

可见光条件下伪装目标智能化分割算法综述

蔡 伟, 高蔚洁, 蒋昕昊, 王 鑫, 狄星雨

(火箭军工程大学, 陕西 西安 710025)

摘 要: 对可见光下的伪装目标分割 (Camouflage Objects Segmentation, COS) 算法的国内外研究现状进行了梳理。首先, 将 COS 的 26 个模型分为多阶段学习、联合辅助任务和引入额外先验信息 3 类, 阐述了这 3 类方法的核心思想及各自的优势和不足; 其次, 详细介绍了 COS 常用的 4 个评价指标和 8 个公共数据集; 然后, 在 3 个公共数据集上对这些模型进行定量、定性的分析评估; 最后, 介绍了 COS 的主要应用领域, 指出了现有算法的局限性, 并对 COS 未来的研究方向进行了探讨。

关键词: 伪装目标分割; 深度学习; 多阶段学习; 辅助任务; 先验信息

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 2097-2741(2024)02-072-016

Review of Intelligent Camouflaged Object Segmentation Algorithms under Visible Light

CAI Wei, GAO Weijie, JIANG Xinhao, WANG Xin, DI Xingyu

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, Shaanxi)

ABSTRACT: The research status of camouflaged object segmentation (COS) methods under visible light at home and abroad were summarized. Firstly, the 26 models of COS were divided into three categories: multi-stage learning, joint auxiliary tasks and additional prior information introduction. The core ideas, advantages and disadvantages of the three types of methods were elaborated. Secondly, four commonly used evaluation indicators and eight common datasets in COS were introduced in detail. Then, quantitative and qualitative analysis of these models was conducted on three public datasets. Finally, the main application fields of COS were introduced. Accordingly, limitations of existing COS algorithms were pointed out and the future research directions of COS were explored.

KEYWORDS: camouflaged object segmentation; deep learning; multi-stage learning; auxiliary tasks; prior information

伪装目标分割 (Camouflage Objects Segmentation, COS) 是一个受生物启发的研究领域, 旨在分割完美隐藏在周围环境中的目标。由于伪装目标与周围环境的高度相似性, 伪装目标自身尺度上的多样性、外观上的模糊性等, 从给定场景

中分割伪装目标具有很大的挑战性^[1]。COS 在现实世界的许多应用中都起着关键作用, 例如医学图像分割 (检测感染^[2]或肿瘤区域^[3])、艺术创作^[4]、物种发现^[5]、裂缝检查^[6]、农业生产 (检测害虫^[7]和果实成熟度检测^[8]) 等。

收稿日期: 2024-01-31

第一作者: 蔡伟 (1974—), 男, 教授, 博士, 主要从事导弹定位定向与光电防护研究。E-mail: XHYU807@outlook.com

引用格式: 蔡伟, 高蔚洁, 蒋昕昊, 等. 可见光条件下伪装目标智能化分割算法综述[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38 (2): 72-87.

如今, 可见光条件下的智能化 COS 获得了越来越多的关注, 随着深度学习的普及和 COS 数据集的发布, 复杂场景下分割性能不佳的情况得到改善。2019 年, Le 等^[9]提出了基于先判断后分割的网络 (Anabranh Network, ANet) 结构, 作为 COS 的基本框架。2020 年, 阿联酋人工智能研究所和南开大学的 Fan 等^[1], 开发了一个简单而有效的搜索识别网络 (Search Identification Network, SINet), 该算法采用搜索和识别的思想对伪装目标进行分步处理, SINet 在所有测试数据集上的性能都优于各种当时最先进的对象检测基线, 使其成为一个强大的通用框架。2021 年文献 [10] 提出了第 1 个基于排序的网络 Rank Network (Rank-Net), 以同时定位、分割和识别伪装目标, 并且发布了 NC4K 数据集。2022 年, 日本国立信息研究所 Le 等^[11]提出伪装实例分割 (Camouflaged Instance Segmentation, CIS) 基准和伪装融合学习框架, 捕获伪装目标的实例从而可以提供更多线索。同年, Zhang 等^[12]提出了第 1 个引入深度先验信息的伪装目标分割网络, 其对伪装目标的真实边界更加敏感, 能够减少复杂场景中 RGB 特征的模糊性从而降低伪装效果。2023 年, He 等^[13]提出了第 1 个端到端的弱监督 COS 框架, 并发布了第 1 个带有涂鸦注释关于弱监督 COS 的数据集 (每过 10 s 对图像进行标注, 比像素级标注快 360 倍)。可以将智能化 COS 模型分为 3 种方法: 多阶段学习, 联合辅助任务以及引入额外先验信息。

近年来有大量性能表现良好的 COS 模型出现, 但是此领域缺少对这些模型的综合性归纳整理和评估分析。本文总结了现有可见光条件下智能化 COS 算法, 详细介绍了 COS 的 8 个数据集和 4 个评价指标, 并对 16 个模型进行定量分析, 总结了可见光条件下智能化 COS 算法的主要应用领域, 对未来的研究方向进行了探讨。

1 相关知识

1.1 可见光条件下的伪装目标识别

通常情况下研究人员可以在不同波段对伪装目标进行识别。由于伪装目标和背景之间的偏振信息存在差异, 刘晓等^[14]利用偏振技术识别伪装目标, 王小龙等^[15]利用高光谱进行伪装目标识别。利用高光谱进行识别的优势是: 能够借助丰富的目标光谱信息发现难以探测的伪装目标纹理、边

缘等空间特征; 在红外波段使用红外传感器可以获取目标物体的热辐射信息从而识别伪装目标; 在毫米波波段由于毫米波传感器可以穿透某些伪装材料生成毫米波图像, 其能够提供目标的形状和轮廓信息从而对伪装目标进行识别。

在可见光条件下物体的外观、形状、颜色等信息可以被人眼直接感知和识别, 基于可见光条件下进行图像采集和处理时, 通常使用摄像机或相机等设备来捕捉场景中的光线, 并将其转化为数字图像进行处理和分析。目前, 可见光图像处理广泛应用于目标检测、图像分割等领域。在可见光波段上通过伪装目标的颜色、纹理和形状等信息区分目标与背景。但是由于伪装目标与周围环境的高度相似性以及其自身的复杂性, 导致在可见光条件下准确识别伪装目标仍然具有挑战。

1.2 传统的可见光条件下伪装目标识别方法

早期的 COS 任务旨在利用低级手工特征对伪装目标进行分割, 例如: Huerta 等^[16]使用形状、颜色、纹理等特征对伪装区域与背景之间的相似性进行评估; Pan 等^[17]提出了一种利用 3D 凸度来处理更复杂的背景, 区分图像中伪装目标的方法; Yin 等^[18]提出了一种基于变化边界的 COS 方法。这些方法将前景信息看作伪装目标, 对图像中的前景和背景进行分离。但是基于手工特征的传统方法中, 特征设计需要人工干预且特征表达能力有限, 导致无法充分描述图像的复杂结构和纹理信息且对环境变化较为敏感, 不适用于复杂背景及有杂波和噪声干扰的场景, 一旦背景环境发生变化, 传统方法的性能则不佳甚至失效^[1]。

为了解决上述问题, 研究人员将深度学习引入伪装目标识别领域, 智能化伪装目标识别方法以强大的表征学习能力从大量的数据中学习目标的特征表示, 且具有较强的自适应能力。

1.3 可见光条件下伪装目标智能化识别任务

目前, 目标识别作为计算机视觉领域中一个基础性的课题, 其逐渐趋于成熟并已广泛应用于医学、军事、农业、矿业和艺术等领域。伪装目标识别的难度主要体现在以下 2 个方面: 一是前景和背景之间的对比度不是很明显, 所以, 伪装目标的边缘获取具有挑战性; 二是环境存在各种噪声、障碍物、阴影等干扰, 影响了识别的速度及精度。伪装目标识别任务包括伪装目标检测 (Camouflaged Object Detection, COD) 任务、COS 任务和 CIS 任务。

1.3.1 伪装目标检测

COD 任务是从图像中检测判断预定义的伪装目标是否存在, 并通过边界框标注的方式对伪装目标进行定位。目标检测通常分为 2 类。一类是两阶段检测器, 最具代表性的是 2015 年 Ren 等^[19]提出的 Faster R-CNN (Region of Interest Pooling Region based Convolutional Neural Network, R-CNN) 算法, 引入网络提取候选区域。另一类是一阶段检测器, 如: 2015 年 Redmon 等^[20]提出的你只需看一遍 (You Only Look Once, YOLO) 算法可以一次性预测多个目标框的位置和类别; 2016 年 Liu 等^[21]提出的单次多框检测器 (Single Shot Multi-Box Detector, SSD) 算法结合 YOLO 及 Faster R-CNN, 使用全图各个位置的多尺度区域特征进行回归, 达到了检测速度和准确度并存的性能效果。

1.3.2 伪装目标分割

COS 旨在模仿捕食者视觉系统, 分割隐藏在环境中的目标。与其他分割任务相比, COS 是一项与类别无关的任务, 其中, 伪装目标是指图像中伪装区域的所有像素点。该任务由二进制掩码监督对图像的每个像素概率进行预测, 需要 COS 算法对每个像素点进行标签分配, 其中, 标签值为 0 代表该像素点不属于伪装目标, 标签值为 1 代表该点完全属于伪装目标, 由此来判断每个像素是否属于伪装目标。

1.3.3 伪装实例分割

2014 年, Hariharan 等^[22]提出 CIS 的概念, 旨在对同类目标组的不同个体提供不同的标签。Tankus 等^[23]提出了一个新的 CIS 基准和伪装融合学习框架。CIS 旨在分割图像中所有的伪装目标实例, 并且针对每个实例不同类别的像素进行标

记。CIS 可以看作是 COD 和 COS 的结合, 不仅需要对伪装目标进行像素级分割, 还需要对不同类别的目标进行区分。

目前提出的大部分伪装目标识别模型是与类别无关的分割模型, 即 COS 模型, 但是缺少归纳整理这些 COS 模型的综述性工作。

2 可见光条件下智能化伪装目标分割模型

1998 年, 自 Tankus 等^[23]使用传统方法提出第 1 个伪装目标分割方法以来, 深度学习技术广泛应用于可见光条件下的 COS 任务, 越来越多的模型不断被提出, 其分割的精度、速度等逐渐得到提升。可见光条件下伪装目标智能化分割算法的简要年表如图 1 所示。

本文将 COS 模型分为 3 类。1) 多阶段学习: 这种方法可以先对整体区域进行粗糙预测, 接着利用不同的方法对上一阶段得到的粗略结果进行细化, 从而得到预测结果。2) 联合辅助任务: 将排名、定位、边缘检测和梯度生成等常见任务与 COS 任务相结合。3) 引入额外先验信息: 利用额外信息辅助探索伪装目标的特征, 对图像进行预处理, 将生成的额外数据与原数据融合。

2.1 多阶段学习

多阶段学习方法是一种由粗到细的学习过程。这种方法结构模仿自然界中的捕食过程, 第 1 阶段模仿捕食中的检测过程, 从全局角度定位潜在的目标, 得到粗略的预测图; 第 2 阶段执行捕食中的识别过程, 通过聚焦于模糊区域来逐步细化上一阶段的粗预测, 得到最终的 COS 预测图。例如, SINet 首先采用搜索模块找到伪装目标的候选区域, 然后使用识别模块精确分割出伪装目标。捕

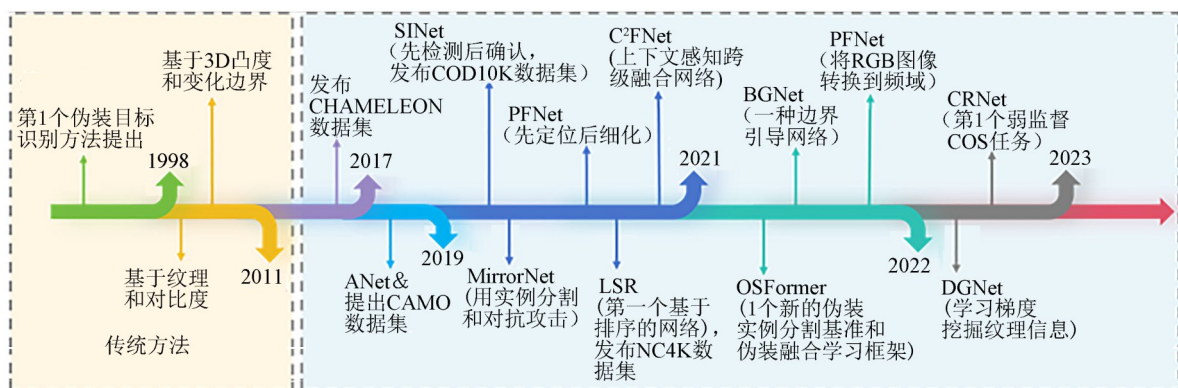


图 1 可见光条件下智能化伪装目标分割算法简要年表

Fig. 1 Brief chronology of intelligent camouflage target segmentation algorithms under visible light

食网络 (Prey Network, PreyNet)^[24] 由初始探测和捕食学习 2 个阶段组成。在初始探测过程设计了一个双向桥接交互模块, 选择和聚合初始特征; 捕食学习过程是一个策略校准范式, 其目标是确定目标所在区域并鼓励目标特征校准。现有多阶段学习方法的 COS 模型可以分为 2 类: 设计不同特征融合方式以及设计特定补充信息模块对特征进行细化的 COS 方法。

2.1.1 设计特征融合方式的 COS 方法

设计特征融合方式进行细化是指在提取初始特征后, 采用注意力引导、密集连接、“X”形连接等方式融合特征进行细化, 对提取的初始特征进行增强。

SINet^[1] 的结构分为搜索模块和识别模块 2 部分, 即先对图片中的伪装目标进行搜索, 接着对所有搜索到的目标进行识别。搜索模块负责生成一个粗略的伪装预测图, 识别模块通过级联加引入反转注意力的方式逐步对目标特征进行细化以生成精确的伪装预测图。其中, 使用邻居连接解码器 (Neighbor Connection Decoder, NCD) 来保持层内语义信息的一致性以及连接跨层特征的上下文信息。Mei 等^[25] 提出的定位聚焦网络 (Position Focus Network, PFNet) 包含定位模块 (Positioning Module, PM) 和聚焦模块 (Focus Module, FM), 将 RGB 图像输入网络, 从中提取多级特征, 将这些特征送入 4 个卷积层中进行通道缩减; 在最深层的特征上 PM 被设计成模仿捕食中的检测过程, 从全局角度定位潜在的目标对象, 接着 FM 被用于执行捕食中的识别过程, 用于通过聚焦于模糊区域来逐步细化粗预测, 利用 FM 逐步消除假阳性和假阴性干扰, 实现伪装目标的准确分割。Sun 等^[26] 提出了一种上下文感知跨级融合网络 (Context-aware Cross-level Fusion Network, C²FNet), 设计了一个注意诱导跨层次融合模块, 以集成多层次信息的功能; 接着将各层特征馈送到全局上下文模块来挖掘融合特征中的多尺度上下文信息。

Zhuge 等^[27] 针对多层特征利用不足的问题构建了一个新的融合网络 (Cube Network, CubeNet), 通过构建一种 “X” 连接结构, 充分考虑到每一层初始特征, 促进多级特征融合。付炳阳等^[28] 在特征编码过程中, 引入多级门控模块对多级中间层特征进行选择融合, 有效过滤各级特征图的干扰信息; 在解码过程中, 通过自交互残差模块驱

动不同尺度的编码特征实现交叉融合, 获得更准确的目标表示信息。图 2 介绍了不同网络架构。

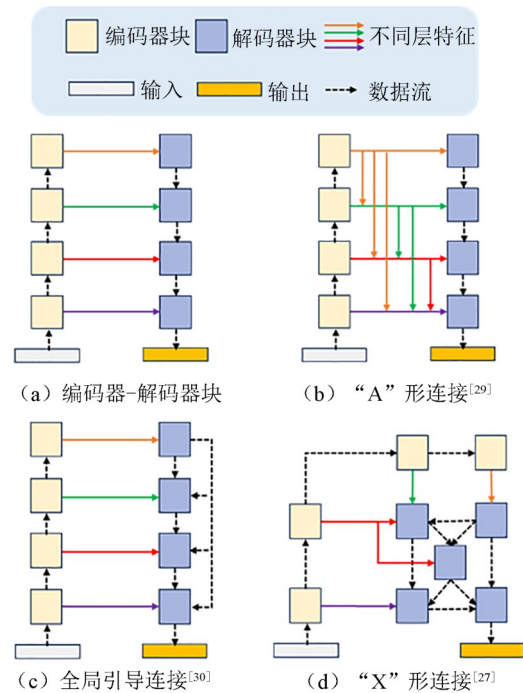


图 2 不同网络架构图示

Fig. 2 Architectures of different networks

Zhou 等^[31] 提出了一种多尺度特征聚合模块来学习多尺度聚合特征, 该模块能够自适应地提取各层的多尺度信息, 以应对尺度变化。谭湘粤等^[32] 设计特征增强模块对多层次特征进行增强。Dong 等^[33] 将目标特征馈送到所提出的双分支混合卷积模块中, 利用多个双分支混合卷积模块提取丰富的上下文特征, 然后利用多层次交互式融合模块对上下文特征进行融合。

Pang 等^[34] 设计了多尺度聚后网络 (Zoom in and out-Network, ZoomNet), 利用共享三重特征编码器在不同尺度上对伪装目标的特征进行提取, 并将提取的特征馈送到尺度合并层来过滤和聚合多尺度特征, 以增强特征表示; 其次, 在分层混合尺度解码器中, 逐步整合多层次的功能, 以自上而下的方式提高混合尺度的特征表示。

Jia 等^[35] 提出的分割放大迭代网络 (Segment, Magnify and Reiterate, SegMaR), 集成了分割、放大和迭代的多阶段分割方式。首先, 分割模块生成初始掩码预测; 接着, 放大模块将原始图像和掩码预测图作为输入, 利用基于注意力的采样器对伪装目标进行自适应放大; 最后, 迭代模块将带有放大目标的图像输入网络并对网络参数进

行微调迭代。

Wang 等^[36]提出一个双分支和双引导的交叉细化网络 (A Dual-Branch, Dual-Guidance and Cross-Refine Network, D²CNet)。由于 NCD^[1] 架构倾向于直接堆叠多层特征, 虽然最终的预测层可以获得多尺度和多层次的信息, 但这些方法大多不能很好地处理弱边界问题。放在 NCD 基础上引入整体注意、残差注意机制来增强特征, 并且将改进 UNet 结构融合对局部信息进行细化。

利用特征融合方式进行细化的 COS 模型能够在不增加额外信息的前提下充分利用多层特征中的可用信息。但是由于伪装目标与背景极为相似的部分区域仅通过特征融合策略难以被关注, 导致模型的细化范围存在一定局限性, 并且逐层聚合多层目标特征可能会积累冗余信息。尽管 Zhang 等^[37]提出的特征过滤模块 (Feature Filter Module, FFM) 可以有效降低冗余信息对分割性能的影响, 但是大部分算法致力于改进提取和融合特征模块的结构, 对复杂冗余信息的处理不够充分。

2.1.2 引入特定信息补充模块的 COS 方法

引入边缘引导、频率感知等特定信息引导模块作为补充来获取伪装目标的特征或是对已经获取的特征进行细化。Lin 等^[38]设计了一个频率感知聚合模块, 此模块从频率的角度抑制高频信息且聚合多尺度的功能。Lin 等还设计了一个自适应频率注意模块以提高学习重要频率分量的功能, 以及一个引用梯度加权的损失函数以促使模型更加关注轮廓细节。Cong 等^[39]使用频率引导粗定位阶段及频率感知模块进行频域特征提取并生成粗略的预测图。Zhai 等^[40]在深度纹理联接网络 (Deep Texton-Coherence Network, DTCNet) 中嵌入纹理融合模块来学习纹理特征, 通过感知局部纹理的空间相关性来提取具有鉴别力的特征。Ren 等^[41]提出了 TANet (Texture Aware feature for COD), 通过制定多个纹理感知细化模块来学习纹理特征, 以放大伪装目标与背景之间细微的纹理差异, 增强跨边界的细节信息。詹春兰等^[42]提出了一种基于通道注意力和边缘融合 COS 方法的通道注意力网络 (Channel Attention Network, CANet), 通过设计一个边缘融合模块来抑制低级特征中的干扰信息, 充分利用图像的边缘细节信息, 以得到边缘细节更清晰的完整分割结果。

利用特定补充信息模块进行特征提取或细化时, 通常可以获取比较精细的特定目标特征, 例

如更完整的边缘轮廓、更具体的纹理特征等。但是由于伪装目标的边界较模糊、纹理特征与背景相似度较高等原因, 使用特定补充模块可能包含较多噪声。因此, 如何合理引入特定补充信息模块有待解决。

2.2 联合辅助任务

将辅助任务与 COS 任务联合, 通过任务互助的方式提升 COS 算法的性能。常见的辅助任务有分类、排序、边缘检测、显著目标分割等。通过联合其他任务对 COS 任务进行辅助, 从而生成 COS 预测图的过程, 如图 3 所示。

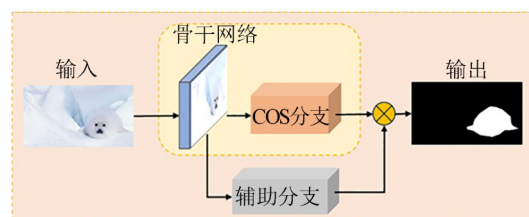


图 3 联合辅助任务

Fig. 3 Joint auxiliary tasks

2.2.1 联合边缘纹理检测任务

Sun 等^[43]提出了一种边界引导网络 (Boundary Guided Network, BGNet)。设计了一个简单而有效的边缘感知模块, 该模块集成了低层的局部边缘信息和高层的全局位置信息, 以探索边缘语义下目标边界的显式边界监督; 引入边缘引导特征模块, 将边缘特征与伪装目标各个层次的特征相结合, 以促进 COS 准确地边界定位, 进而探索有价值的信息。利用边缘检测任务对伪装目标的边缘进行提取并将其与各层次的特征结合, 辅助完成 COS 任务的过程如图 4 所示。

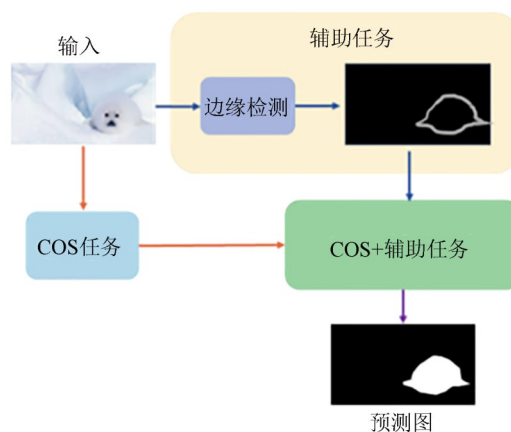


图 4 引入边缘检测辅助任务

Fig. 4 Introducing edge detection secondary tasks

Liu 等^[44]提出一种基于 Transformer 的双任务

交互式网络, 可以在全局范围内实现位置 COS 任务和边界检测任务的交互, 从而检测伪装目标的准确位置和其详细边界。将边界特征作为辅助信息来改进伪装目标的检测, 同时将目标特征作为参考信息来改进边界检测。Pei 等^[45]设计了一个位置感知 Transformer (One-stage Camouflaged Instance Segmentation With Transformers, OSFormer), 通过位置引导查询任务来获得位置标签。

Zhu 等^[46]研究纹理信息的表示, 构建包含局部纹理、局部显著性区域及边缘纹理标签, 提出纹理感知交互网络 (Texture-aware Interactive, TINet), 融合纹理和深度信息生成纹理预测, 通过渐进交互式引导来查找边界和纹理差异。Zhai 等^[47]提出了单阶段交互图学习 (Single stage Mutual Graph Learning, S-MGL) 网络, 将伪装目标感知边缘提取 (Camouflaged Object-aware Edge Extraction, COEE) 作为辅助任务, 并将其纳入交互图学习中进行相互学习, 用于分割伪装目标及其真实的边缘。Ji 等^[48]提出了一种新的基于边缘的可逆重新校准网络 (Edge-based Reversible Recarnation Network, ERRNet), 利用更明确的边缘信息作为解码器流中的辅助线索, 对 COS 模型的性能进行提示。

2.2.2 联合显著目标分割任务

将 COS 任务与显著目标分割任务进行联合的 COS 网络 (Joint Salient object and Camouflaged Object Detection, JSCOD)^[49], 将联合学习同时应用于 SOS 和 COS 2 个任务上。SOS 与 COS 的关注点不同, 由于显著目标与其背景之间的高对比度以及伪装目标与其周围环境之间的高相似度, 通过联合训练 SOS 网络和 COS 网络, 显著目标分支可以学习准确的局部特征信息以获取更精确的伪装目标边界信息, 同时 COS 处理全局信息的能力能帮助 SOS 减少对背景噪声的误检。

2.2.3 联合排序任务

文献[10]提出了 COS 的第 1 个三重任务框架 (Localize, Segment and Rank, LSR), 使用联合训练方法同时对伪装目标进行定位、分割和排序, 其中引入了 2 个新任务, 即伪装目标定位任务和伪装目标排序任务。前者框架固定解码器生成判别区域, 该区域与周围环境有更高的对比度, 即伪装目标的大致位置; 后者是对伪装目标可被分割的难易程度进行排序, 从而推断伪装目标的可分割性。

2.2.4 联合分类任务

在进行 COS 任务时, 由于不能保证图像中是否存在伪装目标, Le 等^[9]提出端到端分支网络 ANet, 其具有用于分类的第 2 分支, 引入分类任务对图像中的像素进行分类, 旨在判断像素是否属于待分割的伪装目标区域。分类分支被用作对图像中伪装的目标进行感知, 以预测图像中包含伪装目标的概率。然后将分类分支得到的信息融合到 COS 分支中, 以提高 COS 的预测准确度。

2.2.5 联合参考信息

参考伪装目标分割^[50] (Referring COS, Ref-COS) 是一个将参考信息任务与 COS 任务联合的双分支框架 (Referring to Camouflaged Network, R²CNet)。COS 模型倾向于分割所有可能的伪装目标, 可能会受到其他非伪装目标的干扰, 从而产生不准确的分割结果。而 Ref-COS 模型则可以引用关于伪装目标的文本描述或具有显著目标图像的参考条件, 从给定图像中专注于对所提供参考信息的伪装目标进行分割。建立了一个参考掩码生成模块来生成像素级参考信息, 将参考分支的参考信息与伪装目标分割分支得到的目标特征信息的每个位置进行比较, 以生成融合参考信息的先验掩模。接着在参考特征聚合 (Referring Feature Enrichment, RFE) 模块中利用先验掩码信息丰富不同尺度下的目标, 视觉特征以突出伪装目标从而对其进行分割。

2.2.6 联合仿生攻击任务

翻转后的图像能够打破图像原本自然的布局, 从而增加伪装目标与背景之间的差距。Yan 等^[51]利用翻转图像的优势提出了镜像网络 (Mirror Network, MirrorNet), MirrorNet 由原始图像分割主流和水平翻转图像分割的生物仿生攻击流组成, 通过引入翻转图像的仿生攻击流来增强原始输入主流。原始图像分割流旨在获取目标的内在信息, 仿生攻击流旨在打破自然设置下的伪装目标来捕获目标的外部信息, 将预测后仿生攻击流翻转后与原始主流进行融合, 以产生均匀覆盖伪装目标的像素级预测图。MirrorNet 的本质是提高模型对伪装目标纹理和形状特征的关注度。

联合辅助任务学习是充分利用不同任务之间的差异性和互补性对 COS 任务进行补充, 不仅可以提高数据效率, 也可以通过共享表示来减少数据的过拟合现象。但是联合辅助任务学习这类多任务学习会带来单任务学习没有的困难, 例如

COS 和辅助任务之间可能存在冲突,并且多任务进行时可能会导致 COS 任务的学习缺乏针对性,从而影响分割性能。

2.3 引入额外先验信息

由于伪装目标和背景具有高度相似性,共享了部分相似的特征信息,以致于无法轻易将伪装目标从其所处的环境中区分出来。通过引入额外先验信息可以给 COS 任务提供更可靠的指导。COS 任务不仅可以在 RGB 域中分割伪装目标,还可以利用如深度信息、频域信息等额外的信息对原始 RGB 图像进行预处理。接着将提取的先验信息与 RGB 信息相结合,从而更准确地将伪装目标从背景中分割出来,提升 COS 模型的性能。

2.3.1 引入频域先验信息

由于在现实世界中,物理世界的物体都有着各自的频率范围,不同频率信号能够产生不同响应,可达到分离不同物体的效果。并且频域处理的参数设置少、过程简单且高效,因此,可利用频域信息来增强伪装目标的特征。Zhong 等^[52]提出频率感知网络(Frequency Detecting Network, FNet),将 RGB 图像输入频域进行预处理,并通过频率增强模块对目标特征进行增强,以更好地利用频域信息进行预测任务;接着将 RGB 信息和频率信息分别输入至网络中。使用离线离散余弦变换和在线增强学习的方式可以让模型在频域中学习更多的信息;使用特征对齐的方式将 RGB 信息与频域信息相融合。此外,该文构建高阶关系模块,此模块可以借助频域信息对伪装目标和非伪装目标之间的细微差异进行区分。

2.3.2 引入深度先验信息

Zhang 等^[12]首次提出深度信息引导的 COS 网络(Depth Contribution Network, DCNet),利用现有单目估计法生成相应的伪装目标深度图,引入了包含丰富空间信息的深度线索。由于网络在不太准确的深度图上会过拟合,导致模型的泛化能力差。Xiang 等^[12]设计了一个辅助深度估计分支,而不是直接使用深度信息作为输入。深度信息能够提供图像的 3D 几何信息,其对伪装目标的真实边界更加敏感,能够减少复杂场景中 RGB 特征的模糊性,从而降低目标的伪装效果。

2.3.3 引入多视角信息

Zheng 等^[53]提出了一种多视角特征融合网络(Multi-view Feature Fusion Network, MFFN)。由于之前的模型仅从固定的单视图观测目标,会

导致观测的目标特征缺少目标部分区域的信息。此模型模仿人类观察伪装目标的行为——调整观看角度、距离和观看位置,从不同视角捕捉目标的不同特征。此方法通过对图像进行数据增强生成多种观察方式,将其输入网络,且通过多视图注意交互设计得到更紧凑的特征,能够很好地捕获更多关键语义信息及融合多视图语义信息。

引入额外先验信息能够更好地利用不同领域的丰富信息将伪装目标更准确地从背景中分离出来。但是提取额外先验信息时存在提取信息不准确、数据处理不当的问题,会导致模型性能降低;RGB 数据信息的深度、频率之间存在差异,从而导致数据结合存在冲突;获取先验信息的过程会增加模型整体的复杂度,从而导致模型的分割速度降低。

如表 1 所示,本文对多阶段学习、联合辅助任务、引入额外先验信息方式包含的具体方法各自不同特点进行了整理。图 5 介绍了 COS 算法的分类并总结归纳出每种类型方法的优缺点。

3 数据集及评价指标

3.1 伪装目标分割数据集

近年来, COS 展现了巨大的实际应用价值。为提升 COS 算法性能,推动 COS 领域的发展,研究人员构建了多种不同类型的伪装目标数据集,相关数据集的详细信息如表 2 所示。

3.1.1 COD10K 数据集

COD10K^[1]是目前最大规模的 COS 数据集,该数据集由来自开放访问摄影网站的 10 000 张图像组成,涵盖 10 个超级类别和 78 个子类,包含伪装的海洋生物、飞行生物、两栖动物等。这些图像中包含 5 066 张经过处理的伪装图像、3 000 张背景图像、1 934 张未经处理的非伪装图像。

3.1.2 NC4K 数据集

NC4K^[10]是目前用于评估 COS 模型的最大测试集。NC4K 由 4 121 张来自互联网的伪装图像组成,可分为自然伪装和人工伪装 2 类场景。

3.1.3 CAMO-COCO 数据集

CAMO-COCO^[11](Camouflaged Object-Common Objects in Context)包含了 8 种类别的 2 500 个图像样本,由一个伪装目标数据集 CAMO 和一个非伪装目标数据集 M-COCO 组成。CAMO 和 MS-COCO 都包含 1 250 张图像,其中 1 000 张用

表 1 不同类型伪装目标分割方法的特点
Tab. 1 Characteristics of camouflaged object segmentation methods

策略	方法	特点
多阶段学习	设计融合方式 (SINet ^[1] 、PreyNet ^[24] 、PFNet ^[25] 、 C ² FNet ^[26] 、ZoomNet ^[34] 、SegMaR ^[35] 、CubeNet ^[27] 、 D ² CNet ^[36])	设计特征融合连接方式、使用注意力引导对特征进行融合细化
	引入特定信息补充模块 (FPNet ^[39] 、DTCNet ^[40] 、CANet ^[42])	对目标的特定特征进行细化
联合辅助任务	联合边缘纹理检测任务 (BGNet ^[43] 、OSFormer ^[45] 、TINet ^[46] 、 S-MGL ^[47] 、ERRNet ^[48])	提取更完整更精确的边界纹理信息
	联合显著目标分割任务 (JSCOD ^[49])	将SOS任务与COS联合,SOS分支学习局部特征以获取更精确的伪装目标边界信息
	联合排序任务(LSR ^[10])	引入定位任务对目标区域进行定位,联合排名任务对分割结果难易程度进行排序
	联合参考信息(R ² CNet ^[50])	联合参考信息分支得到的特征与COS分支所得特征之间的对应位置进行比较,以生成参考先验掩模辅助COS任务
	联合仿生攻击任务(MirrorNet ^[51])	联合仿生攻击流来增强模型对伪装目标纹理和形状特征的关注度
引入额外先验信息	联合分类任务(ANet ^[9])	判断场景是否存在伪装目标
	引入频域先验信息(FDNet ^[52])	引入频域信息预处理协助COS任务
	引入深度先验信息(DCNet ^[12])	深度信息对于识别伪装目标的边界更敏感,从而降低目标的伪装效果
	引入多视角信息(MFFN ^[53])	利用数据增强生成多视角图像,能够捕获并融合更多多视角语义信息

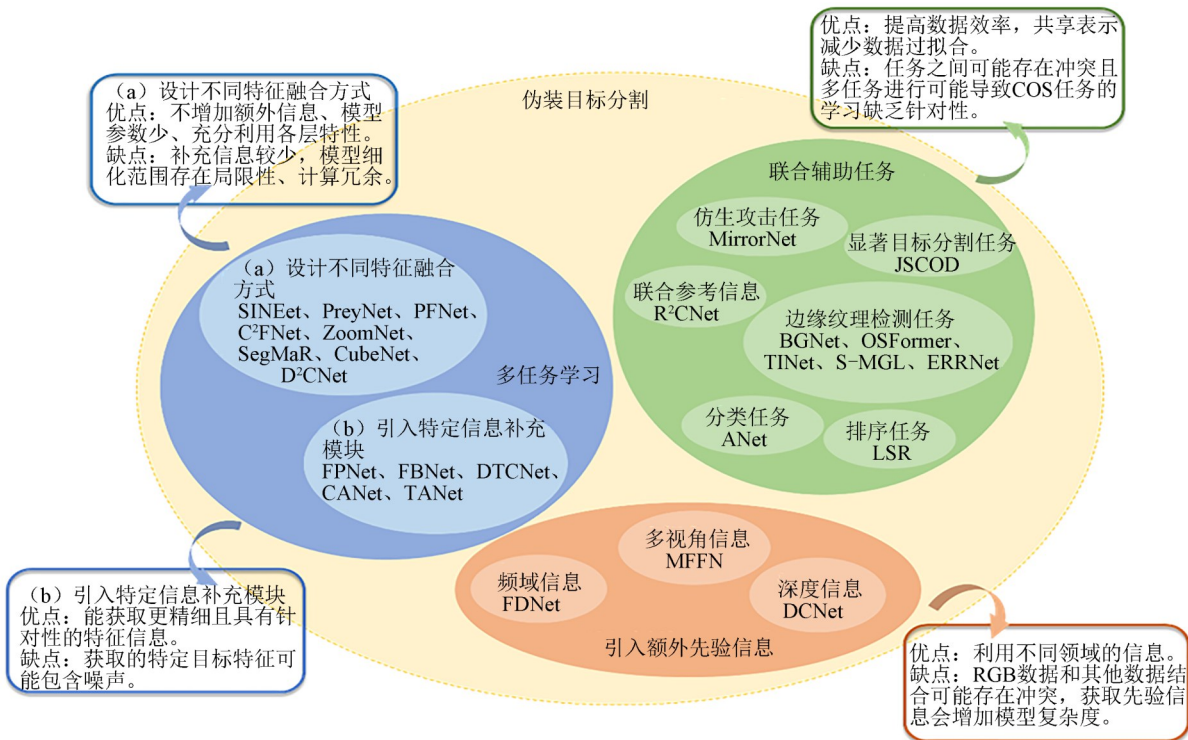


图 5 伪装目标分割算法分类
Fig. 5 Classification of camouflaged object segmentation algorithms

表 2 COS数据集的详细信息

Tab. 2 Details of COS datasets

数据集	来源	图像数量/张	训练集样本量/个	测试集样本量/个	类别量/个
CHAMELEON	2017(未发布)	76	0	76	—
CAMO	CVIU2019	1 250	1 000	250	8
COD10K	TPAMI2020	10 000	6 000	4 000	78
NC4K Δ	CVPR2021	4 121	0	4 121	—
CAMO++	TIP2022	5 500	3 500	2 000	—
CAM-LDR $\star$	TCSVT2023	8 086	4 040	2 026	—
S-COD $\diamond$	CVPR2023	4 040	3 040	1 000	—
R2C7K $\star$	2023	6 615	5 015	1 600	64

注： Δ 代表提供实例级分割掩码； $\star$ 代表提供排名标签； $\diamond$ 代表涂鸦标注的弱监督标签； $\star$ 代表提供参考样本

于模型训练，剩余 250 张图像用于模型测试。CAMO 数据集包含动物伪装、迷彩伪装、人体彩绘多种伪装形式，图像复杂程度高。

3.1.4 CHAMELEON 数据集

CHAMELEON (Cryptic Hidden Animals Masked in Environment Labelled and Evaluated-ON) 数据集^[54]由 76 张通过主要由自然界中伪装在复杂背景中的动物组成，每张图像中的目标及其边界均被手工标注。

3.1.5 CAMO++数据集

CAMO++^[11]是新发布的数据集，包含 5 500 个样本图像，所有样本都经过了分层像素注释。数据集分为伪装图像和非伪装图像 2 部分，其中：伪装图像的 1 700 张图像用于训练，1 000 张用于测试；非伪装图像的 1 800 张用于训练，1 000 张用于测试。

3.1.6 CAM-LDR 数据集

CAM-LDR^[55] (Class Activation Map-Localizing the Discriminative Regions Scribble-based COD) 包括 4 040 个训练图像和 2 026 个测试图像。这些样本选自常用的混合训练数据集，即具有 1 000 个训练样本的 CAMO 和具有 3 040 个训练样本的 COD10K；其测试数据集来自 COD10K 的 2 026 个测试样本。CAM-LDR 是 NC4K 的扩展，包括定位标签、排名标签、目标级分割掩码和实例级分割掩码的 4 种类型注释。其中，排名标签分为背景、简单、中等 1、中等 2、中等 3 和困难 6 个等级。

3.1.7 S-COD 数据集

S-COD^[13] (Scribble-based COD) 是第 1 个为基于弱监督学习 COS 任务设计的数据集。该数据集包括了 4 040 个训练样本，其中 3 040 个样本来

自 COD10K，1 000 个样本来自 CAMO。这些样本是研究人员在不知道真值的情况下，基于第一印象对图像进行粗略轮廓的涂鸦级标注，与逐像素标注相比，S-COD 的标注过程更加简单。

3.1.8 R2C7K 数据集

R2C7K^[50] (Referring to Camouflaged 7K) 包含 7 000 个图像，涵盖 64 种目标类别，由 2 个子集 Camo 和 Ref 组成。Camo 子集包含 5 015 个样本，Ref 子集包含 1 600 个样本，其中每个类别包含 25 个参考样本。

3.2 伪装目标分割评价指标

COS 常用评估指标主要包括：平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) E_{MA} 、加权 F 度量值 (Weighted Fmeasure) F_{β} 、结构感知度量指标 (Structure Measure) S_{α} 、增强匹配指标 (Enhanced-alignment Measure) E_{Φ} 。

3.2.1 E_{MA}

E_{MA} 是评价 COS 网络最简单且直观的指标，目的是衡量生成的伪装目标预测图和真值图之间的差异大小， E_{MA} 值越低说明差异性越小，网络的预测能力也就越强。理想状态下 COS 预测图应与真值图完全一致，即 E_{MA} 为 0。其计算公式为

$$E_{MA} = \frac{1}{W \times H} \sum_x \sum_y |P(x, y) - G(x, y)|$$

式中： W 和 H 分别代表图像的宽度和高度； P 为预测掩码图； G 为与预测图对应的真值图。

3.2.2 F_{β}

F_{β} 也称为均衡平均数。通常情况下，准确率 $P_{precision}$ 和召回率 P_{Recall} 越高越好，但有时候这二者存在矛盾。 F_{β} 综合考虑了准确率和召回率，计算公式为

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2) P_{\text{precision}} \times P_{\text{Recall}}}{\beta^2 P_{\text{precision}} + P_{\text{Recall}}}$$

式中: β^2 通常被设置为 0.3 以平衡 $P_{\text{precision}}$ 和 P_{Recall} , 用于强调精度值 $P_{\text{precision}}$ 而不是召回率值 P_{Recall} 。

$$P_{\text{precision}} = \frac{|P(T) \cap G|}{|P(T)|}$$

$$P_{\text{Recall}} = \frac{|P(T) \cap G|}{|G|}$$

式中: $P(T)$ 是通过使用阈值 $T \in [0, 255]$ 对非二进制预测映射 P 进行阈值化而获得的二进制掩码; 符号 $|\bullet|$ 代表计算掩码的总面积。因此, 可以将非二进制预测掩码转换成阈值范围为 0 到 255 的一系列二进制掩码, 通过在所有阈值上迭代, 获得具有 F 度量的最大值 (F_{β}^{mx})、平均值 (F_{β}^{mn}) 和自适应值 (F_{β}^{ad}) 3 个度量值。

3.2.3 S_{α}

S_{α} 用于评估伪装目标预测图与真值图之间空间结构的相似性。与上述只考虑图像像素间误差的指标不同, 它能够从几何特性、纹理特性等结构性角度衡量 COS 预测图和真值图之间的差距, 该指标数值越大表示预测图质量越高、模型性能越好。其表达式为

$$S_{\alpha} = (1 - \alpha) S_o(P, G) + \alpha S_r(P, G)$$

式中: S_o 表示基于目标的结构性度量; S_r 表示基于区域的结构性度量; $\alpha \in [0, 1]$ 是一个平衡参数,

默认值为 0.5。

3.2.4 E_{ϕ}

E_{ϕ} 是一种新提出的综合指标, 通过利用局部像素值与全局平均值来评估图像和像素之间的相似度, 同时考虑比较图像在全局及局部细节角度与真值图之间的差异来获得最终结果, 数值越大模型的性能越好。其定义为

$$E_{\phi} = \frac{1}{W \times H} \sum_x \sum_y \phi [P(x, y), G(x, y)]$$

式中: ϕ 是增强对齐矩阵。该度量还包括在所有阈值上计算的最大值 (E_{ϕ}^{mx})、平均值 (E_{ϕ}^{mn}) 和自适应值 (E_{ϕ}^{ad})。

4 智能化伪装目标分割方法性能比较

4.1 定量分析

为了量化不同模型的性能, 本文对 16 个具有代表性的智能化 COS 算法在 CAMO、NC4K 和 COD10K 数据集上的结果进行评估分析, 包括多阶段学习的 8 种模型 (SINet、D²CNet、C²FNet、ZoomNet、PFNet、SegMaR、PreyNet、CubeNet)、联合辅助任务的 6 种模型 (TINet、JSCOD、LSR、ERRNet、BGNet、SMGL) 以及引入额外先验信息的 2 种模型 (FDNet 和 DCNet), 如表 3 所示。

表 3 COS 方法定量比较

Tab. 3 Quantitative comparison of COS methods

模型	来源	Backbone	COD10K				NC4K				CAMO			
			$E_{\text{MA}} \downarrow$	$S_{\alpha} \uparrow$	$F_{\beta} \uparrow$	$E_{\psi} \uparrow$	$E_{\text{MA}} \downarrow$	$S_{\alpha} \uparrow$	$F_{\beta} \uparrow$	$E_{\psi} \uparrow$	$E_{\text{MA}} \downarrow$	$S_{\alpha} \uparrow$	$F_{\beta} \uparrow$	$E_{\psi} \uparrow$
SINet☆	CVPR20	ResNet-50	0.043	0.776	0.631	0.864	0.058	0.808	0.723	0.871	0.092	0.745	0.644	0.804
JSCOD□	CVPR20	ResNet-50	0.035	0.809	0.684	0.884	0.047	0.842	0.771	0.898	0.073	0.800	0.728	0.859
D ² CNet☆	TIE21	Res2Net-50	0.037	0.807	0.680	0.876	—	—	—	—	0.087	0.774	0.683	0.818
C ² FNet☆	IJCAI21	Res2Net-50	0.036	0.813	0.686	0.890	0.049	0.838	0.762	0.897	0.080	0.796	0.719	0.854
PFNet☆	CVPR21	ResNet-50	0.040	0.800	0.660	0.877	0.053	0.829	0.745	0.887	0.085	0.782	0.695	0.841
S-MGL☆	CVPR21	ResNet-50	0.037	0.811	0.655	0.851	0.053	0.829	0.731	0.863	0.089	0.772	0.664	0.850
TINet□	AAAI21	ResNet-50	0.042	0.793	0.635	0.861	0.055	0.829	0.734	0.879	0.087	0.781	0.678	0.836
LSR□	CVPR21	ResNet-50	0.037	0.804	0.673	0.880	0.048	0.840	0.766	0.895	0.080	0.787	0.696	0.838
CubeNet☆	PR22	ResNet-50	0.041	0.795	0.643	0.865	—	—	—	—	0.085	0.788	0.682	0.838
PreyNet☆	MM22	ResNet-50	0.034	0.813	0.697	0.881	0.050	0.834	0.763	0.887	0.077	0.790	0.708	0.842
ZoomNet☆	CVPR22	ResNet-50	0.029	0.838	0.729	0.888	0.043	0.853	0.784	0.896	0.066	0.820	0.752	0.877
SegMaR☆	CVPR22	ResNet-50	0.034	0.833	0.724	0.899	0.046	0.841	0.781	0.896	0.071	0.815	0.753	0.874
ERRNet□	PR22	ResNet-50	0.043	0.786	0.630	0.867	0.054	0.827	0.737	0.887	0.085	0.779	0.679	0.842
BGNet□	IJCAI22	Res2Net-50	0.033	0.831	0.722	0.901	0.044	0.851	0.788	0.907	0.073	0.812	0.749	0.870
FDNet★	CVPR22	Res2Net-50	0.030	0.840	0.729	0.919	0.052	0.834	0.750	0.893	0.063	0.841	0.775	0.895
DCNet★	CVPR22	ResNet-50	0.032	0.829	0.751	0.903	0.042	0.855	0.825	0.910	0.069	0.819	0.798	0.881

注: ☆代表多阶段学习; □代表联合辅助任务; ★代表引入额外先验信息; ↓代表数值越小模型性能越好; ↑代表数值越大模型性能越好。

从整体表现来看,FDNet模型在COD10K和CAMO数据集上基本达到最佳性能,DCNet在NC4K数据集上达到最佳性能。FDNet和DCNet分别对图片进行频域信息预处理和深度信息预处理,这2种模型皆使用引入额外先验信息的方法,皆表现出较好的分割性能。

基于多阶段学习的ZoomNet在3个数据集上达到了第2优的性能SegMaR在3个数据集上的性能较为稳定和良好。可见,基于联合辅助任务学习的BGNet表明了联合其他任务对伪装目标分割

任务进行辅助的巨大潜力。

从不同方法的表现来看,表现最好的算法是引入额外先验信息方法的FDNet和DCNet,其次是联合边缘检测任务对COS任务进行辅助的BG-Net和利用多阶段学习设计特征融合方式的ZoomNet,皆具有较高的研究价值,因此,可以采用权衡不同方式的优点对COS模型进行设计。

4.2 定性分析

图6是对可见光条件下智能化COS算法的定性比较。其中,符号☆、□、★的含义同表3。

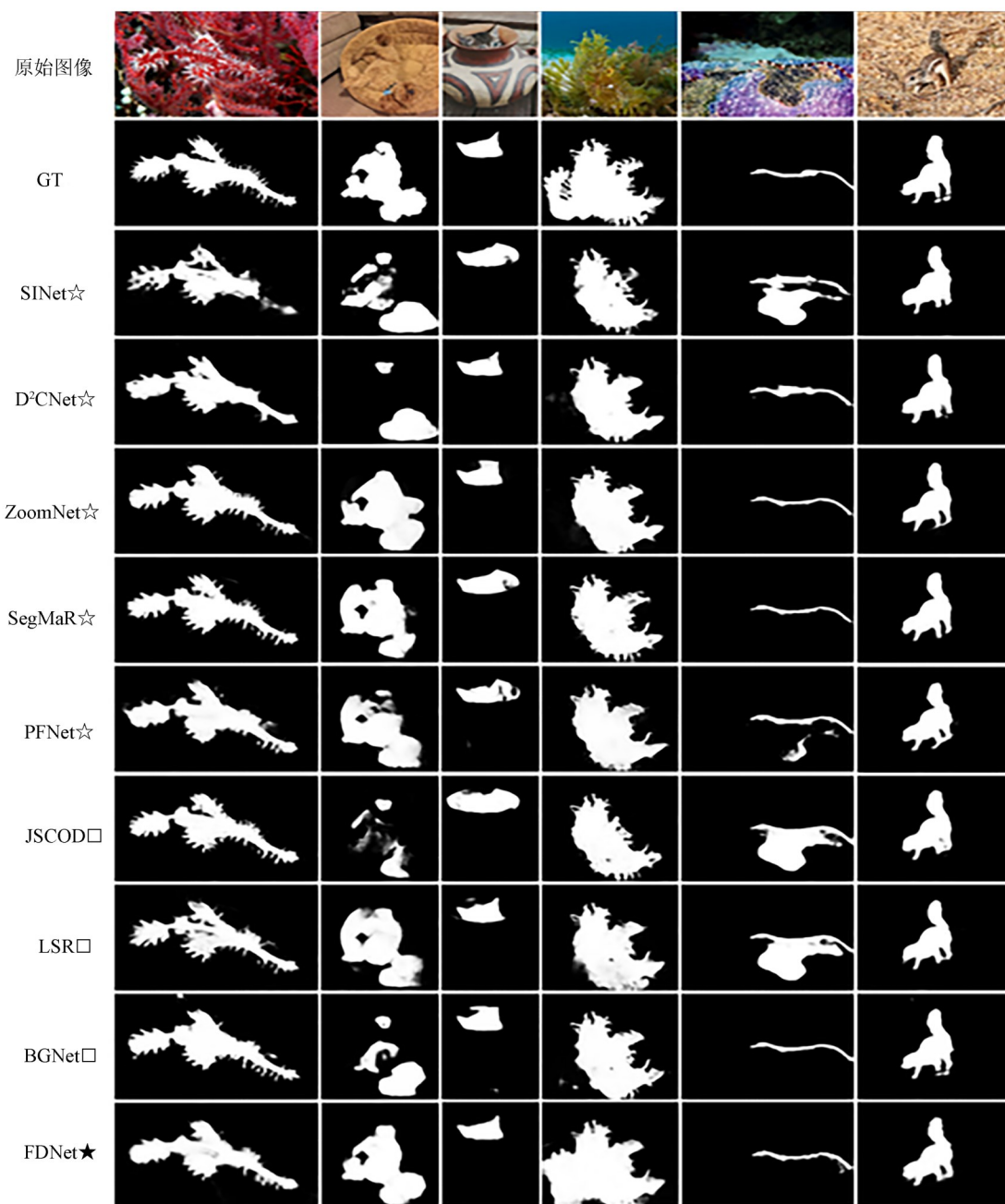


图 6 可见光条件下智能化伪装目标分割算法定性比较

Fig. 6 Qualitative comparison of intelligent camouflage target segmentation algorithms under visible light

图6中包括多阶段学习的5种模型(SINet、D²CNet、ZoomNet、SegMaR、PFNet)、联合辅助任务的3种模型(JSCOD、LSR、BGNet)以及引入额外先验信息的FDNet。

可以看出, 这些COS方法对单一简单场景下的伪装目标具有较好的分割性能, 但在分割较为复杂的场景时, 模型的分割性能较差。例如: 有些方法对遮挡目标、与背景的边界不够清晰的目标分割效果不佳; 较小的目标存在时不能定位其位置导致漏检; 分割具有复杂边界的目标时无法较完整地将其分割出来。

这些算法中使用引入额外先验信息方式的FDNet、基于多阶段学习的SegMaR和ZoomNet, 在多种具有挑战性的场景下表现出较好的分割效果。特别是引入频域先验信息的FDNet对于遮挡目标、与背景区分不明显目标的分割要优于其他算法, 其分割的目标区域更加准确且完整, 分割出来的目标轮廓信息也较为清楚。基于多阶段学习的SegMaR集成分割、放大和迭代3个阶段, 可以帮助模型更好地逐步迭代细化目标特征。使用联合辅助任务的JSCOD和LSR表现较为不佳, 分割的目标准确度较弱。值得注意的是, 联合辅助任务的BGNet分割的目标虽然不够准确, 但是其分割出来的边界轮廓更为精细。因为BGNet通过设计边缘感知模块集成了低层的局部边缘信息和高层的全局位置信息, 则以探索边缘语义下的对象边界的显式边界监督; BGNet引入边缘引导特征模块, 将边缘特征与伪装目标的各层次特征结合, 促进定位到更为准确的边界。

通过定量分析和定性分析可知, 现有的可见光条件下的伪装目标智能化分割算法能够取得良好的分割结果。但是由于伪装目标与背景之间的高度相似性及伪装目标自身的复杂度, 导致现有算法的分割结果仍然存在分割目标边界不完整、目标与背景相互混淆, 导致分割结果不准确、小目标定位效果差等不足。

5 讨论与展望

5.1 智能化伪装目标分割的应用领域

智能化COS作为计算机视觉领域的一项通用技术, 已经广泛应用于不同的下游任务中。

5.1.1 军事领域

军事中的迷彩伪装是人工伪装的主要组成部

分^[56], 可以在作战环境中完美嵌入周围环境中的人员、武器、装备等。在作战环境中, 需要识别出隐藏的士兵和军事设备, 在确保他们安全的同时, 提升我方军队的作战能力。因此, COS在军事领域有着很大的应用潜力, 可以提高作战的情报、监视和侦察能力, 实现目标探测和识别的自动化, 提升无人系统和自动化装置的性能, 以及增强网络安全和防御能力。

5.1.2 医学领域

COS在医学领域有许多应用^[2-3], 为疾病的治疗和研究提供了重要支持。如: 皮肤疾病诊断, 通过比较异常区域与正常区域的差异准确地识别和分割皮肤疾病; 肺部结节检测, COS可以在医学影像中自动分割出肺部结节, 从而提供可疑肿块的准确位置和大小。

5.1.3 工业领域

工业生产过程中需对质量低劣的产品进行筛选。这些零件的缺陷通常在纹理等方面对比度很低且边界模糊, 这种情况可以看作是一种伪装。通过分割出目标物体, 系统可以精确地检测和识别产品的表面瑕疵、缺陷和异物等, 并及时采取措施来提高产品质量和生产效率^[6]。

5.1.4 农业领域

COS可以对病虫害进行检测^[7], 能够帮助农业系统准确地分割出受害植株, 及时发现病虫害的存在, 以便采取相应措施进行防治; 可以对果实成熟度进行检测^[8]; 能够通过分割出目标物体实现自动化农业机械的精确操作, 提高农场作业的效率 and 准确性。

5.2 智能化伪装目标分割存在的问题

可见光条件下的智能化COS任务得到了越来越多的关注, 其性能不断提升。但由于伪装目标与背景的高度相似性等原因, 现有智能化COS算法仍然存在很多不足和挑战。

(1) 基于特定条件下COS研究较少。由于伪装目标的复杂性、边界辨识度低及其与背景的高度相似性, 使得COS任务具有比其他分割任务更大的难度。现有的大部分COS算法高度依赖具有全监督像素标注的图片, 但是像素标注耗时耗力, 并且目前基于半监督、弱监督及无监督学习等的COS算法较少且分割性能较为有限。

(2) 缺少对模型的轻量化设计。目前的COS方法没有重点针对模型进行轻量化设计。这些算法往往包含大量数据, 会导致模型的处理时间和

计算负荷增加,从而降低计算效率。通过轻量化,可以减少数据量,提高计算效率,减少存储空间,从而节省存储成本和提高系统性能。让模型更好地适应不同需求。同时,轻量化设计可降低模型的复杂度和大小,提高分割速度。

(3) 模型分割准确度不佳。尽管现有的部分 COS 模型使用多尺度信息融合的方式解决多尺度目标分割精度不佳的问题,但无法准确定位部分较小的目标,从而导致模型的漏检。本文通过视图的定性比较,观察分析得到部分模型无法将一些与背景相似度高的大目标完整分割出来。并且目前大部分 COS 算法分割得到的预测图对于伪装目标的边界细节表达不够清晰。

5.3 伪装目标分割未来的研究方向

针对上述 COS 任务的不足,分析可见光条件下智能化 COS 任务的未来研究方向如下。

(1) 基于特定条件下 COS 方法研究。将弱监督学习、半监督学习、无监督学习、自监督学习、小样本学习等方式与 COS 任务相结合。例如,使用自编码器等方式对伪装目标数据进行无监督学习、利用少量注释数据进行弱监督学习可以避免高成本的注释,对每张图像进行涂鸦注释平均仅需 10 s,相较像素级标注快了 360 倍。可以根据不同的场景应用需求引入这些学习方式。

(2) 轻量化 COS 算法研究。轻量化的目的是解决存储空间和能耗对于网络模型的限制,通过剪枝、量化、知识蒸馏等方法对网络进行轻量化设计,在保证网络分割精度的基础上降低网络对存储空间的要求,提高 COS 网络的运行速度。

(3) 提高 COS 算法的准确度。学习如何更好地结合像素级多尺度特征,设计能够充分获取伪装目标的全局信息和局部信息;利用分块分割对目标的细微特征进行学习,并且考虑如何平衡伪装目标的高分辨率特征图和低分辨率特征图,改善提升 COS 分割的准确度。

参考文献:

- [1] FAN D P, JI G P, SUN G L, et al. Camouflaged object detection[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 2774-2784.
- [2] FAN D P, JI G P, ZHOU T, et al. PraNet: Parallel reverse attention network for polyp segmentation[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention. Cham: Springer, 2020: 263-273.
- [3] FAN D P, ZHOU T, JI G P, et al. Inf-Net: Automatic Covid-19 lung infection segmentation from CT images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2020, 39(8): 2626-2637.
- [4] CHU H K, HSU W H, MITRA N J, et al. Camouflage images[J]. ACM Transaction on Graphics, 2010, 29(4): 1-8.
- [5] PÉREZDE 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 of the United States of America, 2012, 109(52): 21414-21419.
- [6] FANG F, LI L, GU Y, et al. A novel hybrid approach for crack detection[J]. Pattern Recognition, 2020, 107: 107474.
- [7] 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.
- [8] RIZZO M, MARCUZZO M, ZANGARI A, et al. Fruit ripeness classification: A survey[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2023: 44-57.
- [9] LE T N, NGUYEN T V, NIE Z L, et al. Anabran network for camouflaged object segmentation[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2019, 184: 45-56.
- [10] LV Y Q, ZHANG J, DAI Y C, et al. Simultaneously localize, segment and rank the camouflaged objects[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 11586-11596.
- [11] LE T N, CAO Y B, NGUYEN T C, et al. Camouflaged instance segmentation in-the-wild: Dataset, method, and benchmark suite[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 287-300.
- [12] ZHANG J, LV Y, XIANG M, et al. Depth confidence-aware camouflaged object detection[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 11641-11653.
- [13] HE R Z, DONG Q H, LIN J Y, et al. Weakly-supervised camouflaged object detection with scribble annotations[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2023, 37(1): 781-789.

- [14] 刘晓, 王峰, 薛模根. 基于偏振特性的伪装目标检测方法研究[J]. 光学技术, 2008, 34(5): 787-790.
- LIU X, WANG F, XUE M G. Research on camouflage target detection method based on polarization characteristics[J]. Optical Technique, 2008, 34(5): 787-790.
- [15] 王小龙, 王峰, 刘晓, 等. 荒漠背景下典型伪装目标的高光谱偏振特性[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(05): 198-207.
- WANG X L, WANG F, LIU X, et al. Hyper-spectral polarization characteristics of a typical camouflaged target in a desert background[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 198-207.
- [16] 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. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007: 475-482.
- [17] PAN Y 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): 152-157.
- [18] YIN J Q, HAN Y B, HOU W D, et al. Detection of the mobile object with camouflage color under dynamic background based on optical flow[J]. Procedia Engineering, 2011, 15: 2201-2205.
- [19] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [20] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [21] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//Computer Vision ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [22] HARIHARAN B, ARBELÁEZ P, GIRSHICK R, et al. Simultaneous detection and segmentation[C]//13th European Conference on Computer Vision. Cham: Springer International Publishing, 2014: 297-312.
- [23] TANKUS A, YESHURUN Y. Detection of regions of interest and camouflage breaking by direct convexity estimation[C]//Proceedings 1998 IEEE Workshop on Visual Surveillance. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1998: 42-48.
- [24] ZHANG M, XU S, PIAO Y R, et al. PreyNet: Preying on camouflaged objects[C]//Proceedings of the 30th ACM International Conference on Multimedia. New York, ACM, 2022: 5323-5332.
- [25] 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, NJ, USA: IEEE, 2021: 8768-8777.
- [26] SUN Y J, CHEN G, LIU S J, et al. Camouflaged object detection via context-aware cross-level fusion[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 32(10): 6981-6993.
- [27] ZHUGE M C, LU X K, GUO Y Y, et al. CubeNet: X-shape connection for camouflaged object detection[J]. Pattern Recognition, 2022, 127: 108644.
- [28] 付炳阳, 曹铁勇, 郑云飞, 等. 基于多级特征融合的伪装目标分割[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(18): 68-276.
- FU B Y, CAO T Y, ZHENG Y F, et al. Camouflaged object segmentation based on multi-level feature fusion[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(18): 268-276.
- [29] HOU Q, CHENG M M, HU X, et al. Deeply supervised salient object detection with short connections[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2019, 41(4): 815-828.
- [30] LIU J J, HOU Q, CHENG M M, et al. A simple pooling-based design for real-time salient object detection [C]//Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 3912-3921.
- [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] 谭湘粤, 胡晓, 杨佳信, 等. 基于递进式特征增强聚合的伪装目标检测[J]. 计算机应用, 2022, 42(7): 2192-2200.
- TAN X Y, HU X, YANG J X, et al. Camouflaged object detection based on progressive feature enhancement aggregation[J]. Computer Application,

- 2022, 42(7): 2192-2200.
- [33] DONG B, ZHUGE M C, WANG Y X, et al. Accurate camouflaged object detection via mixture convolution and interactive fusion[J/OL]. [2023-11-17]. <http://arxiv.org/abs/2101.05687>.
- [34] PANG Y W, ZHAO X Q, 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, NJ, USA: IEEE, 2022: 2150-2160.
- [35] 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, NJ, USA: IEEE, 2022: 4703-4712.
- [36] WANG K, BI H B, ZHANG Y, et al. D²CNet: A dual-branch, dual-guidance and cross-refine network for camouflaged object detection[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(5): 5364-5374.
- [37] ZHANG C W, LI X D, LI X D. Decode after filtering: A network for camouflage object segmentation[J]. Soft Computing, 2022, 6(4): 2033-2043.
- [38] LIN J Y, TAN X, XU K, et al. Frequency-aware camouflaged object detection[J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications, 2023, 19(2): 1-16.
- [39] CONG R M, SUN M Y, ZHANG S Y, et al. Frequency perception network for camouflaged object detection[C]//Proceedings of the 31st ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2023: 1179-1189.
- [40] ZHAI W, CAO Y, XIE H Y, et al. Deep texture-coherence network for camouflaged object detection[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2022, 25: 5155-5156.
- [41] REN J J, HU X W, ZHU L, et al. Deep texture-aware features for camouflaged object detection[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(3): 1157-1167.
- [42] 詹春兰, 王安志, 王明辉. 基于通道注意力和边缘融合的伪装目标分割方法[J]. 计算机应用, 2023, 43(7): 2166-2172.
- ZHAN C L, WANG A Z, WANG M H. Camouflage object segmentation method based on channel attention and edge fusion[J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(7): 2166-2172.
- [43] SUN Y L, WANG S, Chen C, et al. Boundary-guided camouflaged object detection[J/OL]. Computer Science Engineering, 2022: 1335-1341. [2023-12-05]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.00794>.
- [44] LIU Z Y, ZHANG Z L, TAN Y C, et al. Boosting camouflaged object detection with dual-task interactive transformer[C]//2022 26th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 140-146.
- [45] PEI J L, CHENG T Y, FAN D P, et al. OSFormer: One-stage camouflaged instance segmentation with transformers[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2022: 19-37.
- [46] ZHU J C, ZHANG X Y, ZHANG S, et al. Inferring camouflaged objects by texture-aware interactive guidance network[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. New York: AAAI, 2021, 35(4): 3599-3607.
- [47] ZHAI Q, LI X, YANG F, et al. Mutual graph learning for camouflaged object detection[C]// 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 12992-13002.
- [48] JI G P, ZHU L, ZHUGE M C, et al. Fast camouflaged object detection via edge-based reversible recalibration network[J]. Pattern Recognition, 2022, 123: 10841-10876.
- [49] LI A X, ZHANG J, LV Y Q, et al. Uncertainty-aware joint salient object and camouflaged object detection[C]// 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 10066-10076.
- [50] ZHANG X Y, YIN B W, LIN Z, et al. Referring camouflaged object detection[C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 2301-2313.
- [51] YAN J N, LE T N, NGUYEN K D, et al. MirrorNet: Bio-inspired camouflaged object segmentation[J]. IEEE Access, 2021(9): 43290-43300.
- [52] ZHONG Y J, LI B, TANG L, et al. Detecting camouflaged object in frequency domain[C]// 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 4494-4503.

[53] ZHENG D H, ZHENG X C, YANG L T, et al. MFFN: Multi-view feature fusion network for camouflaged object detection[C]// 2023 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 6221-6231.

[54] SKUROWSKI P, ABDULAMEER H, BLASZCZYK J, et al. Animal camouflage analysis: Chameleon database[J/OL]. Unpublished Manuscript, 2017. [2023-12-05]. <https://www.polsl.pl/rau6/chameleon-database-animal-camouflage-analysis>.

[55] LV Y Q, ZHANG J, DAI Y C, et al. Towards deeper understanding of camouflaged object detection [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(7): 3462-3476.

[56] 梁新宇, 权冀川, 杨辉, 等. 多尺度特征提取和多层次注意力机制的迷彩伪装目标分割算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报. 2022, 34(5): 683-692.

LIANG X Y, QUAN J C, YANG H, et al. Camouflaged target segmentation algorithm using multi-scale feature extraction and multi-level attention mechanism[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2022, 34(5): 683-692.

通信作者及其研究团队介绍

蔡伟，男，1974年3月出生，教授，博士生导师，军队高层次创新人才工程学科拔尖人才，陕西省高校教指委委员，火箭军首批科技创新团队光电防护方向负责人，担任《应用光学》期刊编委。

主要研究方向为定向瞄准与光电防护，开发制备了全球首个可调双折射的深紫外光学器件并发表于*Advanced Materials*（影响因子29.4）、*Light: Science & Applications*（影响因子20.3）为智能隐身提供了重要支撑，发表学术论文100多篇，其中SCI收录40余篇，Top期刊9篇，ESI热点2篇，高被引5篇。出版专著、译著3部，教材20余部，授权国家发明专利17项，其中11项排名第一。

主持完成航空基金等课题30余项，获军队科技进步一等奖1项、二等奖4项、三等奖3项，全国仿真创新应用大赛一等奖1项，陕西省科技进步二等奖1项。获批国家一流优质课程1门，军队级优质课程2门。指导培养博士后、博士、硕士30余名，本人获得陕西省优秀博士学位论文，获批大学首项中国博士后科学基金，指导的学生获得中国兵工学会全国优秀硕士学位论文。