

# 基于边界特征融合和前景引导的伪装目标检测

刘文犀, 张家榜, 李悦洲, 赖 宇, 牛玉贞

(福州大学计算机与大数据学院, 福建福州 350108)

**摘要:** 伪装目标检测旨在检测隐藏在复杂环境中的高度隐蔽物体, 在医学、农业等多个领域有重要应用价值。现有方法结合边界先验过分强调边界区域, 对伪装目标内部信息的表征不足, 导致模型对伪装目标的内部区域检测不准确。同时, 已有方法缺乏对伪装目标前景特征的有效挖掘, 使背景区域被误检为伪装目标。为解决上述问题, 本文提出一种基于边界特征融合和前景引导的伪装目标检测方法, 该方法由特征提取、边界特征融合、主干特征增强和预测等若干个阶段构成。在边界特征融合阶段, 首先, 通过边界特征提取模块获得边界特征并预测边界掩码; 然后, 边界特征融合模块将边界特征和边界掩码与最低层次的主干特征有效融合; 同时, 加强伪装目标边界位置及内部区域特征。此外, 设计前景引导模块, 利用预测的伪装目标掩码增强主干特征, 即将前一层特征预测的伪装目标掩码作为当前层特征的前景注意力, 并对特征执行空间交互, 提升网络对空间关系的识别能力, 使网络关注精细而完整的伪装目标区域。本文在4个广泛使用的基准数据集上的实验结果表明, 提出的方法优于对比的19个主流方法, 对伪装目标检测任务具有更强鲁棒性和泛化能力。

**关键词:** 伪装目标检测; 边界先验; 前景引导; 边界特征; 边界掩码; 空间交互

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.U21A20472, No.62072110); 国家重点研发计划(No.2021YFB3600503); 福建省科技重大专项(No.2021HZ022007); 福建省自然科学基金(No.2021J01612, No.2020J01494); 福建省科技厅高校产学研合作项目(No.2021H6022)

中图分类号: TN911.73; TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)07-2279-12

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20230668

## Boundary Feature Fusion and Foreground Guidance for Camouflaged Object Detection

LIU Wen-xi, ZHANG Jia-bang, LI Yue-zhou, LAI Yu, NIU Yu-zhen

(College of Computer and Data Science, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350108, China)

**Abstract:** Camouflage object detection aims to detect highly concealed objects hidden in complex environments, and has important application value in many fields such as medicine and agriculture. The existing methods that combine boundary priors excessively emphasize boundary area and lack the ability to represent the internal information of camouflaged objects, resulting in inaccurate detection of the internal area of the camouflaged objects by the model. At the same time, existing methods lack effective mining of foreground features of camouflaged objects, resulting in the background area being mistakenly detected as camouflaged object. To address the above issues, this paper proposes a camouflage object detection method based on boundary feature fusion and foreground guidance, which consists of several stages such as feature extraction, boundary feature fusion, backbone feature enhancement and prediction. In the boundary feature fusion stage, the boundary features are first obtained through the boundary feature extraction module and the boundary mask is predicted. Then, the boundary feature fusion module effectively fuses the boundary features and boundary mask with the lowest level backbone features, thereby enhancing the camouflage object's boundary position and internal region features. In addition, a foreground guidance module is designed to enhance the backbone features using the predicted camouflage object mask. The camouflage object mask predicted by the previous layer of features is used as the foreground attention of the current layer features, and performing spatial interaction on the features to enhance the network's ability to recognize spatial relationships, thereby enabling the network to focus on fine and complete camouflage object areas. A large number of experimental results in this paper on four widely used benchmark datasets show that the proposed method outperforms the 19 mainstream

methods compared, and has stronger robustness and generalization ability for camouflage object detection tasks.

**Key words:** camouflaged object detection; boundary prior; foreground guidance; boundary features; boundary mask; spatial interaction

**Foundation Item(s):** National Natural Science Foundation of China (No.U21A20472, No.62072110); National Key Research and Development Program of China (No.2021YFB3600503); Major Science and Technology Project of Fujian Province (No.2021HZ022007); Natural Science Foundation of Fujian Province (No.2021J01612, No.2020J01494); Industry-Academy Cooperation Project of Fujian Province (No.2021H6022)

## 1 引言

伪装是自然界中普遍存在的生物现象,生物体通过融入周围环境来保护自己免受捕食者伤害.由于伪装机制,生物体与其周围环境之间的对比度极低,使人类或其他动物在没有借助特殊训练或辅助工具的情况下很难察觉它们的存在.近年来,伪装目标检测引起计算机视觉领域的广泛关注,在多个领域中具有应用前景,例如,稀有物种发现<sup>[1]</sup>、医学图像分析<sup>[2]</sup>、农业害虫检测<sup>[3]</sup>、工业视觉检测<sup>[4-6]</sup>.

伪装目标检测方法可分为传统方法和基于深度学习的方法两大类.传统的伪装目标检测方法依赖手工设计的特征,例如,颜色<sup>[7]</sup>、3D凸度<sup>[8]</sup>.这些方法虽能取得一定效果,但容易受噪声、光照等因素影响,导致无法正确检测伪装目标.基于深度学习的伪装目标检测方法利用数据驱动,从大量数据中学习良好的特征表示和丰富的特征嵌入,利用学习到的特征区分伪装目标与图像背景.

近几年,结合边界先验信息的伪装目标检测方法<sup>[9,10]</sup>通过构造边界先验引导网络关注伪装目标的边界,取得较好检测性能.但这些方法仍存在如下2个问

题:(1)已有方法使用预测的边界掩码加权主干特征,这种做法尽管可以强调目标的边界信息,但弱化了对伪装目标内部信息的表征能力,使网络对伪装目标轮廓和内部关注失去平衡,导致网络对伪装目标的内部区域检测不准确,出现误检和漏检情况;(2)已有方法缺乏对伪装目标前景特征的有效挖掘,现有方法采用简单特征融合提升表征能力,但特征拼接或相加操作并不能显著加强模型对前景的有效关注.为得到精细而完整的检测结果,需要设计更高效方式提升伪装目标的表征能力,同时抑制背景特征的干扰.

如图1所示,边界特征包含丰富的伪装目标边界及其内部区域的先验信息,因此,针对上述问题,本文提出将边界特征与主干特征有效融合解决现有方法中边界掩码弱化伪装目标内部信息表征能力的问题.其次,网络深层次的主干特征能较好预测伪装目标的整体,说明深层的伪装目标掩码作为前景注意力引导浅层网络更精细地预测伪装目标.因此,本文提出一种基于边界特征融合和前景引导的伪装目标检测方法,该方法主要由4个阶段构成:特征提取阶段、边界特征融合阶段、主干特征增强阶段和预测阶段.

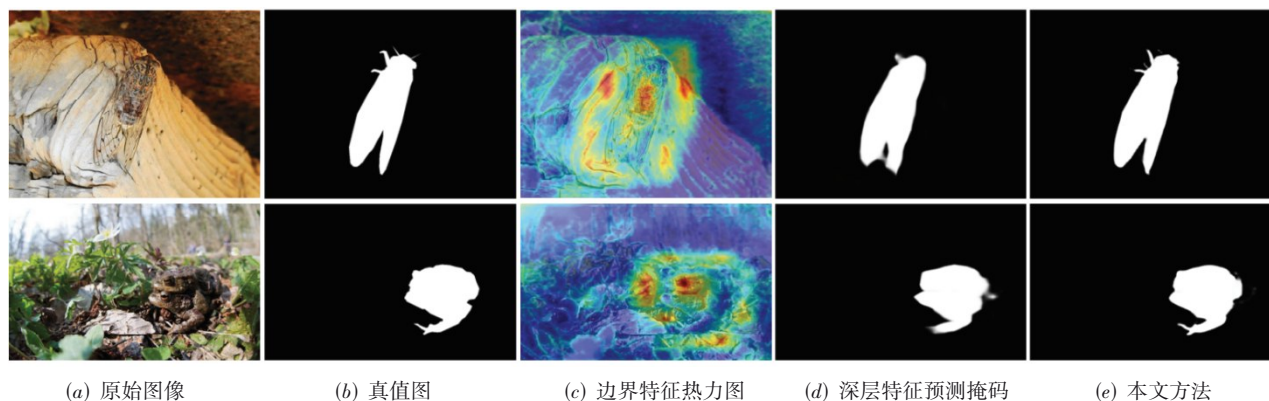


图1 边界特征热力图和网络深层特征预测的伪装目标掩码示例图

在边界特征融合阶段,首先,边界特征提取模块(Boundary Feature Extraction Module, BFEM)融合由特征提取阶段提取的最低层次和最高层次主干特征,获得边界特征,并预测边界掩码.

然后,对最低层次的主干特征设计了边界特征融

合模块(Boundary Feature Fusion Module, BFFM),将其与边界特征和边界掩码有效融合.同时,加强伪装目标边界位置及内部区域的特征,解决已有方法强调边界信息而弱化了对伪装目标内部信息的表征问题.对其他层次的主干特征设计了边界引导模块(Boundary

Guided Module, BGM), 将边界掩码与其他层次主干特征融合, 在语义信息更丰富的高层次特征中有效指导目标区域的边界划分。

在主干特征增强阶段提出前景引导模块(Foreground Guided Module, FGM), 利用前一层特征预测的伪装目标掩码作为当前层特征的前景注意力, 并对特征执行空间交互<sup>[11]</sup>, 提升网络对空间关系的识别能力, 使网络关注精细而完整的伪装目标区域, 在提升伪装目标表征能力的同时抑制背景干扰。

最后, 在预测阶段逐级融合 4 层主干特征, 输出预测的伪装目标掩码。大量实验表明, 本文方法能够获取更准确的伪装目标细节, 显著提高伪装目标检测性能。

综上所述, 本文的主要贡献如下:

(1) 提出一种新颖的基于边界特征融合和前景引导的网络用于伪装目标检测, 由特征提取阶段、边界特征融合阶段、主干特征增强阶段和预测阶段构成。通过边界特征融合和前景引导使得网络关注整个伪装目标。

(2) 设计了边界特征融合模块, 将边界特征和边界掩码与最低层次的主干特征有效融合, 加强伪装目标边界位置及内部区域的特征。

(3) 设计了前景引导模块, 利用前一层特征预测的伪装目标掩码增强主干特征, 并执行空间交互, 提升网络对空间关系的识别能力, 使网络关注精细而完整的伪装目标区域, 有效抑制来自背景特征的干扰。

(4) 在 4 个公开数据集上的实验表明, 本文提出的方法在定量指标和定性分析上均优于对比方法, 充分验证了本文方法的鲁棒性和泛化能力。

## 2 相关工作

### 2.1 伪装目标检测

传统的伪装目标检测方法利用手工设计的特征作为先验知识, 区分伪装目标前景和背景。然而, 由于手工设计的特征表达能力有限, 这些传统方法在复杂情况下无法获得良好性能。

随着神经网络的发展, 基于深度学习的伪装目标检测方法性能超过了传统方法。由于伪装目标检测与显著性检测任务<sup>[12-14]</sup>存在一定相似性, 因此, 一些早期基于深度学习的方法通过直接引入主流显著性检测网络<sup>[15]</sup>实现伪装目标检测。但显著性目标与背景区分度高, 而伪装目标与背景区分度低, 因此, 2 个任务存在差异性, 直接引入主流显著性检测网络并不完全适用于伪装目标检测。

近年来, 研究人员构建了伪装目标检测相关数据集, 一些基于多尺度特征和感受野融合的方法被逐渐

提出。Fan 等人<sup>[16]</sup>构建了大型伪装目标检测数据集 COD10K, 并提出了方法 SINet(Search Identification Network)以逐步定位和搜索方式识别目标物体。在此基础上, 他们提出了网络 SINetV2<sup>[17]</sup>, 通过相邻连接解码器和分组反转注意力来检测伪装目标。Mei 等人<sup>[18]</sup>和 Xu 等人<sup>[19]</sup>使用每个主干特征预测伪装目标掩码, 并逐级融合主干特征以逐步细化结果。刘研等人<sup>[20]</sup>通过逐级采样级联聚合解码来捕获丰富的场景上下文信息。Sun 等人<sup>[21]</sup>通过双分支全局上下文模块产生多尺度特征表示。Zhu 等人<sup>[22]</sup>通过将 X 形连接引入标准编码器-解码器架构, 逐步融合多尺度特征。Xiang 等人<sup>[23]</sup>设计了深度特征聚合模块, 用于融合高层次的特征。Pang 等人<sup>[24]</sup>通过对输入图像进行放大和缩小提取不同尺寸特征, 逐步融合特征以产生更准确结果。这些方法都融合多层次特征, 将高层次特征的语义信息融入到低层次特征, 提升伪装目标的表征能力。

最近, 一些基于多任务学习的方法被陆续提出, 通过生成与伪装目标相关的额外先验信息指导伪装目标检测任务。Lv 等人<sup>[25]</sup>提出联合学习框架, 同时定位、分割和排序伪装物体。Jia 等人<sup>[26]</sup>设计了一种判别掩码, 使网络关注对判别性区域和边界区域的学习。此外, 还有基于知识蒸馏的方法, 郑云飞等人<sup>[27]</sup>引入多尺度池化金字塔表示模块, 提升网络的知识表示和学习能力, 在不增加资源开销前提下, 有效提升伪装目标检测性能。

这些基于多尺度特征、感受野融合、多任务学习和知识蒸馏的方法相比传统方法在一定程度上提升了伪装目标检测的性能, 但缺乏对伪装目标前景特征的有效挖掘。这些方法都采用简单的特征融合提升表征能力, 特征拼接或相加操作, 并不能加强网络对伪装目标前景的有效关注。

### 2.2 边界感知学习

已有伪装目标检测任务<sup>[9, 10, 28-30]</sup>通过边界标签指导网络学习边界先验信息, 有效提升检测性能。Zhai 等人<sup>[28]</sup>通过循环图推理过程, 充分利用有用的信息。Ji 等人<sup>[29]</sup>使用选择性边缘聚集获得初始边缘先验, 可以缓解弱边界的模糊问题。Chen 等人<sup>[30]</sup>设计了边界引导的融合模块用于探索伪装目标区域与其边界间的互补关系。Zhou 等人<sup>[31]</sup>用一个边界引导模块对边界进行建模, 获取边界增强特征并指导解码器路径中的检测过程。Zhu 等人<sup>[10]</sup>通过边界引导器将边界信息嵌入粗特征图中, 精确突出伪装物体的边界。Sun 等人<sup>[9]</sup>通过探索与伪装目标相关的边界语义指导网络学习。

这些方法通过在网络中输出边界掩码, 并使用边界标签进行监督学习, 获得与伪装目标相关的边界先验信息。这些方法仅对边界先验信息进行简单利用, 虽

然可以强调伪装目标的边界部分,但弱化了模型对伪装目标内部信息的表征能力,使网络对伪装目标轮廓和内部关注失去平衡,导致网络对伪装目标的内部区域检测不准确.

### 3 本文方法

为避免模型过度关注伪装目标的边界而弱化模型对伪装目标内部信息的表征能力,有效挖掘伪装目标前景特征,本文提出了一种基于边界特征融合和前景引导的方法. 其整体网络结构如图2所示,由4个阶段构成,包括特征提取阶段、边界特征融合阶段、主干特征增强阶段和预测阶段.

在特征提取阶段,使用 Res2Net-50<sup>[32]</sup>从输入图像

中提取多层次的主干特征  $F_i(i=1,2,3,4)$ . 在边界特征融合阶段,边界特征提取模块融合最低层次主干特征  $F_1$  和最高层次主干特征  $F_4$ ,生成边界特征  $F_b$  并预测边界掩码  $M_b$ . 对最低层次的主干特征  $F_1$ ,通过边界特征融合模块将边界特征和边界掩码与其融合. 接着,边界引导模块将边界掩码  $M_b$  分别与其他层次的主干特征  $F_2, F_3$  和  $F_4$  融合. 在主干特征增强阶段,前景引导模块将前一层主干特征输出的伪装目标掩码与当前层特征进行融合,并执行空间交互<sup>[11]</sup>. 最后,在预测阶段,分别使用  $1 \times 1$  卷积层、批标准化和 ReLU (Rectified Linear Unit) 激活函数组成的卷积块压缩4个主干特征的通道数,通过上下文聚合模块<sup>[9]</sup>逐级融合4个层次特征,通过  $1 \times 1$  卷积层输出最终的掩码  $M_i(i=1,2,3)$ .

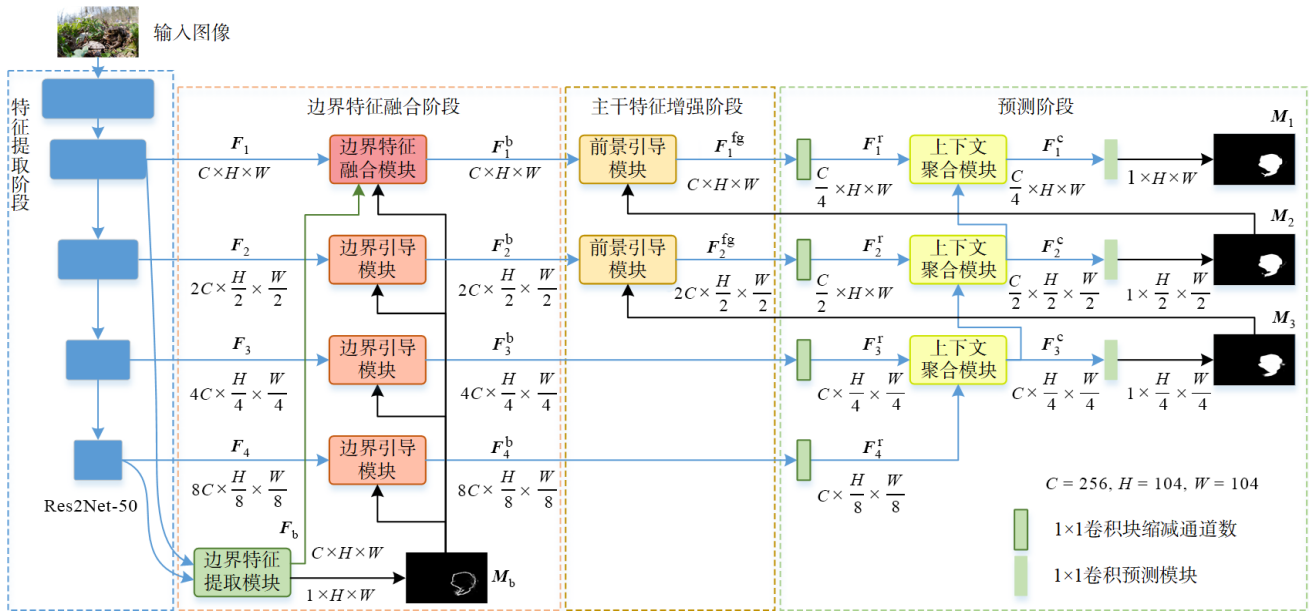


图2 基于边界特征融合和前景引导的伪装目标检测网络整体结构图

#### 3.1 边界特征提取模块

本文设计了边界特征提取模块,不仅生成伪装目标边界掩码,还能提取富含伪装目标边界及其内部区域先验信息的边界特征. 由于低层次和高层次特征分别包含丰富的细节和语义信息,如图3所示,边界特征提取模块对低层次特征  $F_1$  和高层次特征  $F_4$  进行融合,对伪装目标边界进行准确建模.

该模块首先分别使用  $1 \times 1$  卷积块压缩  $F_1$  和  $F_4$  的通道数,将  $F_4$  上采样后与  $F_1$  沿通道维度拼接,经过通道注意力层,得到边界特征  $F_b$ . 再将  $F_b$  输入到2个  $3 \times 3$  卷积块,经过  $1 \times 1$  卷积层将其压缩为边界掩码  $M_b$ . 具体公式如下:

$$F_b = \text{SE} \left( \text{Concat} \left( \text{ConvB}_{1 \times 1} (F_1), \text{Up} \left( \text{ConvB}_{1 \times 1} (F_4) \right) \right) \right) \quad (1)$$

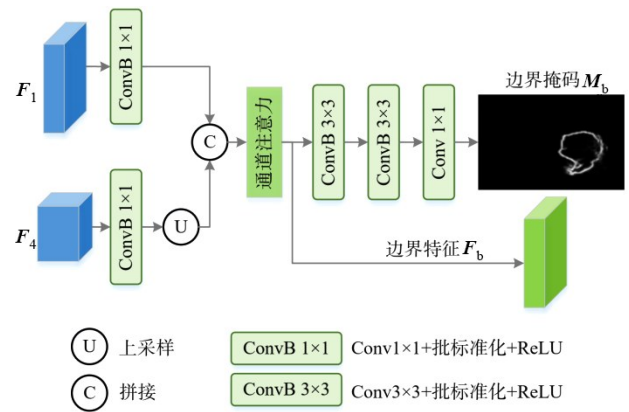


图3 边界特征提取模块结构图

$$M_b = \text{Conv}_{1 \times 1} \left( \text{ConvB}_{3 \times 3} \left( \text{ConvB}_{3 \times 3} (F_b) \right) \right) \quad (2)$$

其中,  $\text{ConvB}_{k \times k}(\cdot)$  表示使用  $k \times k$  卷积层、批标准化和

ReLU 激活函数组成的卷积块,  $\text{Up}(\cdot)$  表示双线性插值上采样,  $\text{Concat}(\cdot, \cdot)$  表示沿通道维度拼接操作,  $\text{SE}(\cdot)$  表示通道注意力层,  $\text{Conv}_{1 \times 1}(\cdot)$  表示卷积核为  $1 \times 1$  的卷积层.

本文的边界特征提取模块与 BSA $\text{Net}^{[10]}$  (Boundary-guided Separated Attention Network) 和 BG $\text{Net}^{[9]}$  (Boundary-Guided Network) 存在 2 个方面不同: 首先, 本文的模块额外使用边界特征在后续步骤与主干特征融合; 其次, 该模块引入注意力机制突出重要特征通道, 使生成的边界特征包含丰富的边界先验信息.

### 3.2 边界特征融合模块

边界先验信息可帮助网络准确定位伪装目标, 已有方法 $^{[9]}$ 使用预测的边界掩码加权主干特征, 这种做法弱化了模型对伪装目标内部信息的表征能力, 使网络对伪装目标轮廓和内部关注失去平衡, 导致其对复杂背景中的伪装目标检测能力不足. 针对这个问题, 本文设计了边界特征融合模块, 将边界特征提取模块生成的边界特征  $F_b$  和边界掩码  $M_b$  与最低层次主干特征  $F_1$  有效融合, 同时, 加强伪装目标边界位置及内部区域的特征, 准确定位目标物体区域.

边界特征融合模块结构如图 4 所示, 首先将预测的边界掩码加权主干特征  $F_1$ , 得到包含伪装目标轮廓信息的特征表示, 再通过跳跃连接与  $F_1$  相加得到初步引导特征  $F_g$ . 同时, 边界特征  $F_b$  通过卷积块压缩通道数得到  $F'_b$ ,  $F'_b$  与  $F_g$  沿通道维度拼接后经过融合单元进行通道上的特征融合. 接着, 再用  $F'_b$  与融合后的特征叠加进行空间上的融合, 得到  $F_f$ . 而后, 为充分保留并利用边界特征,  $F'_b$  进行通道调制后与  $F_f$  再次沿通道维度拼接, 通过  $3 \times 3$  卷积层融合, 得到  $F'_f$ . 最后, 为防止在融合过程中丢失细节,  $F_1$  通过跳跃连接与融合特征  $F'_f$  相加, 最终得到融合边界及其内部区域先验信息的特征  $F_1^b$ , 并作为边界特征融合模块的最终输出. 具体公式如下:

$$F_g = M_b \otimes F_1 \oplus F_1 \quad (3)$$

$$F'_b = \text{Conv}_{3 \times 3}(F_b) \quad (4)$$

$$F_f = \text{Fusion}(\text{Concat}(F_g, F'_b)) \oplus F'_b \quad (5)$$

$$F'_f = \text{Conv}_{3 \times 3}(\text{Concat}(F_f, \text{SE}(F'_b))) \quad (6)$$

$$F_1^b = F'_f \oplus F_1 \quad (7)$$

其中, “ $\otimes$ ” 表示逐元素乘法, “ $\oplus$ ” 表示逐元素加法,  $\text{Conv}_{3 \times 3}(\cdot)$  表示  $3 \times 3$  卷积块,  $\text{Concat}(\cdot, \cdot)$  表示沿通道维度拼接,  $\text{Fusion}(\cdot)$  表示融合单元, 由 2 个  $3 \times 3$  卷积层、2 个 Swish 激活函数、1 个通道注意力层和  $1 \times 1$  卷积层组成,  $\text{SE}(\cdot)$  表示通道注意力层,  $\text{Conv}_{3 \times 3}(\cdot)$  表示  $3 \times 3$  卷积层.

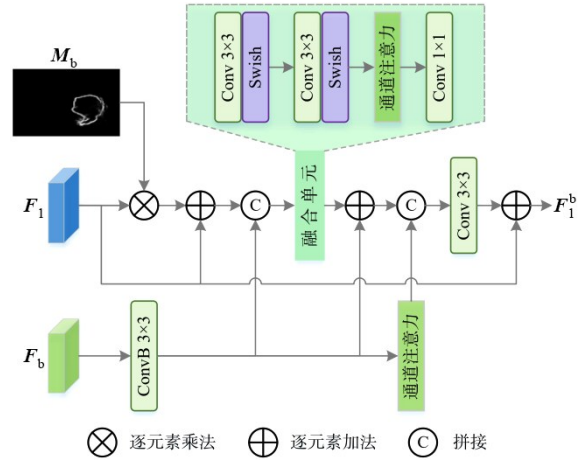


图 4 边界特征融合模块结构图

### 3.3 边界引导模块

对于较高层次的主干特征  $F_i (i=2, 3, 4)$ , 本文将其与边界掩码融合以增强高层次主干特征中伪装目标边界的特征表示, 在语义信息更丰富的高层次特征中有效指导目标区域的边界划分. 边界引导模块结构如图 5 所示, 首先, 对边界掩码进行下采样后加权主干特征  $F_i$ , 再通过跳跃连接与  $F_i$  相加, 接着, 经过卷积块融合得到特征  $F_i^g$ . 为进一步增强对有效特征的关注, 将  $F_i^g$  依次经过通道注意力和空间注意力, 得到  $F_i^b$  作为边界引导模块的最终输出. 具体公式如下:

$$F_i^g = \text{Conv}_{3 \times 3}(\text{Down}(M_b) \otimes F_i \oplus F_i) \quad (8)$$

$$F_i^b = \text{SA}(\text{SE}(F_i^g)) \quad (9)$$

其中, “ $\otimes$ ” 表示逐元素乘法, “ $\oplus$ ” 表示逐元素加法,  $\text{Down}(\cdot)$  表示双线性插值下采样,  $\text{Conv}_{3 \times 3}(\cdot)$  表示  $3 \times 3$  卷积块,  $\text{SE}(\cdot)$  表示通道注意力层,  $\text{SA}(\cdot)$  表示空间注意力层.

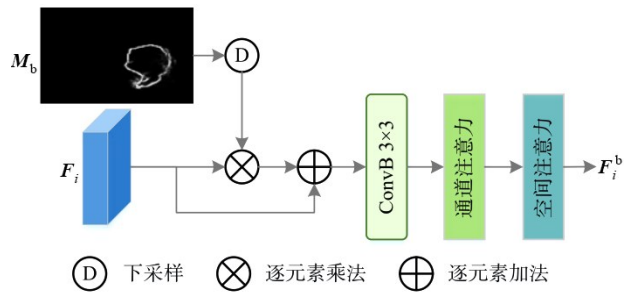


图 5 边界引导模块结构图

### 3.4 前景引导模块

本文受递归门控卷积 $^{[11]}$ 启发, 进一步设计了前景引导模块. 其中, 多感受野空间交互原理如图 6 所示, 用复制特征的方式代替原来递归门控卷积拆分通道的做法. 并通过不同卷积核大小的卷积块获得具有不同

感受野的特征,再将原特征依次与不同感受野的特征执行空间交互,提升网络空间关系的识别能力,进一步促进网络关注精细而完整的伪装目标前景区域,有效挖掘伪装目标前景特征. 具体来说,本文设计的基于多感受野空间交互的前景引导模块结构如图7所示.

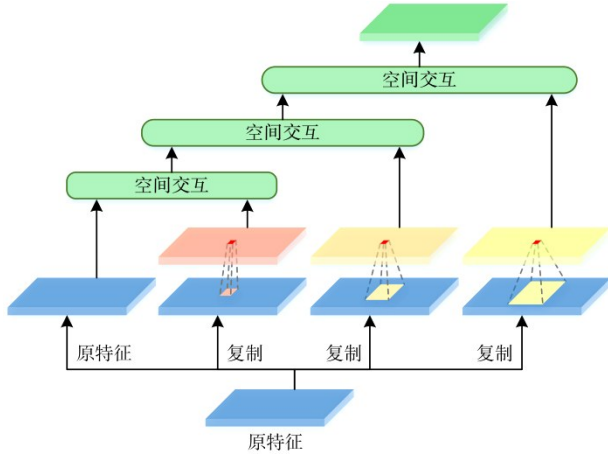


图6 多感受野空间交互原理图

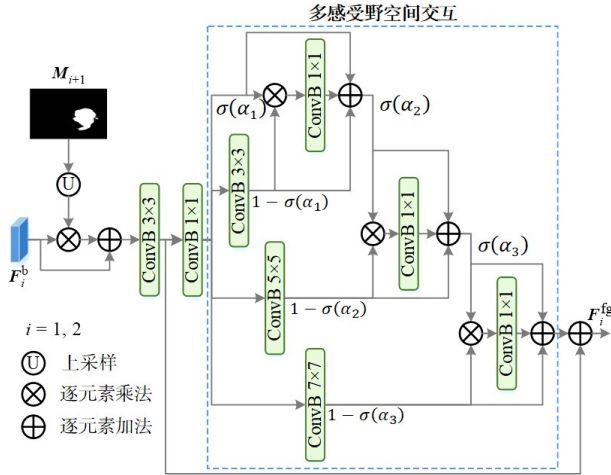


图7 前景引导模块结构图

首先,将图2右侧所示的前一层次特征在预测阶段输出的掩码  $M_{i+1}$  ( $i=1,2$ ) 上采样后加权特征  $F_i^b$ , 加权后的特征通过跳跃连接与  $F_i^b$  相加,再经过  $3 \times 3$  卷积块得到特征  $F_i^f$ . 接着,将特征  $F_i^f$  经过  $1 \times 1$  卷积块得到  $f_1$ ,  $f_1$  复制3份后分别经过  $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$ 、 $7 \times 7$  的卷积块,以获得具有不同感受野的特征,记为  $f_j$  ( $j=2,3,4$ ). 具体公式如下:

$$F_i^f = \text{ConvB}_{3 \times 3}(\text{Up}(M_{i+1}) \otimes F_i^b \oplus F_i^b) \quad (10)$$

$$f_1 = \text{ConvB}_{1 \times 1}(F_i^f) \quad (11)$$

$$f_2 = \text{ConvB}_{3 \times 3}(f_1) \quad (12)$$

$$f_3 = \text{ConvB}_{5 \times 5}(f_1) \quad (13)$$

$$f_4 = \text{ConvB}_{7 \times 7}(f_1) \quad (14)$$

其中,  $\text{ConvB}_{k \times k}(\cdot)$  表示  $k \times k$  卷积块,“ $\otimes$ ”表示逐元素乘法,“ $\oplus$ ”表示逐元素加法,  $\text{Up}(\cdot)$  表示双线性插值上采样.

接着,  $f_1$  和  $f_2$  分别乘上各自的权重参数后执行逐元素乘法,经过  $1 \times 1$  卷积块,再通过跳跃连接与  $f_1$  和  $f_2$  相加得到第一次空间交互特征  $f_2'$ . 其中,  $f_1$  和  $f_2$  的权重参数都约束在  $0 \sim 1$ , 且2个权重参数相加为1.  $f_2$  相比  $f_1$  感受野更大,  $f_2$  中每个像素都包含了  $f_1$  中同一位置像素与周围  $3 \times 3$  大小相邻像素的信息,因此,逐元素乘法能明确地引入  $f_1$  中每个像素与同一位置相邻像素之间的相互作用,而权重参数则可以调整这两者之间相互作用的权重.

同理,将  $f_2'$  与  $f_3$  执行第二次空间得到特征  $f_3'$ , 将  $f_3'$  与  $f_4$  执行第三次空间得到特征  $f_4'$ . 与第一次空间交互不同的是,  $f_3$  中每个像素都包含了  $f_2'$  中相同位置像素周围  $5 \times 5$  范围相邻像素的信息,感受野更大,因此,  $f_2'$  与  $f_3$  的空间交互能够引入更大的空间交互范围.  $f_3'$  与  $f_4$  的空间交互再次增大空间交互作用范围. 最后,再通过跳跃连接将  $F_i^f$  与  $f_4'$  相加,得到前景引导模块的输出特征  $F_i^{fg}$ . 具体公式如下:

$$f_2' = \text{ConvB}_{1 \times 1}(\sigma(\alpha_1)f_1 \otimes (1 - \sigma(\alpha_1))f_2 \oplus \sigma(\alpha_1)f_1 \oplus (1 - \sigma(\alpha_1))f_2) \quad (15)$$

$$f_3' = \text{ConvB}_{1 \times 1}(\sigma(\alpha_2)f_2' \otimes (1 - \sigma(\alpha_2))f_3 \oplus \sigma(\alpha_2)f_2' \oplus (1 - \sigma(\alpha_2))f_3) \quad (16)$$

$$f_4' = \text{ConvB}_{1 \times 1}(\sigma(\alpha_3)f_3' \otimes (1 - \sigma(\alpha_3))f_4 \oplus \sigma(\alpha_3)f_3' \oplus (1 - \sigma(\alpha_3))f_4) \quad (17)$$

$$F_i^{fg} = f_4' \oplus F_i^f \quad (18)$$

其中,  $\alpha_n$  ( $n=1,2,3$ ) 表示可学习的参数,  $\sigma$  表示 Sigmoid 函数,  $\sigma(\alpha_n)$  表示权重参数.

### 3.5 预测阶段

预测阶段如图2所示,首先将4个层次特征  $F_1^{fg}$ 、 $F_2^{fg}$ 、 $F_3^b$  和  $F_4^b$  各自经过一个  $1 \times 1$  卷积块压缩通道数,得到特征  $F_i^r$ . 为了逐步融合4个层次的特征并输出最终掩码,本文使用上下文聚合模块<sup>[9]</sup>挖掘上下文语义信息. 上下文聚合模块融合相邻2个层次特征得到  $F_i^c$ . 当  $i=3$  时,该模块的输入为  $F_3^r$  和  $F_4^r$ , 当  $i=\{1,2\}$  时,该模块的输入为  $F_i^r$  和  $F_{i+1}^c$ .

如图2最右侧所示,输出的特征  $F_i^c$  各自经过  $1 \times 1$  卷积层作为预测模块,输出掩码  $M_i$ . 其中,  $M_2$  和  $M_3$  分别作为主干特征增强阶段中2个前景引导模块的输入.

### 3.6 损失函数

网络模型的总体损失函数如下:

$$L_{\text{total}} = \sum_{i=1}^3 \left( L_{\text{BCE}}^w(\mathbf{M}_i, G_c) + L_{\text{IOU}}^w(\mathbf{M}_i, G_c) \right) + \lambda L_{\text{dice}}(\mathbf{M}_b, G_b) \quad (19)$$

其中,  $L_{\text{total}}$  表示为总的损失函数,  $\mathbf{M}_i$  表示网络预测的伪装目标掩码,  $G_c$  表示输入图像对应的标签,  $\mathbf{M}_b$  表示网络预测的边界掩码,  $G_b$  表示输入图像对应的边界标签.

$L_{\text{BCE}}^w$  表示加权二元交叉熵损失<sup>[33]</sup>,  $L_{\text{IOU}}^w$  表示加权交并比损失<sup>[33]</sup>,  $L_{\text{dice}}$  表示 Dice 系数损失<sup>[34]</sup>,  $\lambda$  表示  $L_{\text{dice}}$  损失的权重.

## 4 实验

### 4.1 数据集和实验细节

本文实验共使用 4 个数据集, 包括 CHAMELEON<sup>[35]</sup>、CAMO<sup>[36]</sup>、COD10K<sup>[16]</sup> 以及 NC4K<sup>[25]</sup>. 遵循 Fan 等人<sup>[17]</sup> 的训练集设置, 选取 CAMO 数据集中 1 000 张伪装目标图像和 COD10K 数据集中 3 040 张伪装目标图像组合作为训练集, 其余图像用于测试. 训练过程将所有输入图像大小调整为 416×416, 并且使用了随机左右翻转、随机裁剪、随机旋转、颜色增强、添加随机噪声来增加训练数据的多样性. 初始学习率设置为  $5 \times 10^{-5}$ , 批次大小为 8, 训练轮次设置为 50 轮. 本文方法的模型参数为 116.357 M, 推理速度为 29 ms/帧, 每秒达 34 帧, 满足一般实时应用的需求.

### 4.2 客观指标对比

为验证所提方法的伪装目标检测性能, 本文使用  $S$  度量<sup>[37]</sup> (Structure measure,  $S_a$ )、 $E$  度量<sup>[38]</sup> (mean E-measure,  $E_\phi$ )、加权  $F$  度量<sup>[39]</sup> (weighted F-measure,  $F_\beta^w$ ) 和平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 作为客观评价指标. 为了验证本文方法的性能, 本文与 19 种主流方法进行比较, 包括 SiNet<sup>[16]</sup> (Search Identification Network)、PFNet<sup>[18]</sup> (Positioning and Focus Network)、MGL<sup>[28]</sup> (Mutual Graph Learning)、UGTR<sup>[40]</sup> (Uncertainty-Guided Transformer Reasoning)、LSR<sup>[25]</sup> (Localize, Segment and Rank)、C2FNet<sup>[21]</sup> (Context-aware Cross-level Fusion Network)、SiNetV2<sup>[17]</sup>、ERRNet<sup>[29]</sup> (Edge-based Reversible Re-calibration Network)、CubeNet<sup>[22]</sup>、BgNet<sup>[30]</sup> (Boundary-guided Network)、FAPNet<sup>[31]</sup> (Feature Aggregation and Propagation Network)、OCENet<sup>[41]</sup> (Online Confidence Estimation Network)、BSANet<sup>[10]</sup> (Boundary-guided Separated Attention Network)、BGNet<sup>[9]</sup> (Boundary-Guided Network)、Liu<sup>[20]</sup>、DBFN<sup>[23]</sup> (Double-Branch Fusion Network)、GRN<sup>[19]</sup> (Guided multi-scale Refinement Network)、ZoomNet<sup>[24]</sup> 和 SegMaR<sup>[26]</sup> (Segment, Magnify and Reiterate). 表 1 为在 CHAMELEON、CAMO、

COD10K 和 NC4K 4 个测试集上本文方法与现有的 19 种方法的实验结果对比. 从表 1 中可以看出本文方法表现出优异的伪装目标检测性能.

### 4.3 视觉效果对比

图 8 展示了本文提出方法与其他方法视觉效果的主观比较. 如图 8 所示, 本文所提出的方法取得了优异的检测结果, 这些结果在各种复杂情况下都非常接近真实值, 表明本文方法能处理各种复杂情况, 具有优异的检测性能和良好泛化能力.

如海马, 本文方法能准确识别出完整的目标轮廓, 而其他方法不能识别出完整海马的头部, 甚至在其他区域还会误检出背景区域. 对于伪装目标带有细长肢体的情况, 本文方法准确检测出目标的肢体和触角, 而其他方法未检测出完整的肢体和触角. 在处理大目标物体、小目标物体以及多目标物体时, 本文方法能精准检测出物体的轮廓和数量, 其他方法则无法达到相同的检测效果.

### 4.4 消融对比

在数据集 CAMO 和 NC4K 上进行了消融对比实验, 评估每个模块的作用, 结果如表 2 所示. 其中, 实验(1)对应的基准网络仅包含特征提取阶段和预测阶段, 不使用本文提出的边界特征提取模块、边界特征融合模块、边界引导模块和前景引导模块. 实验(2)~(4)验证了同时使用边界特征和边界掩码的必要性. 实验(2)和实验(3)分别代表仅使用边界特征或边界掩码. 实验(4)同时使用边界特征和边界掩码. 实验(5)将本文方法中的边界特征融合模块替换为边界引导模块. 实验(6)和实验(7)分别表示将本文方法的边界特征提取模块替换为文献[9]和文献[10]的相应模块, 由于文献[9]与文献[10]未使用边界特征, 因此, 将边界特征融合模块替换为边界引导模块. 实验(8)表示使用本文提出的所有模块.

将实验(2)、实验(3)与实验(1)对比可得出, 单独使用边界特征或边界掩码均能使网络检测效果提高. 实验(4)与实验(2)、实验(3)相比验证了同时使用边界特征和边界掩码能进一步提高输出掩码的  $S_a$ 、 $E_\phi$  和  $F_\beta^w$  指标.

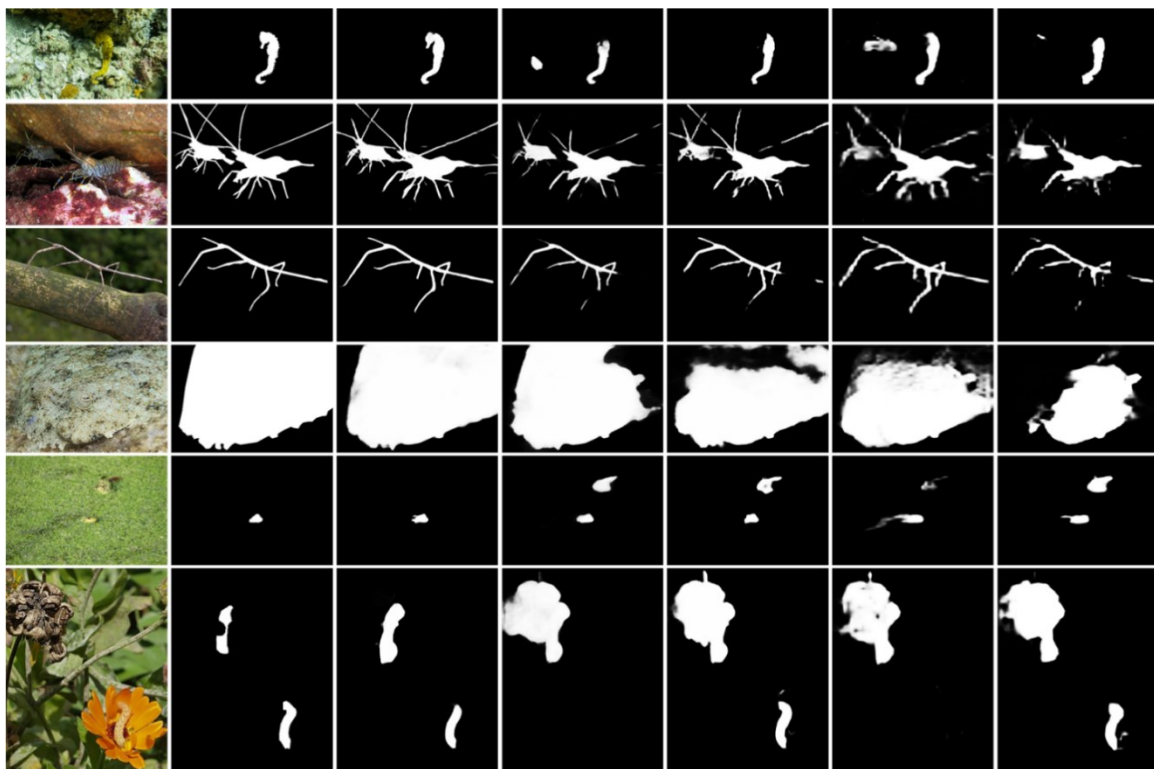
实验(5)与实验(6)、实验(7)说明了本文提出的边界特征提取模块相比文献[9]与文献[10]的相应模块, 引入注意力机制突出重要特征通道, 一定程度上提高了伪装目标检测效果. 实验(4)与实验(8)对比可得出, 本文提出的前景引导模块将前一层特征预测的伪装目标掩码作为当前层特征的前景注意力, 并对特征执行空间交互, 提升网络对空间关系的识别能力及伪装目标检测性能.

为进一步说明边界特征融合模块和前景引导模块

表1 在测试集上的结果

方法	CHAMELEON				CAMO				COD10K				NC4K			
	$S_\alpha$	$E_\varphi$	$F_\beta^\omega$	MAE	$S_\alpha$	$E_\varphi$	$F_\beta^\omega$	MAE	$S_\alpha$	$E_\varphi$	$F_\beta^\omega$	MAE	$S_\alpha$	$E_\varphi$	$F_\beta^\omega$	MAE
SINet	0.872	0.936	0.806	0.034	0.745	0.804	0.644	0.092	0.776	0.864	0.631	0.043	0.808	0.871	0.723	0.058
PFNet	0.882	0.931	0.81	0.033	0.782	0.841	0.695	0.085	0.800	0.877	0.660	0.040	0.829	0.887	0.745	0.053
MGL	0.893	0.917	0.812	0.031	0.775	0.812	0.673	0.088	0.814	0.851	0.666	0.035	0.833	0.867	0.739	0.053
UGTR	0.888	0.910	0.794	0.031	0.784	0.822	0.684	0.086	0.817	0.852	0.666	0.036	0.839	0.874	0.746	0.052
LSR	0.890	0.935	0.822	0.030	0.787	0.838	0.696	0.080	0.804	0.880	0.673	0.037	0.840	0.895	0.766	0.048
C2FNet	0.888	0.935	0.828	0.032	0.796	0.854	0.719	0.080	0.813	0.890	0.686	0.036	0.838	0.897	0.762	0.049
SINetV2	0.888	0.942	0.816	0.030	0.820	0.882	0.743	0.070	0.815	0.887	0.680	0.037	0.847	0.903	0.770	0.048
ERRNet	0.877	0.927	0.805	0.036	0.761	0.817	0.660	0.088	0.780	0.867	0.629	0.044	—	—	—	—
CubeNet	0.873	0.928	0.786	0.037	0.788	0.838	0.682	0.085	0.795	0.865	0.643	0.041	—	—	—	—
BgNet	0.894	0.943	0.823	0.029	<u>0.831</u>	<u>0.884</u>	<u>0.762</u>	<b>0.065</b>	0.826	0.898	0.703	0.034	<u>0.855</u>	<u>0.908</u>	0.784	0.045
FAPNet	0.893	0.940	0.825	0.028	0.815	0.865	0.734	0.076	0.822	0.888	0.694	0.036	0.851	0.899	0.775	0.047
OCENet	0.897	0.940	0.833	0.027	0.802	0.852	0.723	0.080	0.827	0.894	0.707	0.033	0.853	0.902	0.785	0.045
BSANet	0.895	0.946	0.841	0.027	0.794	0.851	0.717	0.079	0.818	0.891	0.699	0.034	0.841	0.897	0.771	0.048
BGNet	0.901	0.943	0.85	0.027	0.812	0.870	0.749	0.073	0.831	<u>0.901</u>	0.722	0.033	0.851	0.907	<u>0.788</u>	0.044
Liu	0.882	0.937	0.829	0.029	0.808	0.877	0.750	0.070	0.820	0.892	0.710	<u>0.031</u>	0.845	0.903	0.786	0.044
DBFN	0.892	0.944	0.831	0.03	0.822	0.878	0.749	0.069	0.821	0.893	0.698	0.034	—	—	—	—
GRN	0.862	0.934	0.816	0.036	0.766	0.841	0.737	0.09	0.798	0.873	0.691	0.039	—	—	—	—
ZoomNet	0.902	0.943	0.845	<b>0.023</b>	0.820	0.877	0.752	<u>0.066</u>	<u>0.838</u>	0.888	<u>0.729</u>	<b>0.029</b>	0.853	0.896	0.784	<u>0.043</u>
SegMaR	<u>0.906</u>	<b>0.951</b>	<u>0.860</u>	0.025	0.815	0.874	0.753	0.071	0.833	0.899	0.724	0.034	0.841	0.896	0.781	0.046
本文方法	<b>0.907</b>	<u>0.949</u>	<b>0.861</b>	<u>0.024</u>	<b>0.835</b>	<b>0.886</b>	<b>0.775</b>	<b>0.065</b>	<b>0.842</b>	<b>0.905</b>	<b>0.739</b>	<b>0.029</b>	<b>0.862</b>	<b>0.911</b>	<b>0.801</b>	<b>0.041</b>

注:加粗/下划线表示性能第一、第二的数据,“—”表示对比方法的论文中没有提供对应数据.



(a) 原始图像 (b) 真值图 (c) 本文方法 (d) ZoomNet (e) BGNet (f) SINetV2 (g) SINet

图8 不同方法的视觉效果对比

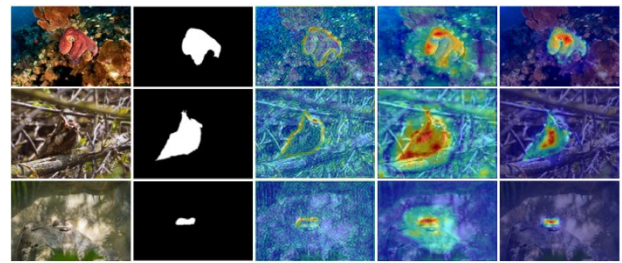
表 2 消融实验结果

实验	方法				CAMO				NC4K			
	边界特征提取模块	边界引导模块	边界特征融合模块	前景引导模块	$S_a$	$E_\phi$	$F_\beta^\omega$	MAE	$S_a$	$E_\phi$	$F_\beta^\omega$	MAE
(1)	×	×	×	×	0.816	0.866	0.743	0.074	0.857	0.904	0.788	0.044
(2)	√	×	不使用边界掩码	×	0.822	0.873	0.752	0.068	0.858	0.906	0.792	0.043
(3)	√	√	替换为边界引导模块	×	0.823	0.876	0.760	0.070	0.859	0.908	0.794	0.042
(4)	√	√	√	×	0.827	0.880	0.761	0.070	0.860	0.910	0.796	0.043
(5)	√	√	替换为边界引导模块	√	0.828	0.882	0.766	0.068	0.860	0.909	0.796	0.042
(6)	替换文献[9]的模块	√	替换为边界引导模块	√	0.821	0.872	0.751	0.072	0.859	0.906	0.794	0.043
(7)	替换文献[10]的模块	√	替换为边界引导模块	√	0.821	0.868	0.753	0.071	0.859	0.907	0.794	0.043
(8)	√	√	√	√	<b>0.835</b>	<b>0.886</b>	<b>0.775</b>	<b>0.065</b>	<b>0.862</b>	<b>0.911</b>	<b>0.801</b>	<b>0.041</b>

注:用加粗表示性能第一的数据.

的作用,本文展示了低层次特征的热力图视觉效果对比.如图9所示,图9(a)和(b)分别表示输入的原始图像和真值图,图9(c)表示将边界特征融合模块替换为边界引导模块,图9(d)表示未使用前景引导模块,图9(e)表示本文方法.图9(c)的热力图中高激活值都出现在目标物体的边界部分,这说明简单用边界掩码加权主干特征,过度关注边界会导致网络弱化对伪装目标内部信息的表征能力.

图9(d)的热力图与图9(c)进行对比看出在使用了边界特征融合模块后,网络可以准确定位目标物体区域,而不仅仅只关注目标物体的边界,但目标物体周围的区域依然存在高激活值,说明边界特征融合模块定位的目标区域较粗糙.对比图9(e)的结果可以看出,前景引导模块能够帮助网络细化图9(d)中网络定位出的粗糙目标区域,将特征中的高激活值收缩到更为精细且完整的目标区域.

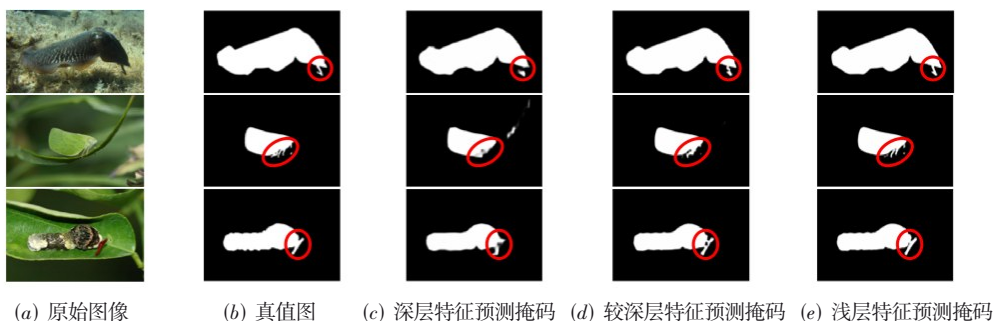


(a) 原始图像 (b) 真值图 (c) BFFM→BGM (d) w/o FGM (e) 本文方法  
图9 本文方法的热力图视觉效果对比

为了验证在前景引导模块中使用前一层次特征预测掩码的有效性,本文对网络使用3个不同层次特征预测掩码进行评估,结果如表3所示.从表3可以看出3个不同层次特征预测的掩码指标越来越高,并且从图10中可以看出,用前一层次特征预测的掩码能指导当前特征的学习和预测,不断细化网络预测掩码.

表 3 3个层次特征预测掩码指标

不同层次特征预测掩码	CAMO				NC4K			
	$S_a$	$E_\phi$	$F_\beta^\omega$	MAE	$S_a$	$E_\phi$	$F_\beta^\omega$	MAE
深层特征预测掩码	0.827	0.879	0.751	0.070	0.848	0.901	0.766	0.048
较深层特征预测掩码	0.834	0.885	0.77	0.066	0.859	0.908	0.792	0.043
浅层特征预测掩码(本文方法)	0.835	0.886	0.775	0.065	0.862	0.911	0.801	0.041



(a) 原始图像 (b) 真值图 (c) 深层特征预测掩码 (d) 较深层特征预测掩码 (e) 浅层特征预测掩码  
图10 3个层次特征预测的伪装目标掩码示例图

## 5 结论

本文提出一种基于边界特征融合和前景引导的伪装目标检测方法,从有效融合伪装目标边界及其内部区域的先验信息和有效挖掘伪装目标前景特征两方面解决问题.通过边界特征提取模块和边界特征融合模块使边界特征与低层次主干特征有效融合,让网络准确定位伪装目标.通过前景引导模块在关注前景的基础上对多层次特征进行空间交互,使网络关注精细而完整的伪装目标前景区域,强化网络对伪装目标的表征,有效挖掘伪装目标前景特征.在公开数据集上的实验结果验证了本文所提方法的有效性和泛化能力.

### 参考文献

- [1] PÉREZ-DE LA FUENTE R, DELCLÒS X, PEÑALVER E, et al. Early evolution and ecology of camouflage in insects[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2012, 109(52): 21414-21419.
- [2] 刘金平, 吴娟娟, 张荣, 等. 基于结构重参数化与多尺度深度监督的COVID-19胸部CT图像自动分割[J]. *电子学报*, 2023, 51(5): 1163-1171.  
LIU J P, WU J J, ZHANG R, et al. Toward automated segmentation of COVID-19 chest CT images based on structural reparameterization and multi-scale deep supervision[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(5): 1163-1171. (in Chinese)
- [3] LIU L, WANG R J, XIE C J, et al. PestNet: An end-to-end deep learning approach for large-scale multi-class pest detection and classification[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 45301-45312.
- [4] 李维刚, 叶欣, 赵云涛, 等. 基于改进YOLOv3算法的带钢表面缺陷检测[J]. *电子学报*, 2020, 48(7): 1284-1292.  
LI W G, YE X, ZHAO Y T, et al. Strip steel surface defect detection based on improved YOLOv3 algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(7): 1284-1292. (in Chinese)
- [5] 师奕兵, 罗清旺, 王志刚, 等. 基于多元接收线圈的管道局部缺陷检测方法研究[J]. *电子学报*, 2018, 46(1): 197-202.  
SHI Y B, LUO Q W, WANG Z G, et al. Research on the detection of local defects of pipes based on dual receivers[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(1): 197-202. (in Chinese)
- [6] 陶显, 侯伟, 徐德. 基于深度学习的表面缺陷检测方法综述[J]. *自动化学报*, 2021, 47(5): 1017-1034.  
TAO X, HOU W, XU D. A survey of surface defect detection methods based on deep learning[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(5): 1017-1034. (in Chinese)
- [7] HUERTA I, ROWE D, MOZEROV M, et al. Improving background subtraction based on a casuistry of colour-motion segmentation problems[C]//*Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis*. Cham: Springer, 2007: 475-482.
- [8] PAN X, CHEN Y W, FU Q, et al. Study on the camouflaged target detection method based on 3D convexity[J]. *Modern Applied Science*, 2011, 5(4): 152.
- [9] SUN Y, WANG S, CHEN C, et al. Boundary-guided camouflaged object detection[EB/OL]. (2022-07-02)[2023-07-12]. <https://arxiv.org/abs/2207.00794>.
- [10] ZHU H W, LI P, XIE H R, et al. I can find you! Boundary-guided separated attention network for camouflaged object detection[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2022: 3608-3616.
- [11] RAO Y M, ZHAO W L, TANG Y S, et al. HorNet: Efficient high-order spatial interactions with recursive gated convolutions[EB/OL]. (2022-07-28)[2023-07-12]. <http://arxiv.org/abs/2207.14284>.
- [12] 罗会兰, 袁璞, 童康. 基于深度学习的显著性目标检测方法综述[J]. *电子学报*, 2021, 49(7): 1417-1427.  
LUO H L, YUAN P, TONG K. Review of the methods for salient object detection based on deep learning[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49(7): 1417-1427. (in Chinese)
- [13] 陈星宇, 叶锋, 黄添强, 等. 融合小型深度生成模型的显著性检测[J]. *电子学报*, 2021, 49(4): 768-774.  
CHEN X Y, YE F, HUANG T Q, et al. Saliency detection combined with small-scale deep generation model[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49(4): 768-774. (in Chinese)
- [14] 王正文, 宋慧慧, 樊佳庆, 等. 基于语义引导特征聚合的显著性目标检测网络[J]. *自动化学报*, 2023, 49(11): 2386-2395.  
WANG Z W, SONG H H, FAN J Q, et al. Semantic guided feature aggregation network for salient object detection[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(11): 2386-2395. (in Chinese)
- [15] LIU J J, HOU Q B, CHENG M M, et al. A simple pooling-based design for real-time salient object detection[C]//*2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE, 2019: 3917-3926.

- [16] FAN D P, JI G P, SUN G, et al. Camouflaged object detection[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2020: 2774-2784.
- [17] FAN D P, JI G P, CHENG M M, et al. Concealed object detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(10): 6024-6042.
- [18] MEI H Y, JI G P, WEI Z Q, et al. Camouflaged object segmentation with distraction mining[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2021: 8768-8777.
- [19] XU X Q, CHEN S H, LV X, et al. Guided multi-scale refinement network for camouflaged object detection[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82(4): 5785-5801.
- [20] 刘研, 张开华, 樊佳庆, 等. 渐进聚合多尺度场景上下文特征的伪装物体检测[J]. *计算机学报*, 2022, 45(12): 2637-2651.  
LIU Y, ZHANG K H, FAN J Q, et al. Progressively aggregating multi-scale scene context features for camouflaged object detection[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2022, 45(12): 2637-2651. (in Chinese)
- [21] SUN Y J, CHEN G, ZHOU T, et al. Context-aware cross-level fusion network for camouflaged object detection[EB/OL]. (2022-05-26)[2023-07-12]. <https://arxiv.org/abs/2105.12555>.
- [22] ZHU G M, LU X K, GUO Y Y, et al. CubeNet: X-shape connection for camouflaged object detection[J]. *Pattern Recognition*, 2022, 127: 108644.
- [23] XIANG J J, PAN Q, ZHANG Z R, et al. Double-branch fusion network with a parallel attention selection mechanism for camouflaged object detection[J]. *Science China Information Sciences*, 2023, 66(6): 162403.
- [24] PANG Y, ZHAO X, XIANG T Z, et al. Zoom in and out: A mixed-scale triplet network for camouflaged object detection[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2022: 11586-11596.
- [25] LV Y, ZHANG J, DAI Y, et al. Simultaneously localize, segment and rank the camouflaged objects[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville: IEEE, 2021: 11591-11601.
- [26] JIA Q, YAO S L, LIU Y, et al. Segment, magnify and reiterate: Detecting camouflaged objects the hard way[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2022: 4713-4722.
- [27] 郑云飞, 王晓兵, 张雄伟, 等. 基于金字塔知识的自蒸馏 HRNet 目标分割方法[J]. *电子学报*, 2023, 51(3): 746-756.  
ZHENG Y F, WANG X B, ZHANG X W, et al. The self-distillation HRNet object segmentation based on the pyramid knowledge[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(3): 746-756. (in Chinese)
- [28] ZHAI Q, LI X, YANG F, et al. Mutual graph learning for camouflaged object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville: IEEE, 2021: 12997-13007.
- [29] JI G P, ZHU L, ZHUGE M C, et al. Fast camouflaged object detection via edge-based reversible re-calibration network[J]. *Pattern Recognition*, 2022, 123: 108414.
- [30] CHEN T Y, XIAO J, HU X G, et al. Boundary-guided network for camouflaged object detection[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 248: 108901.
- [31] ZHOU T, ZHOU Y, GONG C, et al. Feature aggregation and propagation network for camouflaged object detection[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31: 7036-7047.
- [32] GAO S H, CHENG M M, ZHAO K, et al. Res2Net: A new multi-scale backbone architecture[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021, 43(2): 652-662.
- [33] WEI J, WANG S H, HUANG Q M. F<sup>3</sup>Net: Fusion, feedback and focus for salient object detection[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Washington: AAAI, 2020, 34(7): 12321-12328.
- [34] XIE E, WANG W, WANG W, et al. Segmenting transparent objects in the wild[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2020: 696-711.
- [35] SKUROWSKI P, ABDULAMEER H, BŁASZCZYK J, et al. Animal camouflage analysis: Chameleon database[J]. Unpublished Manuscript, 2018, 2(6): 7.
- [36] LE T N, NGUYEN T V, NIE Z L, et al. Anabranch network for camouflaged object segmentation[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2019, 184: 45-56.
- [37] FAN D P, CHENG M M, LIU Y, et al. Structure-measure: A new way to evaluate foreground maps[C]//2017 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision

(ICCV). Piscataway: IEEE, 2017: 4558-4567.

- [38] FAN D P, JI G P, QIN X, et al. Cognitive vision inspired object segmentation metric and loss function[J]. Scientia Sinica Informationis, 2021, 51(9): 1475.
- [39] MARGOLIN R, ZELNIK M L, TAL A. How to evaluate foreground maps? [C]//2014 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2014: 248-255.
- [40] YANG F, ZHAI Q, LI X, et al. Uncertainty-guided transformer reasoning for camouflaged object detection[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2021: 4126-4135.
- [41] LIU J W, ZHANG J, BARNES N. Modeling aleatoric uncertainty for camouflaged object detection[C]//2022 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (MACV). Piscataway: IEEE, 2022: 2613-2622.



赖宇 男, 1995年12月出生, 福建龙岩人. 福州大学计算机与大数据学院硕士研究生. 主要研究方向为计算机视觉、目标检测与分割、图像质量评价.

E-mail: m1rolai04@gmail.com



牛玉贞 女, 1982年7月出生, 山东济南人. 福州大学计算机与大数据学院教授、博士生导师. 主要研究方向为计算机视觉.

E-mail: yuzhenniu@gmail.com

#### 作者简介



刘文犀 男, 1986年11月出生, 福建福州人. 福州大学计算机与大数据学院教授、博士生导师. 主要研究方向为计算机视觉.

E-mail: wenxi.liu@hotmail.com



张家榜 男, 1999年1月出生, 福建泉州人. 福州大学计算机与大数据学院硕士研究生. 主要研究方向为计算机视觉、目标检测与分割.

E-mail: 1139030617@qq.com



李悦洲 男, 1995年11月出生, 河北石家庄人. 福州大学计算机与大数据学院博士研究生. 主要研究方向为图像增强与复原、视觉目标跟踪.

E-mail: liyuezhou.cm@gmail.com