度提升,进一步证明了所提模块 的优势。

表 7 消融实验结果 Tab.7 Ablation experiment results

方法	IoU/%	F1/%	0A/%	参数 量/10 ⁶	浮点运 算数/10 ⁹
基线网络	90.51	95.02	98.18	21.66	31.22
去除 BG 模块	92.78	96.25	98.64	21.76	47.21
去除 CII 模块	92.83	96.28	98.65	21.85	32.47
本文方法	94.67	97.26	99.01	21.95	48.45

此外,为了更直观地观察 2 个设计模块对于水体提取的提升,图 6 展示了 2 个模块功能的可视化图。由 1.2 节,1.3 节以及 2.3 节分析可知,BG 模块旨在嵌入丰富的边缘位置信息,CII 模块旨在增强网络多尺度感知,因此,图 6 从这 2 个方面展开分析展示。从图 6(a)中的黄色虚线圈可以看到当去除 BG模块时,水体之间的界限变得更加模糊,并且对于水体的位置判定也变得不够准确。同时,由于完整结构中存在 CII 模块的原因,网络对于不同尺度水体的表达能力也较强。从图 6(b)中观察到,当去除CII 模块时,网络忽略了对更小尺度水体的感知。同样,由于 BG 模块的存在,检测到的水体边界也与真实标签更为接近。





3 结论

针对现有水体提取方法的不足,本文提出了一种 BGCIINet 用于遥感影像水体提取。网络包括 2 个核心模块: BG 模块和 CII 模块。前者部署于编码器前 2 层,用于探索丰富的边界线索并以注意力

图的方式高效嵌入解码器各层;后者部署于整个解 码器中,用于促进不同层之间的知识交流,增强网络 的多尺度表达能力,加强关键信息表示。在2个数 据集上进行了充分的实验与分析,结果表明,所提出 方法在2个数据集上都优于其他4种先进语义分割 方法。此外,通过网络合理性分析以及消融实验充 分证明了本文所提出方法的有效性与合理性,能够 · 22 ·

更好地应用于遥感影像水体提取。

在未来的工作中,由于不同区域水体所表达的 特征不同,不可能每次都制作数据集与重头训练,因 此,如何提升网络模型的泛化性及适应能力是一个 需要解决的重要问题。

参考文献(References):

- [1] Wu Z, Lai X, Li K. Water quality assessment of rivers in Lake Chaohu basin (China) using water quality index [J]. Ecological Indicators, 2021, 121:107021.
- [2] 杨 聪,童 蕾,马乃进,等.洪湖水体和沉积物中抗生素的分布
 特征及其影响因素研究[J].安全与环境工程,2022,29(5):78-90.

Yang C, Tong L, Ma N J, et al. Distribution characteristics and influencing factors of antibiotics in water and sediments of Honghu Lake[J].Safety and Environmental Engineering, 2022, 29(5):78– 90.

- [3] Verma U, Chauhan A, M M M P, et al. DeepRivWidth: Deep learning based semantic segmentation approach for river identification and width measurement in SAR images of Coastal Karnataka[J]. Computers & Geosciences, 2021, 154:104805.
- [4] 杜云艳,周成虎.水体的遥感信息自动提取方法[J].遥感学报, 1998,2(4):264-269.
 Du Y Y,Zhou C H.Automatically extracting remote sensing information for water body[J].Journal of Remote Sensing, 1998,2(4): 264-269.
- [5] Koponen S, Pulliainen J, Kallio K, et al. Lake water quality classification with airborne hyperspectral spectrometer and simulated MERIS data [J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 79 (1): 51-59.
- [6] 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.
- [7] Xie C, Huang X, Zeng W, et al. A novel water index for urban highresolution eight – band WorldView – 2 imagery [J]. International Journal of Digital Earth, 2016,9(10):925–941.
- [8] Liu Q, Huang C, Shi Z, et al. Probabilistic river water mapping from landsat-8 using the support vector machine method [J]. Remote Sensing, 2020, 12(9):1374.
- [9] Wang X, Ling F, Yao H, et al. Unsupervised sub-pixel water body mapping with sentinel-3 OLCI image[J].Remote Sensing, 2019, 11(3):327.
- [10] Weng L, Xu Y, Xia M, et al.Water areas segmentation from remote sensing images using a separable residual SegNet network [J].IS-PRS International Journal of Geo-Information, 2020,9(4):256.
- [11] Guo H, He G, Jiang W, et al. A multi-scale water extraction convolutional neural network (MWEN) method for GaoFen-1 remote sensing images [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2020,9(4):189.
- [12] Li M, Wu P, Wang B, et al. A deep learning method of water body extraction from high resolution remote sensing images with multisensors[J].IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14:3120-3132.

- [13] Dong S, Pang L, Zhuang Y, et al. Optical remote sensing waterland segmentation representation based on proposed SNS - CNN network [C]//IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium.July 28 - August 2,2019, Yokohama, Japan.IEEE, 2019;3895-3898.
- [14] Hu K, Li M, Xia M, et al. Multi-scale feature aggregation network for water area segmentation [J]. Remote Sensing, 2022, 14 (1): 206.
- [15] Kang J, Guan H, Peng D, et al. Multi-scale context extractor network for water-body extraction from high-resolution optical remotely sensed images [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 103:102499.
- [16] Wang Z, Gao X, Zhang Y.HA-net: A lake water body extraction network based on hybrid-scale attention and transfer learning[J]. Remote Sensing, 2021, 13(20):4121.
- [17] 张庆港,张向军,余海坤,等.一种轻量级网络模型的遥感水体 提取方法[J].测绘科学,2022,47(11):64-72.
 Zhang Q G,Zhang X J,Yu H K, et al. A water extraction method for remote sensing with lightweight network model[J].Science of Surveying and Mapping,2022,47(11):64-72.
- [18] Zhang Z, Lu M, Ji S, et al. Rich CNN features for water-body segmentation from very high resolution aerial and satellite imagery[J]. Remote Sensing, 2021, 13(10): 1912.
- [19] 沈骏翱,马梦婷,宋致远,等.基于深度学习语义分割模型的高分辨率遥感图像水体提取[J].自然资源遥感,2022,34(4): 129-135.doi:10.6046/zrzyyg.2021357.
 Shen J A, Ma M T, Song Z Y, et al. Water information extraction from high-resolution remote sensing images using the deep-learning based semantic segmentation model [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(4): 129-135. doi: 10.6046/zrzyyg. 2021357.
- [20] 林 娜,王玉莹,郭 江,等.基于 SegNet_CRF 的遥感影像水体提取方法[J].测绘与空间地理信息,2023,46(3):12-15,18.
 Lin N, Wang Y Y, Guo J, et al. A method of water extraction from remote sensing images based on SegNet_CRF[J]. Geomatics & Spatial Information Technology,2023,46(3):12-15,18.
- [21] 李红林,隋百凯,叶燕萍,等.基于语义分割网络的 GF-7 号卫 星数据水体信息提取[J].大坝与安全,2022(4):50-58.
 Li H L,Sui B K,Ye Y P, et al.Water information extraction from GF-7 satellite data based on semantic segmentation network[J].
 Dam & Safety,2022(4):50-58.
- [22] 刘佳典,宋伟东,朱洪波,等.改进 U-Net 模型的遥感影像水体 提取研究[J].测绘科学,2022,47(8):230-239.
 Liu J D,Song W D,Zhu H B, et al. Research on water extraction from remote sensing images based on improved U-Net model[J].
 Science of Surveying and Mapping,2022,47(8):230-239.
- [23] Wang B, Chen Z, Wu L, et al.SADA-net: A shape feature optimization and multiscale context information-based water body extraction method for high-resolution remote sensing images [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022, 15:1744-1759.
- [24] Boguszewski A, Batorski D, Ziemba-Jankowska N, et al. LandCover.ai: Dataset for automatic mapping of buildings, woodlands, water and roads from aerial imagery [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops

第1期

(CVPRW).June 19-25,2021, Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 1102-1110.

- [25] Demir I, Koperski K, Lindenbaum D, et al. DeepGlobe 2018; A challenge to parse the earth through satellite images [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). June 18-22, 2018, Salt Lake City, UT, USA.IEEE, 2018; 172-17209.
- [26] Oktay O, Schlemper J, Le Folgoc L, et al. Attention U-net: Learning where to look for the pancreas [EB/OL]. 2018: 1804.03999. https://arxiv.org/abs/1804.03999v3.
- [27] Zhao H, Shi J, Qi X, et al. Pyramid scene parsing network [C]//

2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).July 21-26,2017, Honolulu, HI, USA.IEEE, 2017: 6230-6239.

- [28] Fu J, Liu J, Tian H, et al.Dual attention network for scene segmentation [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA.IEEE, 2019;3141-3149.
- [29] Chen L C, Zhu Y, Papandreou G, et al.Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [M]// Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing, 2018:833-851.

A boundary guidance and cross-scale information interaction network for water body extraction from remote sensing images

CHEN Jiaxue¹, XIAO Dongsheng^{1,2}, CHEN Hongyu³

 School of Civil Engineering and Geomatics, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;
 Disaster Prevention and Emergency Research Center of Geographic and Remote Sensing Geographic Information, Southwest Petroleum University, Chengdu
 Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

Abstract: Extracting accurate water body information holds great significance for water resources protection and urban planning. However, due to numerous surface features and complex environments, along with different morphologies, scales, and spectral characteristics of different water bodies, remote sensing images inevitably exhibit heterogeneity, spectral similarities, and inter-class similarities between water bodies and other surface features. Existing methods fail to fully exploit boundary cues, the semantic correlation between different layers, and multiscale representations, rendering the accurate information extraction of water bodies from remote sensing images still challenging. This study proposed a boundary guidance and cross-scale information interaction network (BGCIINet) for information extraction of water bodies from remote sensing images. First, this study proposed a boundary guidance (BG) module for the first time by combing the Sobel operator. This module can be used to effectively capture boundary cues in low-level features and efficiently embed these cues into a decoder to produce rich boundary information. Second, a cross-scale information interaction (CII) module was introduced to enhance the multi-scale representation capability of the network and facilitate information exchange between layers. Extensive experiments on two datasets demonstrate that the proposed method outperforms four state - of - the - art methods. offering rich boundary details and completeness under challenging scenarios. Therefore, the proposed method is more effective in extracting water body information from remote sensing images. This study will provide a valuable reference of methods for future research.

Keywords: water body extraction; boundary guidance; cross-scale features; remote sensing images; semantic segmentation

(责任编辑:张仙)

