[文章编号] 1003－4684(2025)04-0050-06

基于多尺度跨时相交互感知的水体变化检测方法研究

刘航源，常学立，王小东，刘金同

（湖北工业大学计算机学院，湖北 武汉 430068）

[摘 要] 针对遥感图像进行水体变化检测时仍面临不同时相间的背景差异大、伪变化现象和水体变化边界模糊的问题，提出一种基于多尺度跨时相交互感知的网络 MSCTFreqNet 用于遥感影像的精准变化检测。首先，为了抑制背景对检测结果的干扰，提出跨时相交互感知模块，减少因时相差异而引入的特征污染；其次，为了更好地融合深层和浅层的时空信息并保持变化边界完整性，提出了多路径频域增强聚合器和特征融合方法 CatPro 以增强被融合特征的表达，提高了水体变化细节的精确捕捉能力。在 GF1WCD 数据集上进行大量实验表明，MSCTFreqNet 在精度、F1 得分和交并比指标中分别可达92.89％，86.05％和 92.41％，在定量比较和定性分析中均优于现有方法。

[关键词] 水体变化检测；多尺度；跨时相交互；注意力机制；频域增强

[中图分类号] TP391 [文献标识码] A

遥感变化检测是通过对比不同时间点的遥感影像信息，识别和分析水体变化情况的技术，广泛应用于监测水体面积变化、跟踪水资源利用等领域，为国家水资源管理提供了科学的决策依据[1]。变化检测任务面临的核心挑战之一是如何有效克服不同时相间的特征污染，精确识别语义变化区域[2]。随着遥感技术的快速发展，遥感影像数据提供了更丰富的特征信息，但从遥感影像中高精度、高效地获取地表变化信息仍然面临较多瓶颈，为了处理庞大的此类新增数据影像，对高效准确的变化检测方法的需求显著增长。

传统的图像处理技术有影像差分法、变化矢量分析(CVA)和主成分分析(PCA)，影像差分法通过计算不同时相影像中相同位置的像素差异来得出变化内容；CVA 则通过计算时相矢量变化量来识别变化区域；PCA 通过提取图像的主要特征分量，将变化信息集中到少数主成分中进行分析。这些方法虽然易于实现，但未能有效捕捉图像的语义和空间信息，且对噪声敏感，导致结果不准确或缺乏鲁棒性。随着深度学习的发展，卷积神经网络(CNN)[3]作为经典的深度学习架构，在遥感变化检测中取得了显著成果，尤其是孪生神经网络(siamese networks)通过两个结构相同的子网络进行深层特征提取并根据特征相似度进行变化检测[4]。然而，CNN 局部卷积限制了其捕捉远程依赖的能力。Vision Transformer(ViT)引入了自注意力机制，提升了复杂场景的表现力[5]。基于 Transformer 的模型，如 STANet 和 Change Former 采用时空注意力机制，能更有效地提取多尺度信息，但这些模型数据需求较大，且在细粒度信息建模上有所不足[6]。BIT 模型结合 CNN 和 Transformer，但由于特征融合不足，精度不如 CNN[7]。

综上，现有方法在应对复杂水体场景时仍面临以下挑战：1)图像中的高频信息对精确检测地物变化至关重要，但现有深度学习方法通常局限于时域特征的提取和处理[8]。在时域中提取高频信息较为有限，尤其是水体边界等高频成分难以充分捕捉，导致变化边缘检测不完整[9]。2)现有深度学习方法在跨时相特征的交互方面存在不足，难以有效获取长距离依赖，在特征融合时容易受到不同时相间复杂背景的干扰，导致特征污染[10]。

为了应对上述挑战，本文提出了一种全新的多尺度跨时相交互感知的网络框架(MSCTFreqNet)实现了精确的水体变化检测。针对特征污染问题，提出了跨时相交互感知模块(CTIP)，通过跨时相特征的交互机制，有效减少了不同时相背景噪声引入的特征污染。针对细粒度特征捕捉不足的问题，提出了多路径频域增强聚合器(MPFA)，通过引入 FDF(FFT-based dynamic filter)模块和路径特征聚合机制，将频域和时域中的特征有效融合。在频域

[收稿日期] 2024－12－11

[基金项目] 湖北省自然科学基金(2022CFB447)

[第一作者] 刘航源(1999－)，男，山东济宁人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为遥感图像处理。

[通信作者] 常学立(1983－)，男，河南登封人，湖北工业大学副教授，研究方向为卫星数据处理与质量提升。

中增强了高频细节信息的捕捉能力，显著提升了检测的精度和边界完整性。

1　本文方法

1.1　整体架构

本文提出了一种基于 CNN 和 Transformer 相融合的网络架构 MSCTFreqNet，如图 1 所示。该网络包含编码器和解码器两部分。

编码器负责特征提取和融合，包含三个双时相交互阶段和一个特征融合阶段。双时相交互通过 CTIP 实现，CTIP 利用时态间的交互信息提取抗背景干扰的特征，聚焦变化区域。特征融合阶段通过多路径频域增强聚合器（MPFA）融合增量特征并增强高频信息，优化变化检测精度。解码器通过逐步上采样恢复特征图，并通过残差块增强特征表达，最终生成预测概率图并应用 Argmax 得到二值变化检测图。

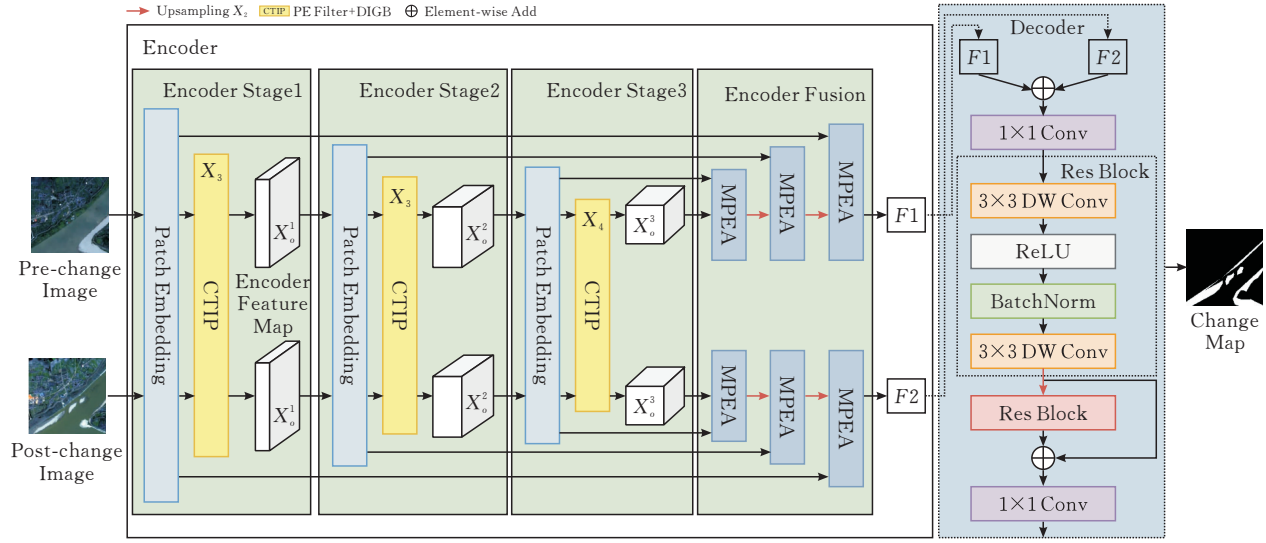


图 1　MSCTFreqNet 网络架构

1.2　跨时相交互感知模块（CTIP）

在遥感变化检测中，伪变化（如季节性变化、光照差异和背景地物变化等）会污染变化特征，从而降低网络性能，特别是在初期阶段，网络很难区分变化区域与背景噪声。为解决这一问题，本文在双时相交互阶段提出了 CTIP 进行特征提取并利用特征交互突出变化区域。如图 2 所示，CTIP 由特征交互滤波块（FIF）和差分信息门控块（DIGB）组成。

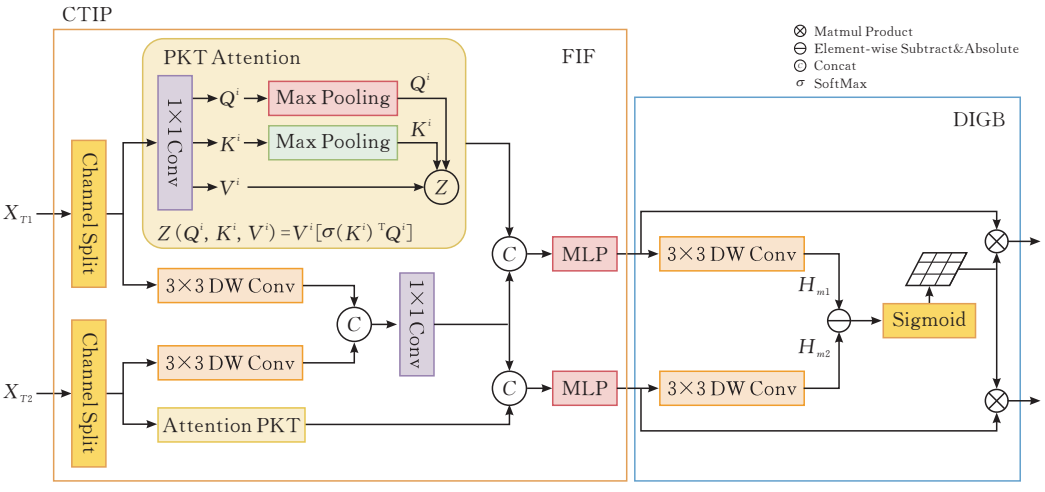


图 2　CTIP 结构

FIF 利用 PKT Attention 提取全局上下文信息，结合时空局部信息，可以确定变化边界。DIGB 则利用差分特征生成权重，周期性关注不同时间点的像素，动态分配权重，帮助网络聚焦变化区域，减少背景噪声的干扰，从而提升检测精度。

1.2.1　特征交互滤波块（FIF）

在变化检测任务中，编码器提取特征后送入解码器进行变化区域区分。在此过程中通过融合双时相信息的局部特征与全局上下文信息，可以有效标定水体边界变化，如河岸位移或裸露河床的变动，从而帮助精确识别变化

边界。具体流程如下：

双时态图像 X_{T1}、X_{T2} 最初经过 Patch 层下采样后送入 CTIP，设 $X_i \in R^{H_i \times W_i \times C_i}$ 为 CTIP 模块第 $i(i \in 1,2,3)$ 阶段的输入特征，其中 H_i、W_i 和 C_i 分别表示其高度，宽度和通道。由于时间分支 $T1$、$T2$ 在 CTIP 模块中操作相同，所以以下流程主要以 $T1$ 时间分支流程为主，特征交互滤波块先将输入特征 X_i 按通道方向平均拆分为两组，得到 $X_i^{c1}, X_i^{c2} \in R^{H_i \times W_i \times \frac{C_i}{2}}$。在此过程中，本文借鉴了 Mubashir Noman 的工作[11]，对 $T1$ 分支第一组特征 X_i^{c1} 使用池化键转置注意力机制 PKT Attention（Pooling KeyTrans Attention），PKT Attention 仅具有线性复杂性，避免了常规注意力机制具有二次计算复杂性、减少计算量的同时，还能更好的提取全局上下文信息，这一注意力机制过程如下：

$$K_i^{\text{Max}} = \text{MaxPooling}(X_i^{c1}) \tag{1}$$

$$Q_i^{\text{Mean}} = \text{MeanPooling}(X_i^{c1}) \tag{2}$$

$$X_i^{\text{PKT}} = Z(K_i^{\text{Max}}, Q_i^{\text{Mean}}, V_i) = \sigma_{\text{SoftMax}}((K_i^{\text{Max}})^{\text{T}} * Q_i^{\text{Mean}}) \times V_i \tag{3}$$

式中：MaxPooling 和 MeanPooling 表示最大池化和平均池化操作，σ_{SoftMax} 指对函数进行 SoftMax 操作，$*$ 代表矩阵乘法，Q_i，$K_i \in R^{\frac{H_i}{2} \times \frac{W_i}{2} \times \frac{C_i}{4}}$ 且 $V_i \in R^{H_i \times W_i \times \frac{C_i}{4}}$。

对 T1、T2 分支第二组特征 X_i^{c2} 使用 3×3 深度卷积获取局部特征，得到 X_i^D、$\hat{X}_i^D$。为了辅助确定变化边界。本文将局部信息初次交互，对 $\hat{X}_i^D$ 与 X_i^D 进行拼接操作，再使用 1×1 卷积恢复原通道，得到局部信息交互特征 X_i^{IF}，从而使两个时相的变化边界信息融入特征图。

经过拼接操作，将局部交互特征与全局注意力信息 X_i^{PKT}，$\hat{X}_i^{PTK}$ 合并，获取丰富的局部交互特征和全局信息。再使用 LayerNorm 层和 MLP 层整合，得到初步特征 X_i^{PF}，$\hat{X}_i^{PF}$。这一过程可以表达为：

$$X_i^{IF} = \text{conv}_{1\times1}(X_i^D \text{cat} \hat{X}_i^D) \tag{4}$$

$$\hat{X}_i^{\text{PF}} = \sigma_{\text{MLP}}(\sigma_{\text{LayerNorm}}(X_i^{PKT} \text{cat} \hat{X}_i^{\text{PKT}}) \tag{5}$$

式中：cat 表示拼接操作；σ_{MLP}、$\sigma_{\text{LayerNorm}}$ 分别表示 MLP 层和 LayerNorm 运算。

1.2.2 差分信息门控块(DIGB) 为了有效传递两个时相图像中的显著特征，强调变化区域，抑制背景噪声和任务无关信息的干扰，本文提出了 DIGB 子模块。DIGB 通过生成基于差分特征的权重，动态关注每个像素的变化重要性。DIGB 通过学习差异性特征来引导网络聚焦于显著变化区域，从而便于解码器后续的变化检测。

DIGB 对双时相的初步特征 X_i^{PF}，$\hat{X}_i^{\text{PF}}$ 进行 3×3 深度可分离卷积，经 GELU 函数激活后得到两个特征图 H_{m1} 和 H_{m2}，接着通过矩阵差分和 Sigmoid 激活函数计算 H_{m1}、H_{m2} 的差异信息，生成掩膜系数矩阵 M。再将初步特征与 M 相乘，得到经过双时相差异特征强化后的特征图。最后，通过残差链接，将其与原始图 X_i^{PF} 和 $\hat{X}_i^{\text{PF}}$ 叠加，得到两个时相的编码特征图 X_i^o 和 $\hat{X}_i^o$，实现双时相特征的二次交互感知，提高编码阶段各个尺度编码的准确性。这一过程可以表达为：

$$M = \sigma_{\text{Sigmoid}}(H_{m1} * H_{m2}) \tag{6}$$

$$X_i^o = M \times X_i^{\text{PF}} \tag{7}$$

$$\hat{X}_i^o = M * \hat{X}_i^{PF} \tag{8}$$

其中，$*$ 表示矩阵相乘。

1.3 多路径频域增强聚合器(MPFA)

为解决深层网络中低级特征丢失和高频细节捕捉困难的问题，本文提出了多路径频域增强聚合器(MPFA)模块。该模块通过融合频域增强特征和浅层特征，实现深浅层信息融合，并通过级联结构实现了不同尺度特征融合。MPFA 模块包括频域增强滤波器(FDF)和 CatPro 融合器，通过对不同尺度的特征进行补充，弥补了不同尺度特征不足的缺陷。级联结构通过跳跃连接特征补充丢失的细粒度信息，使浅层细节和深层语义特征在变化区域中各自发挥优势，从而使变化区域的精确检测和边界完整描述。

受 Tatsunami 等[9]启发，MPFA 模块引入了 FDF，通过结合动态滤波器和频域滤波技术，模块在频域中对特征图进行滤波操作。具体地，MPFA 使用 MLP 生成动态滤波权重，对频域中的各个频率成分进行加权调整。同时，快速傅里叶变换(FFT)被用于在频域和时域之间进行转换，使滤波操作能够高效执行。

另外，为了解决通过简单拼接操作可能会导致特征完整性损失的问题，MPFA 提出了一种采用新特征融合方法，称为 CatPro 方法。CatPro 方法将输入特征拼接，然后使用 1×1 卷积层作为线性投影层对低通道特征统一映射到 256 维特征。接着，使用 GELU 激活函数进行激活，添加非线性因素，以获取更丰富的特征表征。

MPFA 将频域增强特征和跳跃连接特征作为增量特征与源特征融合。首先，MPFA 将接收 CTIP 模块输出的二次感知特征作为主体特征 $X_i^{Subject}$，并接收同阶段的跳跃连接特征 X_i^{Jump}，然后，将跳跃连接特征复制为 X_i^{Copy} 并输入 FDF 模块中，通过频域滤波操作得到增强后的特征 X_i^{Freq}。

在此过程中，首先通过 CatPro 方法将频域增强特征 X_i^{Freq} 与主体特征 $X_i^{Subject}$ 融合，得到包含频域增强特征的特征图 $X_i^{Pre_fu}$。接着，将同阶段的跳跃链接特征 X_i^{Jump} 与 $X_i^{Pre_fu}$ 进行融合，进一步补充高分辨率的细粒度特征。随后，使用上采样操作将特征图的分辨率提高一倍，得到新的主体特征 $X_i^{Subjiet_new}$，并将其传入下一级模块进行处理。每个时间分支的 MPFA 模块通过串行设置被应用三次，以逐步对齐不同尺度的低级和高级特征信息，最终将输出结果传递给解码器。

在 MSCTFreqNet 中，MPFA 采用三阶段阶梯式设置，这种逐步增强的融合方式有效减少了直接融合时可能出现的信息冲突或失真，提升融合结果的稳定性，而且，这种逐步融合策略还增强了多尺度特征的融合能力。

2　实验结果与分析

2.1　数据集

根据水体变化检测的需求，本文选择高分一号卫星的宽幅影像作为研究数据，高分一号卫星的宽幅相机影像（WFV）具有覆盖范围广、分辨率适中（空间分辨率 16 m）、成像时间短等特点，适用于大尺度地表环境的遥感监测和应用，能够捕捉到大范围地表特征。制作的数据集命名为 GF1WCD（图 3），选取的图像具有不同的季节性条件和变化情景，拥有如河流、湖泊、湿地等多类水体类型。数据分割为 256×256 的影像共 2000 个，按照 8∶1∶1 的比例将影像对随机划分为训练集、测试集和验证集。

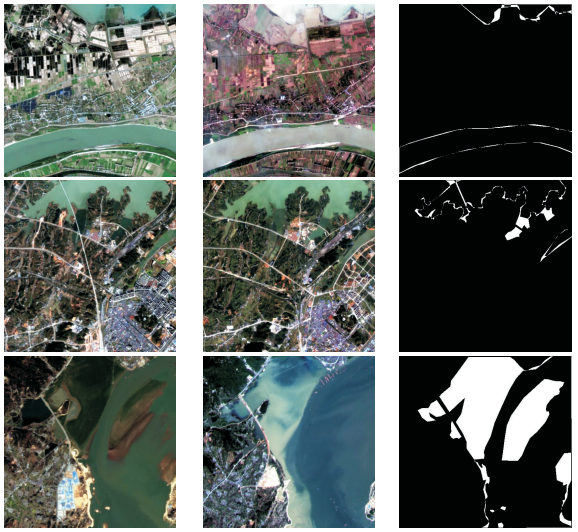


图 3　GF1WCD 部分双时相图像及标签

2.2　实验细节与评估指标

本文提出的 MSCTFreqNet 网络的编码器包含四个阶段，包括三个双时相交互阶段和一个频域增强与特征融合阶段。在双时相交互阶段，通道数依次为 64、128 和 256。网络的输入是一对 256×256×3 的配准遥感水体图像，输出具有相同空间分辨率的二值化变化检测图。

为了增强训练样本的多样性和提高网络的泛化能力，本文在实验中通过旋转、随机翻转、缩放、颜色反转以及引入随机模糊等操作对训练集进行了数据增强。网络在 RTX4090 GPU 上进行训练，模型权值随机初始化。初始学习率设为 3e-4，并采用线性衰减策略逐步减小学习率。训练过程中，epoch 数设为 300，优化器采用 AdamW，其权重衰减率设为 0.01，beta 值为(0.9，0.999)。

在训练过程中，本文利用逐像素交叉熵损失函数来评估网络性能。对于二值变化检测任务，交叉熵损失函数表达式为：

$$\mathrm{Loss}=-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i\log(\hat{y}_i)+(1-y_i)\log(1-\hat{y}_i) \quad (9)$$

其中：y_i 是真值；$\hat{y}_i$ 为预测概率；N 为像素数；i 为第 i 个样本；取值 $1\sim N$。

此外，实验选取三类变化检测常用评价指标：精度（ACC）、交并比（IoU）、F1 分数评估变化检测结果。

2.3　定量比较

为了验证本文的 MSCTFreqNet 在水体变化检测中的有效性和效率，本文选择了近 5 年几种 SOTA 模型作为对比，包括 STANet[12]、STANet-BAM[12]、STANet-PAM[12]、BIT[12]、基于 transformer 的 CD 方法（ChangeForm[7]）、轻量级且有效的变化检测模型（TinyCD[13]）和用于遥感变化检测的高效局部－全局上下文聚合方法（ELGCNet[13]）。

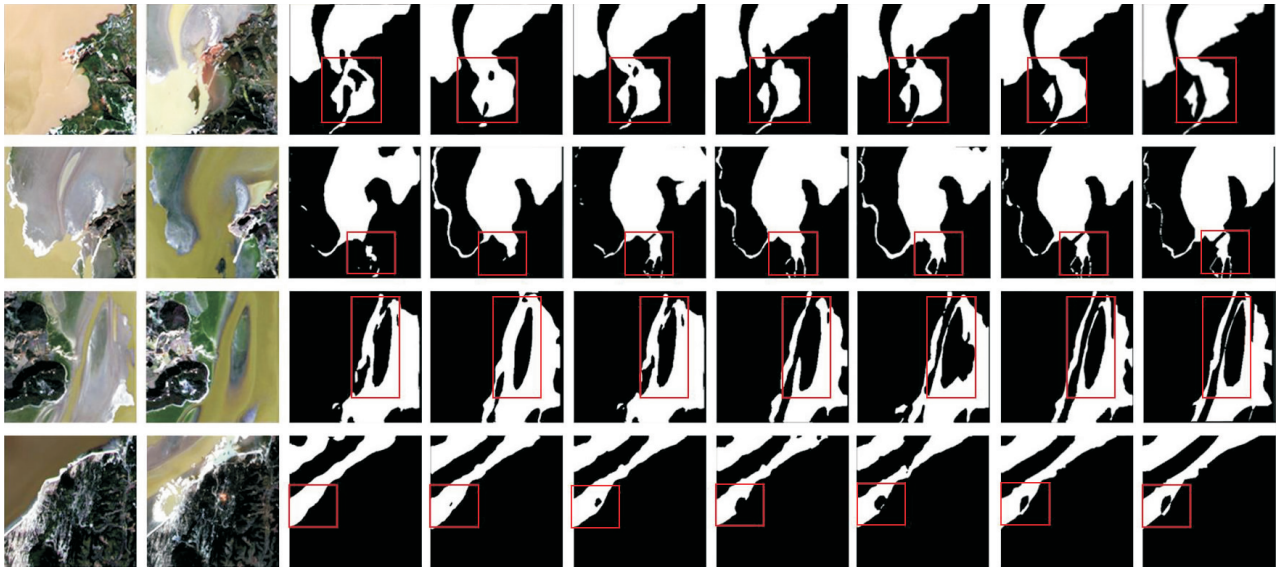
如表 1 所示，MSCTFreqNet 在 GF1WCD 数据集上取得了 SOTA 效果，并分别在 ACC、IoU 和 F1 三个评价指标上达到了 92.89%、86.05% 和 92.41%，表现优于其他方法。此外，本文进一步比较了 MSCTFreqNet 与 STANet、BIT、ChangeForm、TinyCD 和 ELGCNet 在参数量（Params）和浮点运算数（FLOPs）上的表现，与最先进的 ELGCNet 相比，MSCTFreqNet 显著减少了参数量和浮点运算数，显示出更高的计算效率。总体而言，MSCTFreqNet 实现了出色的检测效果，且网络参数更低。

表 1 各类变化检测算法性能对比

类型	Params (M)	FLOPs (G)	ACC	IoU	F1
STANet	16.89	45.74	91.30	84.70	89.20
STANet-BAM	17.10	—	91.31	85.10	89.30
STANet-PAM	17.26	—	91.60	85.80	89.90
BIT	18.78	190.83	91.07	82.51	90.36
ChangeForm	41.03	46.62	89.35	79.70	88.63
TinyCD	1.28	19.21	81.17	69.49	81.99
ELGCNet	10.57	123.59	91.41	83.82	91.15
MSCTFreqNet	2.66	21.36	92.89	86.05	92.41

2.4 定性比较

如图 4 所示，在 T1 和 T2 时刻的真值图像中，水体变化主要集中在河流、湖泊和湿地区域，不同水体类型的检测难度不同。本文分析了不同模型的检测结果：(c)TinyCD 模型对大面积水体变化有一定识别能力，但对河流边界检测差，存在边缘模糊和断裂。(d)ChangFormer 模型能较好检测湖泊和河流变化，但边界细节仍有不足，存在误检和漏检。(e)BIT 模型在河流和湿地的检测中表现中等，对小河流变化敏感度低，漏检较多。(f)STANet 能有效专注于不同目标，但低深度限制了其性能，对大面积湖泊能够准确检测，但细微变化场景表现差。(g)ELGC-Net 模型整体优于前述模型，能有效区分湿地和湖泊变化，但对河流细节仍有漏检和模糊。(h)MSCTFreqNet 模型在河流、湖泊和湿地变化检测中表现最佳，尤其通过 CTIP 和 MPFA 模块有效减少伪变化干扰，提升背景污染抵抗力。在细节检测上，MSCTFreqNet 表现突出，尤其在河流变化中，能够保证目标内部信息的提取和获得清晰的边界，展示了其在复杂水体细节边缘检测中的优异表现。综上，MSCTFreqNet 相较其他模型，具有较好的检测效果。



(a) T1时刻图像 (b) T2时刻图像 (c) TinyCD模型结果 (d) ChangFormer模型结果 (e) BIT模型结果 (f) STANet模型结果 (g) ELGC-Net模型结果 (h) MSCTFreq Net模型结果 (i) 真值标签

图 4 不同模型效果

3 结束语

为解决现有深度学习模型在复杂水体场景下遇到的特征污染、伪变化干扰和细粒度特征捕捉不足等问题，本论文提出了一种名为 MSCTFreqNet 的遥感影像水体变化检测网络，从时域和频域两个角度出发，提出了 CTIP 模块和 MPFA 模块，提升了对水体变化区域的检测精度。首先，CTIP 模块先通过融合局部交互特征提升变化边界的敏感性，再通过生成动态权重掩膜，赋予各分支特征不同的重要性以强调变化区域，减少特征污染并增强了变化区域的关联性，有效抑制了背景噪声的干扰。其次，MPFA 模块通过引入 FDF 模块，增强了高频特征的捕捉能力，同时，MPFA 的多级级联设置能够融合多尺度特征信息，保留关键的边缘细节，提高水体边界的完整性。在 GF1WCD 数据集上进行大量实验表明，MSCTFreqNet 显著优于现有变化检测方法。实验结果显示，本文所提方法分别在 ACC、IoU 和 F1 三个评价指标上达到了 92.89%、86.05% 和 92.41%。

通过实验结果可以看出，MSCTFreqNet 能够在复杂水体场景下提供更精确的变化检测，展示了其在实际应用中的潜力。下一步改进工作是对模型速度的进一步优化，以达到实时变化检测的目的。

[参 考 文 献]

[1] 岩腊，龙笛，白亮亮，等. 基于多源信息的水资源立体

监测研究综述[J]. 遥感学报，2021，24(07)：787-803.
[2] 眭海刚，冯文卿，李文卓，等. 多时相遥感影像变化检测方法综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2018，43(12)：1885-1898.
[3] SARLGÜL M，OZYILDIRIM B M，AVCI M. Differential convolutional neural network[J]. Neural Networks，2019，116：279-287.
[4] CHOPRA S，HADSELL R，LECUN Y. Learning a similarity metric discriminatively，with application to face verification[C]// 2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05). IEEE，2005，1：539-546.
[5] LIU Z，LIN Y，CAO Y，et al. Swin transformer：Hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision，2021：10012-10022.
[6] HU C，MA M，MA X，et al. STANet：Spatiotemporal Adaptive Network for Remote Sensing Images[C]// 2023 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE，2023：3429-3433.
[7] CHEN H，QI Z，SHI Z. Remote sensing image change detection with transformers[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2021，60：1-14.
[8] WANG H，WU X，HUANG Z，et al. High-frequency component helps explain the generalization of convolutional neural networks[C]// Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition，2020：8684-8694.
[9] TATSUNAMI Y，TAKI M. Fft-based dynamic token mixer for vision[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence，2024，38(14)：15328-15336.
[10] SUN H，YAO Y，ZHANG L，et al. Spatial focused bitemporal interactive network for remote sensing image change detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2024，62：3424929.
[11] NOMAN M，FIAZ M，CHOLAKKAL H，et al. ELGC-Net：efficient local-global context aggregation for remote sensing change detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2024，62：1-11.
[12] CHEN H，SHI Z. A spatial-temporal attention-based method and a new dataset for remote sensing image change detection[J]. Remote Sensing，2020，12(10)：1662.
[13] CODEGONI A，LOMBARDI G，FERRARI A. TINYCD：A (not so) deep learning model for change detection[J]. Neural Computing and Applications，2023，35(11)：8471-8486.

Research on Water Body Change Detection Based on Multi-Scale Cross-Temporal Interaction Perception

LIU Hangyuan，CHANG Xueli，WANG Xiaodong，LIU Jintong
(*School of Computer Science，Hubei Univ. of Tech.，Wuhan* 430068，*China*)

Abstract：Water resources are one of the most valuable resources for humanity. With the continuous advancement of high-resolution satellite technology，the utilization of high-resolution remote sensing images to detect water changes holds significant importance for monitoring the dynamic alterations of water resources. High-resolution satellite imagery provides finer spatial details，enhancing the accuracy and reliability of water change detection. However，challenges such as complex background differences，pseudo-changes，and blurred water boundaries still persist when using high-resolution remote sensing images for water change detection. To address these issues，this paper proposes a precise change detection method called MSCTFreqNet，based on multi-scale cross-temporal interaction perception. First，a Cross-Temporal Interaction Perception module is introduced to suppress background interference in the detection results，reducing feature contamination caused by temporal differences. Second，to better integrate deep and shallow temporal-spatial information and maintain the integrity of the boundary of changes，a multi-path frequency domain enhanced aggregator and feature fusion method CatPro was proposed to enhance the expression of the fused features. In addition，the module's cascaded design improved the network's ability to fuse multi-scale features. The network effectively enhances resistance to feature contamination and improves the precise capture of water body change details. Extensive experiments on the GF1WCD dataset demonstrate that MSCTFreqNet achieves an accuracy of 92.89%，an F1 score of 86.05%，and an Intersection over Union of 92.41%，outperforming existing methods in both quantitative comparison and qualitative analysis.

Keywords：water body change detection；multi-scale method；cross-temporal interaction；attention mechanism；frequency domain enhancement

[责任编校：赵　瞳]