

# 复杂场景下目标检测与识别方法

张海庆

杨凌职业技术学院, 陕西 杨凌 712100

**摘要:** 复杂场景作为制约计算机视觉性能的关键因素, 需要深化目标检测的识别方法理论创新。然而, 现有识别方法在面对光照变化、遮挡干扰及多目标共现等复杂环境时, 导致特征表达缺失、神经网络训练不稳定及尺度自适应能力受限等系统性困境。为解决这些技术难点, 应建立基于特征重构、网络解耦及模态协同的系统化识别方法框架, 着力提升目标检测算法在复杂环境下的运行稳定性, 同时推进复杂场景下目标检测的理论体系完善与算法性能优化。

**关键词:** 复杂场景; 目标检测; 识别方法; 特征重构; 模态融合

## Methods of Target Detection and Recognition in Complex Scenarios

Zhang,Haiqing

Yangling Vocational&Technical College, Yangling, Shaanxi, 712100, China

**Abstract:** Complex scenarios are a key factor restricting the performance of computer vision, and there is a need to deepen the theoretical innovation of target detection and recognition methods. However, when the existing recognition methods face complex environments such as illumination changes, occlusion interference, and the co-occurrence of multiple targets, they lead to systematic dilemmas such as the lack of feature expression, unstable neural network training, and limited scale adaptation ability. To solve these technical difficulties, a systematic recognition method framework based on feature reconstruction, network decoupling, and modality collaboration should be established, focusing on improving the operational stability of target detection algorithms in complex environments, and at the same time promoting the improvement of the theoretical system and the optimization of algorithm performance for target detection in complex scenarios.

**Keywords:** Complex scenario; Target detection; Recognition method; Feature reconstruction; Modality fusion

DOI: 10.62639/ssps33.20250204

计算机视觉领域的快速发展推动着目标检测技术不断革新, 其中复杂场景下的目标检测与识别方法成为研究重点。复杂场景是指在实际应用环境中存在的非理想成像条件、多样化背景干扰及动态变化特征等环境约束。而识别方法则是针对这些复杂场景特征, 构建从目标特征提取到最终检测结果输出的系统化技术路径。在复杂场景下, 识别方法需要解决场景约束对目标检测带来的技术挑战, 两者形成严格的条件与对策关系。目标检测与识别方法作为解决上述问题的技术路径, 需要在特征提取、神经网络训练及多尺度目标表征等方面实现理论突破。随着智能系统在各领域的深度应用, 目标检测在复杂环境下的部署效能日益凸显其重要性, 提升现有识别算法在真实场景中的适应能力已成为计算机视觉领域的核心课题。基于此, 构建面向复杂场景的目标检测识别方法理论体系, 深化特征表达、网络结构及模态协同等维度的方法创新, 将为计算机视觉技术的实际应用开辟新的发展空间。

## 一、复杂场景下目标检测的识别方法理论体系

### (一) 目标检测识别的基础理论体系

目标检测识别技术以计算机视觉和模式识别理论为基础, 其核心理论体系包含图像表征、特征描述、目标定位及分类判别四大基础模块。传统目标检测的识别方法主要通过手工设计特征提取器完成目标表征, 采用滑动窗口策略生成候选区域, 结合分类器实现目标定位与类别判定<sup>[1]</sup>。深度学习理论的引入使检测识别方法形成了基于神经网络的系统框架, 构建了包含卷积运算、非线性映射、池化操作及全连接变换在内的分层结构。这一理论框架通过端到端的训练方式, 实现了从输入图像到检测结果的映射关系, 形成了特征金字塔网络、区域候选网络、多尺度特征融合网络等基础模型结构。在复杂场景下, 检测识别理论体系需要考虑图像获取过程中的成像质量、环境干扰及目标特征变化等客观因素, 这就使得基础理论框架必须包含输入图像的鲁棒性分析、多层次特征表达及分类决策等理论要素。

### (二) 复杂场景的特性及其理论描述

复杂场景包含多重环境约束条件, 主要体

(稿件编号: IS-25-4-17004)

**作者简介:** 张海庆 (1983-), 女, 汉族, 新疆乌鲁木齐人, 杨凌职业技术学院, 讲师, 博士研究生, 光学工程。

现在光学成像过程、目标特征表现及场景构成要素三个维度。光学成像过程中存在光照强度变化、阴影干扰、气象影响等物理特性, 这些因素直接影响图像的质量与信息完整性。目标特征表现涉及尺度多样性、形态可变性及运动模糊性等属性特征, 使得目标在图像中呈现出不同程度的形变与畸变。场景构成要素则包含背景复杂度、遮挡程度及目标密度等场景特性, 导致目标与背景之间的区分度降低。复杂场景的理论描述建立在光照传播定律、几何变换理论及场景结构分析基础上, 构建了光照数学模型、目标形变数学模型及场景结构数学模型。光照数学模型包含光强分布函数、阴影生成函数及成像质量函数, 目标形变数学模型涵盖仿射变换矩阵、透视投影矩阵及运动模糊卷积核, 场景结构数学模型则融合背景熵值函数、遮挡概率分布及目标密度分布函数。

### (三) 复杂场景下识别方法的评估体系

复杂场景下识别方法的评估体系建立在统计学习理论与深度表征学习基础上, 形成了包含数据表征、特征学习、目标定位及类别判定四个关联环节的系统评估框架。数据表征环节基于数理统计与信息度量理论, 构建了信息熵、互信息及信噪比等量化指标, 用于衡量复杂场景下图像数据的信息完整性。特征学习环节采用深度神经网络理论, 建立了参数敏感度、梯度消失率及激活稳定性等评价准则, 验证网络结构在复杂环境中对目标特征的表达能力。目标定位环节结合几何推理与概率统计方法, 设计了空间一致性、定位精度及边界完整度等评估标准, 量化复杂背景下检测结果的几何准确性。类别判定环节融合决策理论与信息融合方法, 制定了分类置信度、类间可分性及判别鲁棒性等评价体系, 评估模型对复杂场景目标类别的识别能力。数据表征向特征学习环节传递图像质量评估结果, 特征学习对目标定位提供特征显著性信息, 目标定位为类别判定输出候选区域定位参数, 类别判定反馈特征区分性指标至特征学习模块。

## 二、复杂场景下目标检测识别方法的技术困境

### (一) 低信噪比条件下特征提取失真

随着计算机视觉技术的快速发展, 目标检测算法在图像感知领域展现出精确性、实时性及鲁棒性等优势。然而, 现实环境中的图像获取过程面临严重的信噪比退化问题, 导致目标检测系统的特征提取性能显著下降。光照不均匀、天气变化及环境扰动等外部因素引入大量随机噪声, 降低了图像数据的信息熵值, 使得信息度量指标无法准确反映目标特征。成像系统的量化误差、传感器噪声及压缩损失等内部因素进一步降低了图像的信号质量, 导致信息量和互信息指标失准。低信噪比环境下, 传统特征提取算法无法有效识别目标的纹理结构、

边缘轮廓及局部特征, 特征描述子的判别性能呈现非线性衰减。深度学习网络的特征提取层面临激活响应衰减, 卷积核参数对噪声表现出高度敏感性, 特征图的空间一致性遭到破坏。图像数据的质量劣化通过网络传递机制影响特征表达过程, 噪声干扰在多层特征提取环节中不断累积, 低层特征的失真导致高层语义特征的降质, 感受野范围内的特征响应呈现不规则波动。基于统计学习理论的特征表达模型在低信噪比条件下表现出特征空间扭曲, 降低了特征向量的区分能力, 破坏了特征分布的统计特性。

### (二) 深度网络过拟合的表征偏差

深度神经网络作为目标检测领域的核心技术基础, 其表征能力决定着模型性能的上限。深度学习网络在复杂场景训练中普遍存在参数过拟合现象, 造成模型表征能力出现系统性偏差。网络结构在应对多样化场景时表现出参数冗余与数据依赖特征, 训练样本中的场景分布不均衡导致模型产生局部过学习倾向。神经网络各层级特征提取过程呈现梯度分布异常, 浅层网络参数陷入局部优化, 深层网络出现特征坍塌。模型在训练阶段过度拟合简单场景特征, 习得的特征表达模式难以泛化至复杂环境, 网络输出对输入数据表现出高度敏感性。参数空间中的冗余连接降低了特征提取的判别性能, 模型在处理遮挡、形变等复杂场景时产生特征表达偏移。深度网络的非线性映射机制在复杂背景干扰下表现出不稳定性, 造成特征向量在高维空间的分布结构发生畸变, 模型对目标特征的表征能力持续下降。网络各层的特征映射在训练过程中逐步偏离最优表达方向, 激活函数的响应模式呈现不规则波动, 特征金字塔结构中的语义信息传递效率降低, 复杂场景下的目标表征出现系统性退化。

### (三) 多尺度目标识别精度受限

目标检测系统在复杂场景应用中的核心挑战在于多尺度目标的精确识别, 现有特征金字塔结构无法准确捕获不同尺度目标的关键特征<sup>[2]</sup>。多尺度目标在图像空间中呈现出显著的尺度差异性, 大尺度目标占据较大感受野范围, 小尺度目标仅包含局部特征信息。特征提取网络在处理不同尺度目标时产生特征表达不均衡现象, 大目标容易出现特征碎片化, 小目标则面临特征缺失。多层级特征融合过程中, 不同尺度的特征图谱存在语义鸿沟, 上采样与下采样操作引入特征损失。目标检测模型对远近目标的识别能力存在明显差异, 远处小目标的特征响应微弱, 近处大目标的边界定位模糊。现有的多尺度特征融合方法虽然采用特征金字塔结构进行特征增强, 但在处理不同尺度目标时仍存在特征表达能力不足的问题。复杂背景干扰导致多尺度特征图的空间一致性受损, 不同尺度层级间的特征传递出现信息丢失, 影响特征金字塔的表达性能。目标密集分布场景下,



多尺度检测模块难以准确区分相邻目标的边界信息。多尺度特征学习过程中, 深层网络的感受野机制无法自适应调整, 特征提取层对尺度变化的响应灵敏度不足, 造成特征表达的尺度不变性降低。检测模型在处理跨尺度目标时, 特征金字塔各层级间的信息流动受阻, 语义特征的传递效率下降。目前的特征融合策略主要依赖简单的上采样和下采样操作, 难以有效处理不同尺度层级间的语义差异, 导致特征传递过程中信息损失严重。

### 三、复杂场景下目标检测识别方法的优化路径

#### (一) 自适应特征增强与重构

特征质量作为决定目标检测系统性能的关键因素, 其增强与重构机制直接影响复杂场景下的检测效果<sup>[3]</sup>。通过引入非线性自适应增益模块, 实现对不同强度噪声干扰的动态抑制, 提升图像信息的信噪比水平。结合多尺度滤波器组, 构建特征重构网络, 针对不同目标尺度设计专用特征提取单元, 增强特征表达的区分能力。设计自适应权重分配策略, 对特征图的关键区域实施重点增强, 同时保持背景区域的特征完整性。采用残差学习结构完成特征重构, 利用短路连接保留原始特征信息, 降低信息传递过程中的损失。引入空间和通道双重注意力机制指导特征增强过程, 通过计算特征图的空间权重矩阵和通道相关性矩阵, 根据目标区域的显著性响应值自适应调节增强系数, 实现特征质量的精确控制。设计多级特征融合模块, 采用自适应特征选择策略, 优化不同层级特征的组合方式, 提升特征表达的判别能力。在光照变化场景中, 采用自适应直方图均衡技术增强图像对比度, 结合局部特征增强算子提升目标区域细节。针对遮挡情况, 设计基于区域生成对抗网络的部分特征重构补全机制, 利用编码器—解码器结构提取上下文特征, 通过对抗学习方式训练特征生成器, 实现被遮挡区域的特征表达恢复。在目标密集分布场景下, 引入空间注意力引导的特征分离模块, 降低目标间的特征干扰。构建动态特征增强网络, 根据场景复杂度自适应调整增强策略, 实现特征质量的场景自适应优化。

#### (二) 网络架构的智能解耦

网络架构智能解耦作为提升目标检测系统性能的核心技术路径, 需要从结构优化、功能分离及动态调控三个维度展开创新设计。采用模块化设计思想, 将网络结构划分为特征提取模块、尺度变换模块及决策输出模块, 实现功能单元的独立优化。设计双路并行结构, 构建主干特征网络与辅助分支网络, 主干网络专注目标主体特征提取, 分支网络负责场景上下文建模。引入动态权重分配机制, 根据场景复杂度调节各功能模块的贡献度, 降低模型对单一模块的依赖性。构建多分支特征提取器, 针对

不同类型目标设计专用特征通道, 实现目标特征的分层表达。设计跨层特征解耦单元, 分离目标特征与背景干扰, 提升特征表达的纯度。建立可分离卷积结构, 将空间特征与通道特征的学习过程解耦, 降低参数冗余。设计轻量化注意力模块, 实现特征通道间的动态选择, 提升网络对关键特征的响应能力。在高光强场景中, 解耦模块通过自适应阈值分离光照与目标特征, 构建鲁棒的特征提取路径。针对复杂背景区域, 设计局部—全局特征分离单元, 实现目标与背景特征的精确解耦。在多目标重叠场景下, 采用层次化特征分离策略, 逐级提取各目标的独立特征表达。设计自适应特征选择门控, 根据场景条件动态调节解耦模块的工作状态, 优化特征提取效率。

#### (三) 跨模态协同识别机制

跨模态协同识别机制以视觉特征为主导, 结合红外热成像、深度图像及毫米波雷达等多源传感信息, 构建互补增强的特征表达体系, 提升复杂场景下的目标检测性能<sup>[4]</sup>。设计基于自注意力的跨模态特征对齐模块, 通过计算不同传感数据的时空相关性矩阵, 结合双向特征变换网络建立映射关系, 保证特征融合的一致性。构建模态自适应融合网络, 根据场景条件动态调节各模态特征的权重分配, 优化特征组合策略。针对光照不足场景, 整合红外热成像数据提供目标温度轮廓, 结合视觉特征完善目标表达。在遮挡环境下, 引入深度图像信息重建目标三维结构, 辅助视觉特征恢复被遮挡区域。面向复杂天气条件, 融合毫米波雷达数据提供目标距离与速度信息, 增强检测系统的环境适应性。设计跨模态特征校准单元, 通过多模态特征同步采集系统消除不同传感器的系统误差和时序偏差, 保证特征融合的精度和时效性。设计跨模态特征一致性评估模块, 监测各模态信息的可靠度, 建立特征质量评价机制。针对不同模态数据的分辨率差异, 设计特征尺度自适应变换单元, 实现多源数据的空间对齐。建立模态间特征互补增强机制, 在单一模态特征退化时, 通过其他模态数据进行特征补偿。

#### 参考文献:

- [1] 刘浩鸣. 复杂光照条件下目标增强—检测方法研究[D]. 吉林大学, 2023. DOI:10.27162/d.cnki.gjlin.2023.001887.
- [2] 庄巧惠. 基于深度学习的复杂场景多尺度目标检测与识别方法研究[J]. 信息记录材料, 2025, 26(02):208-211. DOI:10.16009/j.cnki.cn13-1295/tq.2025.02.059.
- [3] 任清论, 朱方文, 袁政鹏. 在复杂场景中多目标物的检测识别方法[J]. 微计算机信息, 2004, (06):58-60.
- [4] 杜兰, 王兆成, 王燕, 等. 复杂场景下单通道 SAR 目标检测及鉴别研究进展综述[J]. 雷达学报, 2020, 9(01):34-54.