

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.02.015

强化特征表达的水电工程施工安全隐患自动辨识模型

田 丹¹, 许仁乐^{2,3}, 邵 波^{2,3}, 王秋实², 钟馨凝^{2,3}

(1. 中国长江三峡集团有限公司; 2. 三峡大学水利与环境学院; 3. 三峡大学水电工程施工与管理湖北省重点实验室)

摘要:为实时精准识别复杂水电工程施工场景中的安全隐患,提出了一种强化特征表达的水电工程施工安全隐患自动辨识模型。该模型通过构建特征提取网络,嵌入压缩与激励模块,自适应地强化特征表达,增强对隐患图像的识别效果并减少背景噪声的影响;构建特征强化网络,引入分组可分离卷积模块和视觉导向的幽灵空间跨阶段部分卷积模块,缓解低层细节信息丢失,强化特征融合能力,提高对多尺度隐患的识别精度。工程实例试验结果表明,该模型通过强化特征表达能够很好地克服复杂现场的干扰,施工安全隐患识别均值平均精度达到 86.8%,优于已有水电工程施工安全隐患识别模型,可为水电工程施工安全隐患智能化、精细化管理提供技术支撑。

关键词:水电工程;施工安全隐患;自动辨识;特征强化

Automatic identification model of hydropower engineering construction safety hazards based on enhanced feature representation

Tian Dan¹, Xu Renle^{2,3}, Shao Bo^{2,3}, Wang Qiushi², Zhong Xinning^{2,3}

(1. China Three Gorges Corporation;

2. College of Hydraulic & Environmental Engineering, China Three Gorges University;

3. Hubei Key Laboratory of Construction and Management in Hydropower Engineering, China Three Gorges University)

Abstract: To accurately identify the safety hazards in complex hydropower engineering construction scenes in real time, an automatic identification method of safety hazards in hydropower engineering construction based on enhanced feature representation was proposed. The feature extraction network was constructed, and the squeeze and excitation module was embedded to adaptively enhance the feature expression, enhance the identification effect of the image features of the safety hazards, and reduce the influence of background noise. The feature enhancement network was constructed, and the group-wise separable convolution module and the vision-oriented ghost spatial cross-stage partial convolution module were introduced to alleviate the loss of low-level detail information, enhance the feature fusion ability, and improve the identification accuracy of multi-scale safety hazards. The results of the engineering case verification show that the model can overcome the interference of complex scenes by strengthening the feature expression, and the average accuracy of construction safety hazard identification is up to 86.8%, which is better than the existing hydropower engineering construction safety hazard identification model and provides technical support for the intelligent and refined management of hydropower engineering construction safety hazards.

Key words: hydropower engineering; construction safety hazard; automatic identification; feature enhancement

水电工程施工环境复杂多变,受自然条件影响大,在建设过程中安全隐患众多,事故多发且危害大^[1-3]。水电工程施工现场有大量的人员、材料和机械设备,作业环境错综复杂、动态交互不断,使得隐患排查难度加大^[4]。传统隐患排查方法主要依赖人工巡检,巡检过程耗时费力,难以保障隐患排查的时效性,且人工经验丰富程度决定隐患排查效果,极大影响了隐患排查的准确性^[5-6]。因此,针对水电工程施工场景复杂、隐患众多的特点,研究并提出一种水电工程施工安全隐患自动辨识方法,实时精准识别水电工程施工安全隐患,是当前亟待解决的问题。

目前,基于图像识别的自动辨识方法被广泛应用于施工安全领域^[7-9]。在建筑施工领域,主要集中在人员身份识别与管理^[10]、人员安全行为检测^[11-12]、人员健康状况检测^[13]、施工机械故障预测^[14-15]、施工机械危险区域监测^[16]、施工机械远程监控与风险预警^[17-18]、材料质量检测^[19]、材料老化腐蚀检测^[20-21]、材料识别与管理^[22]等任务,如 Yang 等^[23]为解决安全头盔和反光背心在建筑工地检出率低的问题,通过改进检测算法、

基金项目: 国家自然科学基金项目(72204141);水利部长江中下游河湖治理与防洪重点实验室开放基金项目(CKWV20241173/KY)

作者简介: 田丹(2002—),男,工程师,博士,主要从事水利水电工程施工管理研究。E-mail:tian_dan3@ctg.com.cn

通信作者: 邵波(1990—),男,副教授,博士,主要从事水工程安全管理与机器视觉研究。E-mail:shaobo@ctgu.edu.cn

减少模型参数来提高检测精度,实现了对安全头盔和反光背心是否正确佩戴的自动辨识;吴晗等^[24]为解决因工人和施工机械侵入施工危险区域造成的工程安全事故问题,提出了一种基于深度学习的施工机械危险区域侵入事件自动辨识与预警方法,实现了对施工机械危险区域侵入事件的智能动态预警;Hao 等^[25]针对施工现场遮挡干扰影响对施工人员、材料和机械识别的问题,提出了一种基于深度学习的轻量级多目标检测模型,实现了施工人员、材料和机械的多目标检测。在隧道施工领域,荣明等^[26]为判断隧道人员安全状态,提出了一种基于单分类支持向量机的人员安全状态检测及预警模型,能够准确预警隧道人员安全状态。在水利工程施工领域,张杜荣等^[27]提出了一种基于 YOLOv5 的改进方法来识别施工人员的不安全行为。

上述研究表明,基于图像识别的自动辨识方法能够实时精准地追踪施工现场的安全隐患,有效提升施工现场的安全管理水平,但对体量庞大、环境复杂的水电工程施工场景的研究略显不足,缺乏对水电施工环境的考虑:①水电工程施工现场环境复杂,在水平面和垂直面进行交叉作业,导致采集的图像数据包含与安全隐患无关的背景噪声,干扰模型识别效果;②水电工程施工现场存在大量遮挡和重叠现象,会破坏安全隐患的图像特征,影响模型识别精度;③水电工程施工场景的安全隐患还具有较大的尺度差异,不仅不同类型的安全隐患在尺度上存在显著差异,而且相同类型的安全隐患因拍摄角度、光照条件、距离等条件的不同表现出不同的尺度特征,会降低模型识别性能。本文针对水电工程施工安全隐患图像的环境背景噪声复杂、遮挡重叠严重和尺度差异大等特点,建立特征提取网络和特征强化网络,提出了一种基于特征强化的水电工程施工安全隐患自动辨识模型,并结合实际工程验证了模型的准确性与可靠性。

1 模型构建

1.1 特征提取网络

复杂的水电工程施工现场会有大量的人员、材料和机械设备,在现场采集到的图像数据往往在水平和垂直平面上包含大量复杂的背景信息,使得模型网络在提取隐患特征时容易受到干扰。不同天气、光照等环境因素的变化导致同样的安全隐患在图像数据中呈现出多样的外观特征,进一步增加了特征辨识的难度。在模型网络提取图像特征的过程中,随着网络层级的逐渐加深,由于下采样、卷积操作的局限性,一部分低层细节信息在传递过程中会逐层减弱。这种低层细节信息的丢失会进一步放大水电工程施工环境的复杂性所带来的干扰,使背景特征过于显著,从而弱化目标特征的表达,导致模型在水电工程施工现场中的识别效果受到一定的限制,影响安全隐患识别的准确性。本文基于压缩与激励模块^[28]构建特征提取网络能够增强模型对隐患区域图像特征的关注并减少无关背景的影响,应对施工现场中背景信息干扰和低层细节丢失的问题。

特征提取网络主要由卷积模块、跨阶段连接模块、快速空间金字塔池化模块和压缩与激励模块四部分组成。特征提取网络对隐患图像特征进行逐层提取,不仅提升网络的感知能力和特征表达力,也使得模型具备更强的泛化能力,更好地适应水电工程施工环境。特征提取网络结构如图 1 所示。

卷积模块是网络的基础模块,通过卷积、批量归一化和激活函数对隐患图像进行处理,从隐患图像中提取低层次的特征,如边缘、纹理等,生成新的特征图。跨阶段连接模块是一种高效的特征提取模块,采用跨阶段连接网络结构。该模块将特征图分为两个分支,一部分经过密集卷积计算,另一部分直接连接到后续层级进行融合,有效缓解了高层网络中的梯度消失问题,确保了模型在处理包含大量纹理细节的岩壁或混凝土表面时,仍能保持特征信息的完整传递,避免因网络过深导致的特征丢失。快速空间金字塔池化模块是一个特征提取模块,通过级联多个不同尺度的池化层,在特征图上采用多个不同尺度的池化层操作,将不同尺度的特征信息进行融合,帮助模型在不同尺度上捕捉多样的上下文信息,使得模型在处理近处的大型工程机械和远处微小的人员目标时,获得更加准确的特征信息,从而提高目标识别的精度。压缩与激励模块通过注意力机制动态调整通道权重来提高模型特征表达能力,使模型更专注于重要特征。压缩与激励模块对隐患特征图进行全局平均池化,将每个通道的二维特征压缩成一个向量,获取每个通道的全局统计信息。池化后的通道向量经过两个全连接层:第一个全连接层将通道数缩减并通过激活函数实现非线性变换,第二个全连接层恢复通道数,生成每个通道的重要性权重。将该权重与原始特征图通道上的元素相乘,突出关键特征,抑制次要特征,实现自动抑制由岩石纹理、水面反光或烟尘引起的背景噪声通道,同时显著增强包含火焰、反光衣颜色或设备轮廓等关键隐患特征的通道响应。这种机制实现了特征的动态强化,使模型在恶劣环境下仍能聚焦于核心安全隐患,大幅降低误报率。压缩与激励模块原理如图 2 所示。

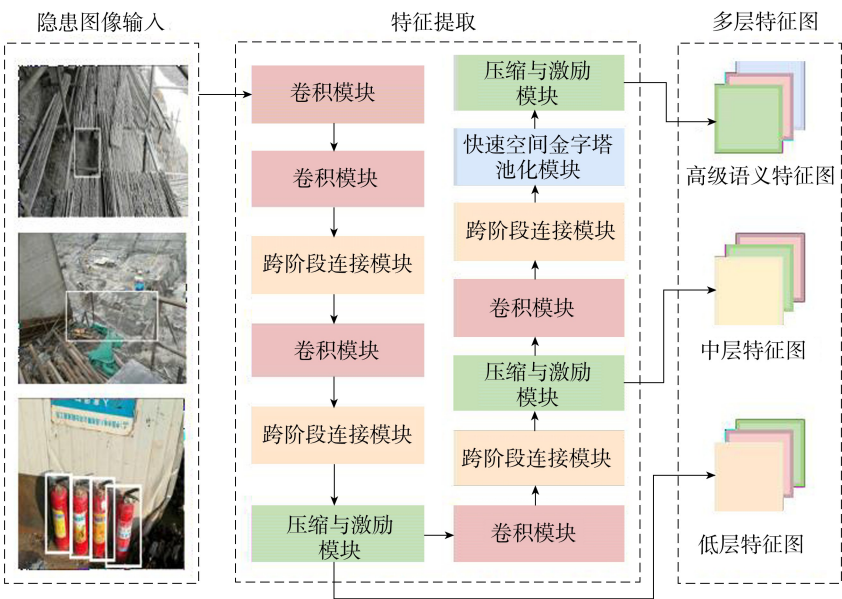


图 1 特征提取网络结构
Fig. 1 Feature extraction network structure

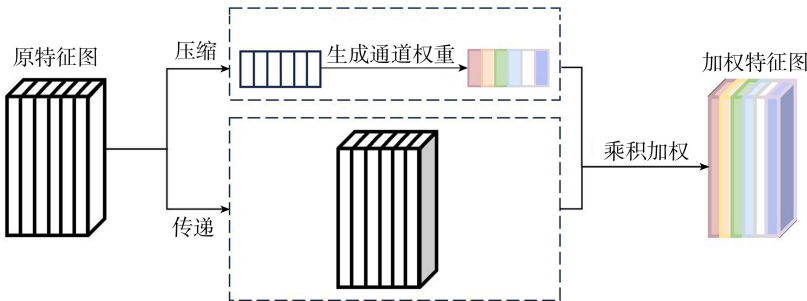


图 2 压缩与激励模块原理
Fig. 2 Squeeze and excitation module principle

1.2 特征强化网络

水电工程施工现场的安全隐患具有较大的尺度差异,不仅不同类型安全隐患之间存在较大的尺度差异,相同类型安全隐患在不同的拍摄角度、光照条件、距离和环境下也可能呈现出不同的尺度,在经过网络的多层下采样后,原本细粒度的特征可能会被过度压缩,造成低层细节信息的丢失,使得较小的目标难以在低层次的特征图中得到充分表达,较大的目标则可能在高层特征中被捕捉到,但位置信息存在偏差,可能会导致网络对一些小目标的识别遗漏以及影响对大目标的定位精度。水电工程施工现场通常具有多样化的物体和环境,并且存在大量的物体重叠和遮挡,使得施工现场的背景信息往往复杂且动态多变,存在大量的背景噪声而破坏了隐患图像的特征,干扰特征的融合与表达,使得网络可能误判目标的边界和范围,影响模型的精度。本文基于分组可分离卷积模块和视觉导向的幽灵空间跨阶段部分卷积模块^[29]构建特征强化网络,以缓解低层细节信息丢失,增强特征融合和表达能力,提高定位精度,提升多尺度识别准确率。

特征强化网络主要由上采样模块、特征拼接模块、分组可分离卷积模块和幽灵空间跨阶段部分卷积模块四部分组成。特征强化网络逐层融合特征和强化表达特征,使得网络能够更好地适应水电工程施工复杂环境,特别是在多尺度、多目标的识别任务中,提升模型的准确性和鲁棒性,确保在水电工程施工安全隐患识别中的高效表现。特征强化网络结构如图 3 所示。

上采样模块通过插值与卷积操作,有效恢复特征图的空间分辨率,将高层抽象的语义信息映射回高分辨率空间,从而保留未佩戴安全帽、未系安全带等微小隐患特征的边缘与轮廓细节,大幅提升对远距离微小目标的定位精度。特征拼接模块将低层网络中丰富的纹理细节(如火焰的边缘、安全网的网格)与高层网络中的语义信息(如设备类别、隐患类型)进行互补结合,使模型在判断隐患时,既能依据高层语义锁定目标区

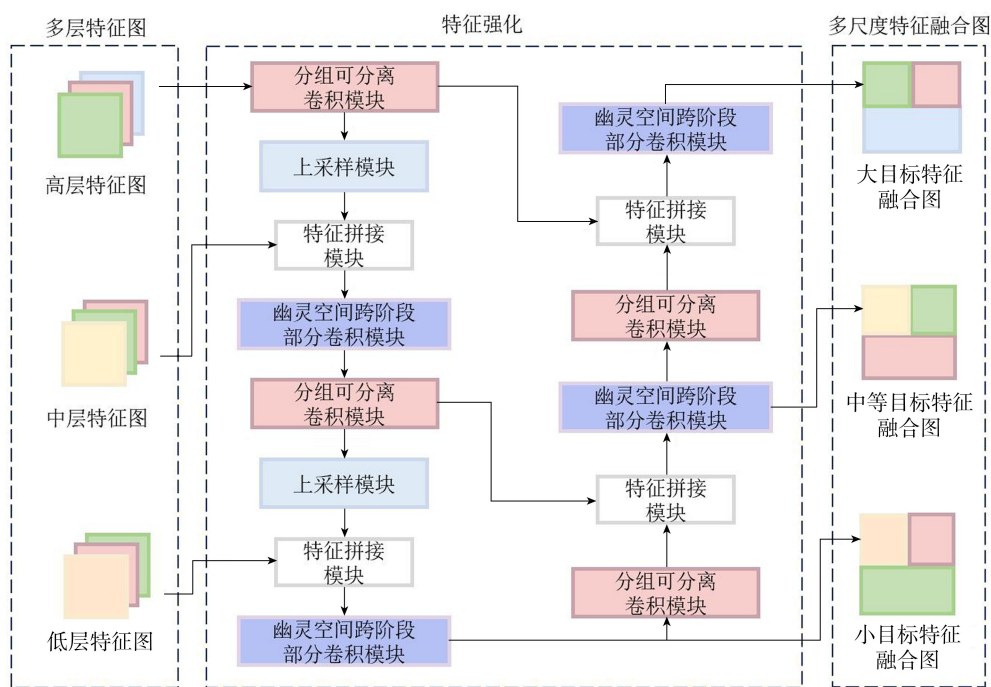


图3 特征强化网络结构

Fig.3 Feature enhancement network structure

域,又能依据低层细节排除背景干扰,显著增强了模型对复杂工况的感知鲁棒性。在处理隐患图像时,分组可分离卷积模块能够更高效地将关键隐患特征(如反光衣的色块、烟雾的弥散形态)从杂乱的施工背景中剥离出来,确保模型在复杂纹理干扰下仍能保持对隐患特征的敏感度。幽灵空间跨阶段部分卷积模块通过将输入特征图按通道分组,并在每组上采用分组压缩瓶颈模块,进行特征提炼,强化关键特征并减少冗余。在多个阶段间引入跳跃连接,保留部分特征传递至高层,有效缓解了高层网络的特征退化问题,即使在目标被部分遮挡的情况下,也能通过融合不同尺度的上下文信息,推断出完整的隐患目标特征。这种机制将高分辨率的局部细节与低分辨率的全局语境紧密结合,极大地提升了模型在动态变化场景中对隐患目标的捕获能力与泛化表现。幽灵空间跨阶段部分卷积模块的网络结构如图4所示。

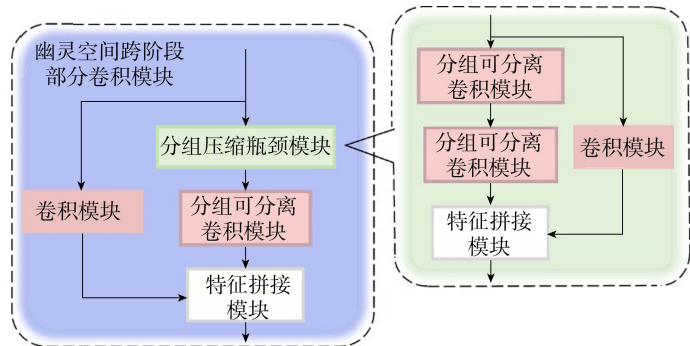


图4 幽灵空间跨阶段部分卷积模块的网络结构

Fig.4 Network structure of ghost spatial cross-stage partial convolution module

1.3 模型网络结构

为快速准确识别水电工程施工安全隐患,应对施工安全隐患的环境背景噪声复杂、遮挡重叠严重和尺度差异大等图像特点,克服复杂施工现场对安全隐患识别的干扰,构建基于特征强化的水电工程施工安全隐患自动辨识模型。模型由输入端、特征提取网络、特征强化网络和检测头4部分组成,具体网络结构如图5所示。

a. 输入端是整个网络的数据接收和预处理环节,负责将原始图像转换为适合神经网络处理的格式。通过调整图像的尺寸,进行归一化和批量化处理,组织成批次以支持网络并行计算,应用数据增强(如旋转、平

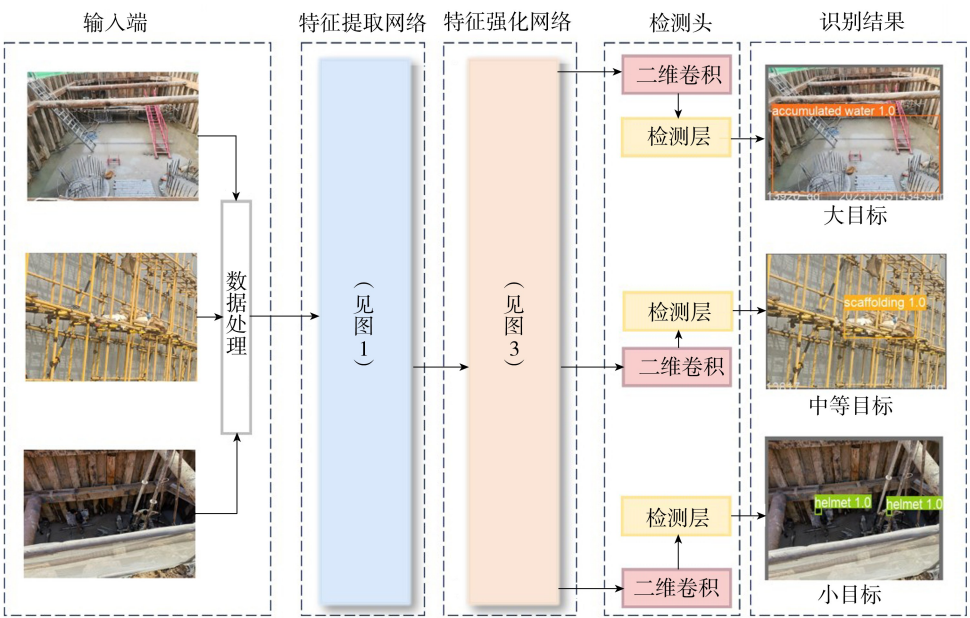


图 5 模型网络结构

Fig. 5 Model network structure

移、翻转等变换)来提升模型的泛化能力。

b. 联合使用特征提取网络、特征强化网络,构建特征强化机制,实现对特征的逐层强化。特征强化的基础始于特征提取网络的精细捕捉。基于压缩与激励模块的特征提取网络,模型自动赋予包含关键隐患特征(如火焰纹理、反光衣颜色)的通道更高权重,同时抑制岩石纹理、水面反光等背景噪声通道,实现特征的精细化捕捉。针对大坝全景中既有大型机械(挖掘机、自卸车)又有微小部件(扣件、安全帽)的现状,模型将低层网络的高分辨率特征(包含丰富的几何细节)与高层网络的低分辨率特征(包含丰富的语义信息)进行双向融合。通过这种逐层强化,确保模型在提取远距离小目标时不会丢失细节,同时在面对近距离大目标由于设备遮挡产生的局部特征时,仍能通过全局信息进行准确推断,使模型在提取到远距离目标的同时保持对小目标的敏感度。

c. 检测头将来自特征提取网络、特征强化网络的特征图转换为小目标、中等目标和大目标 3 种尺度的识别结果。检测头由 3 个头部分别接受来自特征强化网络不同层次输出的 3 种尺寸的特征融合图,分别经过一次二维卷积,然后送入检测层进行检测。

2 模型评估与应用分析

2.1 数据预处理

水电工程施工安全隐患识别目前没有直接可用的公共数据集,为此本文收集了水电工程中的施工现场安全隐患图像数据构建水电工程施工安全隐患数据集。为真实反映复杂施工现场安全隐患图像的特点,图像数据选自多个工程多个施工阶段,数据集共 12 933 张隐患图像。

数据集包含不同时间、天气、光照、作业高度、作业标段等多种施工环境,涉及多尺度、多目标、重复遮挡等多种施工场景,按照 8 : 2 的比例划分为训练样本集和评估样本集。图像标注采用 Labellmg 工具,将安全隐患图像标注为操作台不合格、洞口防护缺失、积水未及时抽排、脚手架有异物、临边防护不完善、灭火器失效和未佩戴安全帽等 7 个水电工程施工现场的常见安全隐患类别,生成 .txt 格式的标签文件。

2.2 模型参数与评估指标

试验环境为 Py-torch1. 7. 0,以 Python3. 8. 10 为编程语言。模型训练的硬件为一个型号为 12vCPU Intel (R) Xeon(R) Platinum8352V CPU@ 2. 10GHz 的处理器和两个型号为 NVIDIA GeForce RTX 3080(10G) 的 GPU,采用 CUDA 11. 1 版本加速模型训练。模型训练参数如下:初始学习率 0. 01,权重衰减系数 0. 000 6,迭代批次 16. 00,训练轮次 300,优化器动量 0. 936 0,边界框损失的增益系数 0. 05,交并比阈值 0. 20,锚框倍率阈值 4. 00。

采用精准率、召回率、平均精度、均值平均精度评估模型性能,其中,精准率作为模型准确度的量度,表示模型预测的正样本中实际为正样本的比例,较高的精准率意味着模型在预测时具有较高的准确性,并且误报(假阳性)较少,提升模型的可靠性;平均精度反映模型对每个隐患类别的识别效果,均值平均精度表示模型的整体性能。在评估过程中,将预测框与真实框的交并比阈值设为 0.5,用以判定检测结果的正确性。在固定交并比阈值的条件下,通过对不同置信度阈值下的精准率-召回率关系进行统计并计算定积分,得到各类别的平均精度,进一步取均值得到均值平均精度,较高的均值平均精度通常表明模型能够稳定识别目标,具备较强的全局识别能力。

2.3 模型评估结果

表 1 为 7 种安全隐患类型识别结果的评估指标,为确保试验结果的可靠性,表 1 中数据为多次试验的平均值。由表 1 可知,大部分隐患类型的精准率和平均精度均稳定在 85% 以上,表明该模型在施工安全隐患识别任务中表现出优异的性能。高精准率和高平均精度的结合,反映了模型在施工安全隐患识别任务中的高可靠性和有效性,能够有效减少误判,提升监测效率,同时全面感知潜在隐患,从而提高施工现场的安全管理水平。这使得模型能够在多变的施工环境中,准确地检测和预警各类潜在风险,为施工人员提供更为可靠的安全保障。但是,在一些特定的隐患类别上,如操作台不合格、洞口防护缺失等,模型的召回率低于 80%,这意味着模型在识别这些隐患类别的关键特征时可能存在一些不足或偏差,会影响模型的识别性能。因此在数据准备阶段需要考虑进行处理,如增加隐患类别的标注数据、进行数据增强、模拟更多样化的场景等。

表 1 模型评估指标
Table 1 Model evaluation indicators

隐患类别	精准率/%	召回率/%	平均精度/%
操作台不合格	90.1	75.6	85.5
洞口防护缺失	90.3	70.9	79.4
积水未及时抽排	98.6	90.6	91.1
脚手架有异物	93.3	80.0	80.1
临边防护不完善	100.0	88.8	92.0
灭火器失效	84.1	92.1	94.4
未佩戴安全帽	87.4	86.5	85.3

经过严格训练测试,确认训练后的模型满足水电工程施工安全隐患识别的要求。训练后的模型将按照以下步骤对施工安全隐患图像进行识别:①模型会对输入的图像进行处理,并通过前馈传播来计算各个潜在隐患区域的置信度。每个区域都会被赋予一个置信度值,表示该区域包含施工安全隐患的可能性。②模型会根据预设的置信度阈值来判断哪些区域需要进一步标注。如果某个区域的置信度高于阈值,模型就会将其标记为一个潜在隐患区域,并为该区域添加对应的标签,如“临边防护不完善”“洞口防护缺失”或“未佩戴安全帽”等。在这个过程中,模型不仅会标记隐患区域,还会为每个标记的区域绘制一个边界框,指示隐患的具体位置和范围。标签包含该区域对应的具体隐患类别和置信度值。训练完成的模型在水电工程施工场景下表现出良好的检测性能与推理效率,为水电工程施工安全隐患任务提供了一种实时且准确的技术手段。

2.4 模型性能分析

为探究改进的特征提取网络和改进的特征强化网络对模型性能提升的作用,本文在基线模型 YOLOv5 上分别改进单一网络及其组合形式,设计了 4 组消融试验,在同一训练配置下进行消融试验对比,结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,不同的改进均提升了模型的精准率、召回率和均值平均精度。其中,特征提取网络对精准率的提升最高,YOLOv5 改进特征提取网络后的精准率达到 96.1%,比 YOLOv5 提高了 10.5 个百分点,表明其能够有效聚焦关键特征并抑制背景噪声的干扰,从而增强特征表达能力,提高识别精度,减少误检数量。特征强化网络的改进则对精准率、召回率和均值平均精度的综合提升效果更加突出,3 项指标比 YOLOv5 均提升了 5 个百分点以上,说明其通过强化特征表达,有效降低了背景噪声和遮挡重复的影响,进一步减少了误检与漏检的情况。同时改进特征提取网络与特征强化网络的水电工程施工安全隐患自动辨识模型(本文模型),充分发挥了二者的优势,使精准率、召回率和均值平均精度均有显著提升,其中精准率提升 6.4 个百分点,召回率提升 7.4 个百分点,均值平均精度提升 7.3 个百分点,这是因为特征提取网络能够提取关键特征并将其传递给特征强化网络,后者进一步增强特征表达,最终显著提升模型的整体性能。本

表 2 消融试验结果对比
Table 2 Comparison of ablation experiment results

模型及改进	精准率/%	召回率/%	均值平均精度/%
YOLOv5	85.6	76.1	79.5
YOLOv5+改进特征提取网络	96.1	78.6	84.1
YOLOv5+改进特征强化网络	91.2	82.6	84.6
本文模型	92.0	83.5	86.8

文模型能够更好地应对施工安全隐患图像中环境背景噪声复杂、遮挡重叠严重以及目标尺度差异大的挑战,实现施工安全隐患的准确识别。

为进一步验证本文模型在水电工程施工安全隐患图像识别任务上的优势,在保证训练配置相同的情况下与其他主流模型进行多元对比试验,结果如表 3 所示。由表 3 可知,本文模型的精准率、召回率和均值平均精度均高于 YOLOv5、YOLOv8、SSD 和 Faster R-CNN 模型,精准率和均值平均精度的提升尤为显著,召回率也有较大幅度的提升,其中均值平均精度比 YOLOv5、YOLOv8、SSD 和 Faster R-CNN 模型分别提升了 7.3、5.8、51.3、43.5 个百分点。精准率的显著提升表明,本文模型对安全隐患的识别更加准确,有效减少了误报数量,显著提高了模型的可靠性。召回率的较大提升则说明模型能够捕捉到更多的安全隐患,减少了漏检现象,从而提升了识别的全面性。均值平均精度的提升则进一步验证了模型整体性能的增强,表明其能够更好地适应水电工程施工场景,快速且精准地识别施工过程中的安全隐患。

2.5 模型应用分析

以某水电工程施工现场为例,利用本文模型对施工现场的安全隐患进行全面识别和分析,解决的现场施工安全隐患智能识别难点问题如下:

a. 其他物体介入的某基坑积水未及时抽排隐患,具体表现为:①基坑底部周围存在深浅不同的阴影区域,阴影区域内部的亮度信息不足,导致积水与背景的区别不明显;②爬梯和钢筋将积水图像切割成多个小块,每个小块缺乏全局上下文信息,影响识别精度。模型识别该情景下安全隐患的置信度高达 0.900,表明模型在物体遮挡、不利光线条件场景下依然能够高效地从图像中提取出关键特征,准确地识别到积水未及时抽排隐患,显示出模型在处理有遮挡或背景复杂的图像时的高鲁棒性。

b. 相似色调的脚手架有异物隐患,具体表现为:异物的色调与脚手架相似且存在遮挡,使得异物与脚手架之间的边界变得模糊,目标特征提取困难,可能导致漏检或误检。模型识别该情景下安全隐患的置信度为 0.886,表明模型在色调相似、物体遮挡场景下,能够有效提取颜色和形态等细节信息,准确地区分脚手架与其他物体,表现出对颜色特征的敏感性和区分能力。

c. 气压表显示模糊的灭火器失效隐患,具体表现为:灭火器气压表的指针位置是识别灭火器是否失效的关键信息,模糊的表面会使得气压表的指针和数字刻度难以分辨,影响到气压值的判断,进而影响到识别精度。模型识别该情景下安全隐患的置信度为 0.854,表明模型能够在显示模糊场景下,依然能够高效地从图像中提取出关键特征,准确判断气压表指针的位置,并识别灭火器是否正常工作,显示出模型在处理模糊或不清晰图像时的准确性。

d. 俯视角度的未佩戴安全帽隐患,具体表现为:俯视图像中,头部可能呈现为平面状,缺乏三维特征导致传统算法难以区分是否佩戴安全帽,并且头部区域在图像中占比较小,其检测难度显著高于一般目标。模型识别该情景下安全隐患的置信度为 0.857,表明模型在视角不利、小目标识别场景下,依然能够高效地从图像中提取出关键特征,识别出复杂背景下的小目标,并准确判断是否佩戴安全帽,显示出模型强大的多尺度特征学习和提取能力。

上述结果表明,本文模型在背景复杂、颜色相似或存在遮挡的情况下仍能够保持较高的识别精度,说明模型具备较强的识别能力和鲁棒性,能够满足水电工程施工安全隐患自动辨识的要求。

3 结 语

本文围绕水电工程复杂施工现场安全隐患自动识别问题,构建了能够真实反映环境背景噪声复杂、遮挡重叠严重以及目标尺度差异显著等特点的图像数据集,并在此基础上设计了融合改进特征提取网络与特征强化网络的安全隐患自动辨识模型(本文模型)。本文模型通过构建特征强化机制,自动聚焦关键目标特征,结合全局卷积与局部卷积实现多层次特征融合,在充分整合细节信息与上下文语义的同时增强特征表达

表 3 多元对比试验结果对比

Table 3 Comparison of results from multiple contrast tests

模型	精准率/%	召回率/%	均值平均精度/%
本文模型	92.0	83.5	86.8
YOLOv5	85.6	76.1	79.5
YOLOv8	88.0	77.3	81.0
SSD	70.0	20.4	35.5
Faster R-CNN	28.1	49.2	43.3

能力,从而实现对水电工程施工安全隐患的实时、精准识别。实验结果表明,本文模型在测试集上的精准率为 92.0%,召回率为 83.5%,均值平均精度达到 86.8%,在检测精度与综合性能方面均表现出良好的可靠性和稳定性。与 YOLOv5、YOLOv8、SSD 和 Faster R-CNN 等主流模型相比,本文模型在精准率、召回率与均值平均精度指标上均表现更优,表明其在减少误检、降低漏检方面具有明显优势。尽管如此,受限于水电工程安全隐患图像样本数量,本文模型主要对数据量充足的隐患类别具有较好的识别效果。后续研究将进一步细化安全隐患类别体系,扩充样本规模与类型,并在提升识别精度的同时兼顾推理效率,为水电工程施工安全隐患的智能化与精细化管理提供更有力的技术支撑。

参考文献:

[1] 陈述,朱丽萍,陈云,等. 基于复杂网络的水电工程施工安全隐患时序特性[J]. 中国安全科学学报,2022,32(8):61-66. (Chen Shu,Zhu Liping,Chen Yun,et al. Sequential characteristics of safety hazards in hydropower project construction based on complex networks[J]. China Safety Science Journal,2022,32(8):61-66. (in Chinese))

[2] 樊启祥,林鹏,魏鹏程,等. 水电工程安全事故发生机制与管理对策[J]. 中国安全科学学报,2019,29(1):144-149. (Fan Qixiang,Lin Peng,Wei Pengcheng,et al. Hydropower engineering safety accident occurrence mechanism and management strategies[J]. China Safety Science Journal,2019,29(1):144-149. (in Chinese))

[3] 佟大威,王星,任炳昱,等. 考虑施工过程影响的 PCCP 地震响应分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(2):76-82. (Tong Dawei,Wang Xing,Ren Bingyu,et al. Seismic response analysis of PCCP considering the effects of the construction process[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2022,50(2):76-82. (in Chinese))

[4] 张红艳,高鹏. 水利水电工程安全管理风险分析及对策[J]. 中国安全生产科学技术,2017,13(增刊 2):89-92. (Zhang Hongyan,Gao Peng. Risk analysis and countermeasures of water resources and hydropower engineering safety management[J]. Journal of Safety Science and Technology,2017,13(S2):89-92. (in Chinese))

[5] 曹坤煜,陈述,陈云,等. 混凝土坝面交叉作业安全风险智能识别方法[J]. 水力发电学报,2023,42(12):146-158. (Cao Kunyu,Chen Shu,Chen Yun,et al. Intelligent identification method for safety risks in cross operation on concrete dam surface [J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2023,42(12):146-158. (in Chinese))

[6] 鲁存郁,蒋鋒,于曦洋,等. 基于三类危险源理论的事故模式及隐患提取方法[J]. 南京工业大学学报(自然科学),2024,46(1):46-54. (Lu Cunyu,Jiang Feng,Yu Xiyang,et al. Accident model and hidden danger extraction method based on the theory of three types of hazards[J]. Journal of Nanjing Tech University (Natural Science Edition),2024,46(1):46-54. (in Chinese))

[7] Seo J O,Han S U, Lee S H, et al. Computer vision techniques for construction safety and health monitoring[J]. Advanced Engineering Informatics,2015,29(2):239-251.

[8] Xu Jiayi, Pan Wei. Deep learning-based object detection for dynamic construction site management [J]. Automation in Construction,2024,165:105494.

[9] Park M,Tran D Q,Bak J,et al. Small and overlapping worker detection at construction sites[J]. Automation in Construction,2023,151:104856.

[10] Wu Shichao,Huang Shouwang, Liu Zicheng,et al. AFPILD:acoustic footprint dataset collected using one microphone array and LiDAR sensor for person identification and localization[J]. Information Fusion,2024,104:102181.

[11] 赵江平,刘星星,张想卓. 基于改进 YOLOv5s 的外脚手架隐患图像识别技术[J]. 中国安全科学学报,2023,33(12):60-66. (Zhao Jiangping, Liu Xingxing, Zhang Xiangzhuo. Research on image recognition technology for external scaffold hidden danger based on improved YOLOv5s[J]. China Safety Science Journal,2023,33(12):60-66. (in Chinese))

[12] Bonyani M,Soleymani M,Wang Chao. Construction workers' unsafe behavior detection through adaptive spatiotemporal sampling and optimized attention based video monitoring[J]. Automation in Construction,2024,165:105508.

[13] Kim J H,Jo B W,Jo J H,et al. Development of an IoT-based construction worker physiological data monitoring platform at high temperatures[J]. Sensors,2020,20(19):5682.

[14] Zhai Weimin,Fu Weiming, Qin Jiahu,et al. A novel approach based on spatio-temporal attention and multi-scale modeling for mechanical failure prediction[J]. Control Engineering Practice,2024,147:105938.

[15] Zhou Xin,Lei Xianqing. Fault diagnosis method of the construction machinery hydraulic system based on artificial intelligence dynamic monitoring[J]. Mobile Information Systems,2021,2021:1093960.

[16] 高寒,骆汉宾,方伟立. 基于机器视觉的施工危险区域侵入行为识别方法[J]. 土木工程与管理学报,2019,36(1):123-

128. (Gao Han,Luo Hanbin,Fang Weili. Methods of intrusion identification in hazardous areas based on computer vision[J]. Journal of Civil Engineering and Management,2019,36(1):123-128. (in Chinese))

[17] Zhang Hongyang, Jin Yinlong, Liu Quan, et al. Intelligent monitoring method for tamping times during dynamic compaction construction using machine vision and pattern recognition[J]. Measurement,2022,193:110835.

[18] 王浩,杨启贵,刘全,等. 基于视觉跟踪和模式识别的缆机吊运效率分析[J]. 清华大学学报(自然科学版),2024,64(9): 1646-1657. (Wang Hao,Yang Qigui,Liu Quan,et al. Productivity analysis of cable crane transportation based on visual tracking and pattern recognition[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology),2024,64(9):1646-1657. (in Chinese))

[19] Coenen M,Vogel C,Schack T,et al. DEEP CONCRETE FLOW:deep learning based characterisation of fresh concrete properties from open-channel flow using spatio-temporal flow fields[J]. Construction and Building Materials,2024,411:134809.

[20] 鲁一晖,孙志恒. 水工混凝土建筑物的病害检测与修补技术进展[J]. 中国水利水电科学研究院学报,2003,1(1):70-74. (Lu Yihui,Sun Zhiheng. Advances in the defect detection and repair technology for hydraulic concrete structures[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research,2003,1(1):70-74. (in Chinese))

[21] 郭建斌,王楠,王泽民. 水工钢结构腐蚀的图像识别技术[J]. 河海大学学报(自然科学版),2012,40(5):539-543. (Guo Jianbin,Wang Nan,Wang Zemin. Image identification technology of corrosion in hydraulic steel structure[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2012,40(5):539-543. (in Chinese))

[22] Li Jiaqi, Zhao Xuefeng, Kong Lingjie, et al. Construction activity recognition method based on object detection, attention orientation estimation, and person re-identification[J]. Buildings,2024,14(6):1644.

[23] Yang Xiang, Wang Jizhen, Dong Minggang. SDCB-YOLO: a high-precision model for detecting safety helmets and reflective clothing in complex environments[J]. Applied Sciences,2024,14(16):7267.

[24] 吴晗,韩豫. 基于深度学习与深度估计的施工机械危险区域侵入智能预警方法[J]. 安全与环境工程,2024,31(5):18-27. (Wu Han,Han Yu. Intelligent early warning method for construction machinery hazardous area intrusion based on deep learning and depth estimation[J]. Safety and Environmental Engineering,2024,31(5):18-27. (in Chinese))

[25] Hao Fei,Zhang Tianqi, He Guanghong, et al. CaSnLi-YOLO: construction site multi-target detection method based on improved YOLOv5s[J]. Measurement Science and Technology,2024,35(8):085202.

[26] 荣明,陈英杰,黄超,等. 基于 OCSVM 的隧道人员安全检测技术的研究与应用[J]. 隧道建设(中英文),2021,41(12): 2122-2132. (Rong Ming,Chen Yingjie,Huang Chao,et al. Research and application of personnel safety detection technology for tunnels based on one-class support vector machine[J]. Tunnel Construction,2021,41(12):2122-2132. (in Chinese))

[27] 张社荣,梁斌杰,马重刚,等. 水利工程施工人员不安全行为识别方法[J]. 水力发电学报,2023,42(8):98-109. (Zhang Sherong,Liang Binjie, Ma Zhonggang, et al. Unsafe behavior recognition method of construction workers in water conservancy project[J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2023,42(8):98-109. (in Chinese))

[28] Hu Jie, Shen Li, Albanie S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2020,42(8):2011-2023.

[29] Li Hulin, Li Jun, Wei Hanbing, et al. Slim-neck by GSConv: a lightweight-design for real-time detector architectures[J]. Journal of Real-Time Image Processing,2024,21(3):62-74.

(收稿日期:2024 - 12 - 28 编辑:熊水斌)