

# 粉尘环境下的捞渣机刮板状态监测算法研究<sup>\*</sup>

刘洲<sup>1</sup> 李刚<sup>2</sup> 姬晓飞<sup>2</sup> 周飞<sup>1</sup>

(1. 江苏国信靖江发电有限公司 靖江 214500; 2. 沈阳航空航天大学自动化学院 沈阳 110136)

**摘要:** 针对某发电厂捞渣机状态监测系统设计要求,将机器视觉技术应用到捞渣机状态监测系统中,设计了一种粉尘环境下的捞渣机刮板状态监测算法。该监测算法基于轻量化的 YOLOv5s-SCB 目标检测模型,实现了对电厂捞渣机刮板异常状态的监测。由于捞渣机所处环境粉尘较大,在 YOLOv5s-SCB 模型的基础上,前端引入 DehazeFormer 去雾网络,并对其进行了改进,将尺度、空间以及通道 3 种注意力融合到 DehazeFormer 网络中来提高其去雾能力。此外为了进一步提升检测精度,在监测算法中加入了 RAFT 光流网络来提取刮板的运动特征,利用 RAFT 光流网络提取的运动特征与 YOLOv5s-SCB 提取的卷积特征进行特征融合。最终,通过选取 400 副粉尘图像进行刮板监测测试,误检率为 0%,漏检率为 4.9%,实验表明,该模型具有良好的准确性和泛化能力,达到了预期目标。

**关键词:** 目标检测; YOLOv5s-SCB; 改进的 DehazeFormer 去雾网络; RAFT 光流网络

**中图分类号:** TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 120

## Research on monitoring algorithm for scraper of slag collector in dust environment

Liu Zhou<sup>1</sup> Li Gang<sup>2</sup> Ji Xiaofei<sup>2</sup> Zhou Fei<sup>1</sup>

(1. Jiangsu Guoxin Jingjiang Power Generation Co., Ltd., Jingjiang 214500, China;

2. School of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

**Abstract:** According to the design requirements of a slag rake monitoring system for a certain power plant, machine vision technology is applied to design an algorithm for monitoring slag rake scrapers in dusty environments. The monitoring algorithm utilizes a lightweight YOLOv5s-SCB object detection model to detect abnormal states of the slag rake scrapers in the power plant. Due to the high dust levels in the environment where the slag rake operates, a DehazeFormer dehazing network is introduced at the front end of the YOLOv5s-SCB model and enhances by integrating scale, spatial, and channel attentions. Furthermore, to further enhance detection accuracy, the RAFT optical flow network is incorporated into the monitoring algorithm to extract motion characteristics of the scrapers. These motion features extracted by RAFT are fused with the convolutional features extracted by YOLOv5s-SCB. Finally, testing on 400 dust-laden images for scraper monitoring shows a false detection rate of 0% and a miss detection rate of 4.9%. Experimental results demonstrate that the model achieves high accuracy and generalization, meeting the expected goals.

**Keywords:** object detection; YOLOv5s-SCB; enhanced DehazeFormer dehazing network; RAFT optical flow network

### 0 引言

随着工业生产的蓬勃发展,捞渣机作为固体废弃物处理的核心设备,在电力、冶金、化工等关键领域扮演着不可或缺的角色。捞渣机刮板这一关键组件的运行状态直接关系到整机的运行效率与安全性。目前该类关键设备的

状态监测多为人工巡检,既不及时又耗费人力。因此,引入深度学习技术,在粉尘环境下实现对此类设备运行状态的实时检测,具有重大的挑战性。

近年来,基于深度学习的目标检测算法取得了显著进展,主要分为 3 类:双阶段、单阶段和基于 Transformer 的检测方法。双阶段检测方法通过候选区域生成步骤来推

荐目标区域,从而实现高精度的检测;而单阶段检测则直接在特征图上进行目标检测,省略了候选区域的生成步骤,以提高检测速度。此外,基于 Transformer 的检测方法利用自注意力机制建模长距离依赖,增强了特征表示能力,在处理复杂场景和上下文信息时表现出色。这种分类方式反映了不同检测方法在精度与速度之间的权衡,为应用场景的选择提供了依据。

双阶段检测模型在电厂关键设备的异常检测中有着较广泛应用。李辉等<sup>[1]</sup>提出了一种基于 Mask R-CNN 网络的输电线路检测方法,通过在骨干网络中引入特征金字塔网络,使主干网络更好地适应目标的多尺度变化,极大地提高了输电线路的检测精度。易继禹等<sup>[2]</sup>提出一种基于改进 Faster R-CNN 的航拍图像中绝缘子检测算法。首先,在原始 Faster R-CNN 网络模型上运用多尺度训练;然后,根据绝缘子自身特性调整候选框的尺寸,同时引入检测困难样本的对手生成策略,实现了对不同尺寸以及部分遮挡的绝缘子准确检测。

单阶段检测模型的主流代表是 YOLO 网络。在众多目标检测算法中,YOLO<sup>[3]</sup>系列以其卓越的实时性和准确性脱颖而出,成为近年来目标检测领域的研究热点。其中,YOLOv3 和 YOLOv5 模型因其高效性和实用性,在科研和工业界得到了广泛应用。巩宇等<sup>[4]</sup>提出了一种基于 YOLOv3 的漏油检测方法,通过引入多尺度的特征融合网络提取不同层的语义信息;同时,在检测网络中引入 Inception 结构,在减少模型参数数量的同时,增加网络的深度和宽度,较好地满足电厂中漏水、漏油检测的精度和实时性要求。徐鹏雷等<sup>[5]</sup>提出一种基于 YOLOv3 的输电线路鸟巢检测方法,通过骨干网络引入 GhostNet、颈部网络引入改进特征金字塔并结合 PANet 结构,提高了输电线路的鸟巢检测效率。冯晗等<sup>[6]</sup>提出一种基于改进 YOLOv5 的绝缘子检测方法,通过对颈部网络进行剪枝来提高检测速度,并采用注意力机制来改善剪枝后网络检测精度下降的问题。然而,剪枝过程可能导致模型对某些特征的敏感度降低,从而在特定环境下的检测效果,且注意力机制的应用可能增加计算复杂度。颜宏文等<sup>[7]</sup>提出一种基于改进 YOLOv5 轻量级的配电组件缺陷检测方法,通过在骨干网络引入 ShuffleNetV2、全局平均池化层以及深度可分离卷积,提升了模型检测速度。Luo 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于轻量级 YOLOv8s 的电力变压器漏油的检测方法。通过对 YOLOv8s 的主干和颈部进行重新设计,减少了参数数量和计算量的同时保留了较强的特征提取能力。李刚等<sup>[9]</sup>提出了一种基于改进 YOLOv5s 的电厂捞渣机状态异常检测方法,该方法引入 ShuffleNet 替换原有的主干网络,通过减少网络参数来实现网络的轻量化;同时在 ShuffleNet 中加入改进的卷积注意力模块,通过串联空间和通道注意力机制,对捞渣机刮板目标特征给予更多的关注;该方法针对电厂生产

作业现场光照条件受限、背景复杂这一现状表现良好。

除了双阶段和单阶段的目标检测方法,基于 Transformer 的方法在电厂的关键设备检测也取得了显著进展。毛爱坤等<sup>[10]</sup>提出一种基于 YOLOv5 网络的电力仪表轻量级检测方法,通过引入轻量级网络 ShuffleNetV2,降低了模型计算量;其次,结合 SwinTransformer 的移位窗口进行建模,提升了模型的特征提取能力。徐忠锴等<sup>[11]</sup>提出一种改进 YOLOv5 的变电站设备缺陷检测算法,通过骨干网络引入 Transformer 网络和自注意力机制以及在损失函数中引入焦点损失,提高了变电站设备缺陷的检测准确性和鲁棒性。YOLO 系列在电力系统的应用取得了一定的研究进展,但是对于粉尘环境下,图像质量下降导致细微特征识别困难,使得该类算法对于捞渣机刮板的实时检测仍存在局限性。

鉴于以上问题,在文献[9]提出的改进 YOLOv5s 模型 YOLOv5-SCB 模型的基础上,提出了一种光流网络和改进 YOLOv5-SCB 网络模型融合的优化算法,专门用于粉尘环境下的捞渣机刮板状态检测。首先,为了克服粉尘对图像质量的影响,在 YOLOv5s-SCB 检测模型的前端集成了改进的 DehazeFormer 去雾网络,有效恢复了图像的清晰度;此外引入了 RAFT 光流网络来捕捉刮板的动态运动特征,并将这些特征与 YOLOv5s-SCB 模型提取的丰富卷积特征进行深度融合,从而显著提升了模型在粉尘环境下的检测精度。实验结果表明,该算法不仅具备较高的准确性,还展现出了良好的泛化能力,成功实现了预期的检测目标。

## 1 捞渣机刮板监测算法的总体设计

YOLOv5s-SCB 模型虽然在大多数图像质量良好时有着不错的捞渣机刮板检测效果。然而,在生产作业过程中,存在小颗粒炉渣在空中悬浮导致生产现场可见度低,采集的图像数据存在对比度低、细节丢失等问题,YOLOv5s-SCB 模型对此类情况检测精度不佳。于是,本文在此模型的基础上设计了一种粉尘环境下的捞渣机刮板检测算法整体框架模型。

粉尘环境下的捞渣机刮板检测算法整体框架模型主要包括去雾网络、YOLOv5s-SCB 网络、RAFT 光流网络以及特征融合网络 4 部分。具体检测流程如图 1 所示。首先,利用拉普拉斯方差算法对输入图像是否为粉尘图像进行判断。该方法快速、简单且易于使用,仅需要用拉普拉斯算子与输入图像做卷积然后计算方差即可。图像被判断为粉尘图像,将该图像送入去雾网络中进行图像恢复。然后将恢复后的捞渣机图像同时输入到 RAFT 光流网络和 YOLOv5-SCB 中,最后将 RAFT 光流网络提取刮板的光流特征与 YOLOv5-SCB 模型提取刮板的卷积特征进行融合,从而提高模型的检测精度。根据实际情况,在本文模型中,阈值 S 设置为 1 200。

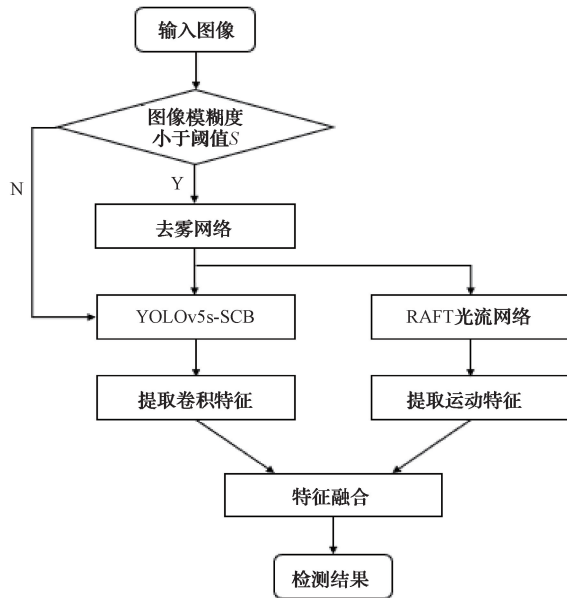


图1 算法整体流程

Fig. 1 Overall algorithm flowchart

## 2 网络结构及实现

### 2.1 改进的 DehazeFormer 去雾网络

DehazeFormer 网络是 DehazeFormer 提出的一种空间聚合算法,该算法采用滑动窗口划分和卷积核自注意力机制并行的方式,以增强对图像全局和局部特征的捕捉。DehazeFormer 模型是 Swin Transformer 和 U-Net 的巧妙结合,并引入了专为图像去雾设计的网络模块。其结构如图 2 所示。

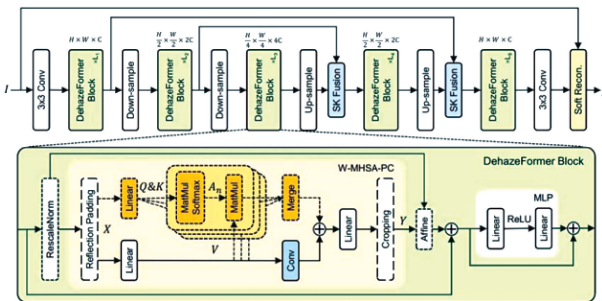


图2 DehazeFormer 网络结构

Fig. 2 DehazeFormer network structure

整个框架包含 5 个关键部分:输入处理、特征提取、编码器、解码器和输出层。模型首先接收带有雾霾或者粉尘的输入图像,这些图像经过预处理,如归一化和尺寸调整,以适应模型的输入需求。然后,通过一系列卷积和池化层进行特征提取,有效捕获图像的局部特征,如边缘和纹理。在编码器阶段,利用 Transformer 编码器进一步提炼全局和局部特征,并学习图像中不同区域之间的复杂关系。这

一编码器由多个 Transformer 块构成,每个块融合了多头自注意力机制和前馈神经网络层。解码器阶段则是将编码器提取的特征重新映射到图像空间。通过反卷积层和上采样操作,解码器逐步恢复图像的分辨率和细节。最后,输出层使用适当的激活函数确保输出图像的像素值在合适的范围内。整个 DehazeFormer 网络结构可以通过反向传播算法进行训练,优化网络参数,以最小化预测图像与真实清晰图像之间的差异。通过这种方式,DehazeFormer 网络能够学习如何有效地去除图像中的雾霾,并生成清晰的图像输出。

初步的测试发现,DehazeFormer 网络处理的图像中存在少量粉尘没有去除的情况。针对这一问题,本文对 DehazeFormer 进行改进,通过加入融合注意力机制的方式来提高网络的图像复原能力。

采用注意力机制来提高网络性能是一种常见且有效的策略<sup>[10]</sup>。尺度注意力从不同尺寸的特征图中获取不同的语义信息的权重;空间注意力通过可变形卷积在空间维度上聚焦于不同的角度、位置等信息,以保留关键区域更多的信息;通道注意力通过引导不同的特征通道来支持不同的任务<sup>[12]</sup>。将上述 3 种注意力机制融合进 DehazeFormer 雾网络中,能够提高网络的去雾能力。

3 种注意力按照尺度、空间和通道顺序串联组合,插入到 DehazeFormer 网络的第一个 Block 后。尺度、空间和通道注意力的融合过程如图 3 所示。首先,输入特征进行平均池化后经过一个  $1 \times 1$  的卷积层保证其特征维数,再依次通过两个激活函数后与自身逐元素相乘生成尺度特征;然后,输入特征依次通过  $3 \times 3$  的卷积层和激活函数层,与尺度特征相乘生成空间特征;最后,输入特征平均池化后,依次通过全连接层、激活函数层、全连接层后归一化保证其特征维数,所得结果与空间特征相乘生成通道特征。

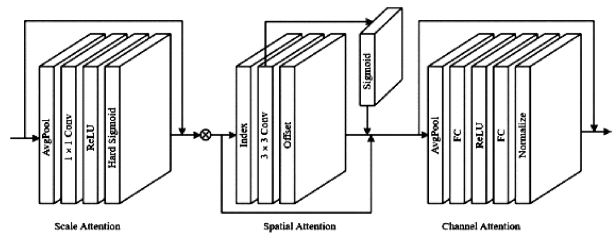


图3 融合注意力块实现过程

Fig. 3 Implementation process of integrating attention blocks

### 2.2 YOLOv5s-SCB 网络

YOLOv5s-SCB 网络<sup>[9]</sup>是以 YOLOv5s 网络为基础模型。首先,从网络轻量化和加快推理速度的角度引入 ShuffleNet<sup>[13]</sup>和 SiOU<sup>[14]</sup>损失函数对原有模型进行改进;其次,考虑到捞渣机刮板具体的长条形状特性,引入改进的条形池化通道和空间注意力机制模块<sup>[15]</sup>(convolutional

block attention module, CBAM);最后,引入加权双向特征金字塔网络<sup>[16]</sup>(bidirectional feature pyramid network, BiFPN)弥补网络轻量化造成的检测精度下降,达到精度与速度的平衡。改进的网络模型 YOLOv5s-SCB 结构如图 4 所示。

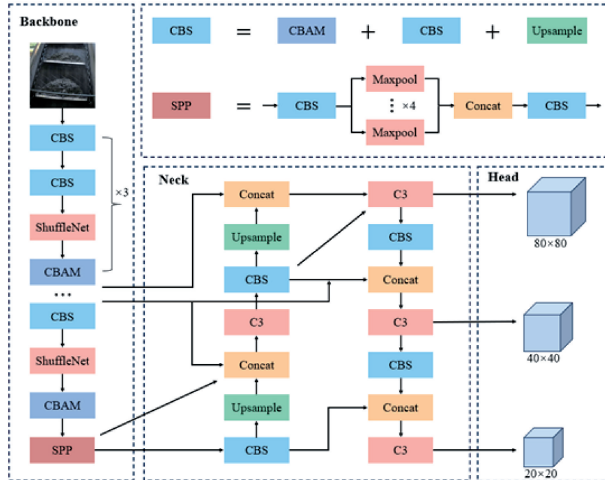


图 4 YOLOv5s-SCB 网络结构  
Fig. 4 YOLOv5s SCB network architecture

YOLOv5s-SCB 网络由 3 个核心部分构成,分别为主干网络、颈部网络和头部网络。首先,输入的图像经过主干网络提取丰富的特征信息;然后,颈部网络会将这些来自不同尺寸的特征进行有效的融合;最后,头部网络会基于这些融合后的特征进行检测。

### 2.3 RAFT 光流网络

考虑到粉尘环境下,捞渣机刮板的细节信息丢失,不利于检测的问题,引入 RAFT 光流网络<sup>[17]</sup>提取刮板的运动信息,对其细节特征进行补充。RAFT 网络结构如图 5 所示。首先,将一对相邻连续帧数据 Frame1 和 Frame2 送入特征编码层(feature encoder, FE)进行下采样操作,提取 1/8 分辨率特征图,并从这些帧数据中逐像素提取光流特征。将提取的光流特征进行点积操作,生成相关特征信息张量。由于这些特征张量较大,RAFT 采用 4 层金字塔结构,对这些特征张量的最后两层进行下采样,使低层级的邻域对应更大的感受野。最终将所有层的特征叠加到一层。然后,模型引入了循环神经网络(gate recurrent unit, GRU)来更新光流场的估计值。卷积模块是 GRU 单元的核心,特征张量输入到 GRU 单元进行迭代,模型在每次迭代中细化光流场的估计。多次迭代后,模型先计算一个较低分辨率的光流场估计。这个光流场估计经过两个卷积操作得到进一步改进。最后,通过上采样操作,模型生成了一个高分辨率的光流场张量,其大小为  $H \times W \times 2$ 。

### 2.4 特征融合网络

检测过程中的光流特征与卷积特征融合过程如图 6

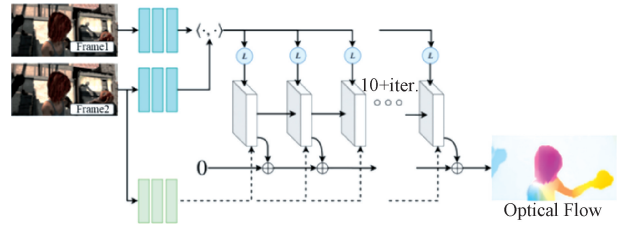


图 5 RAFT 网络结构  
Fig. 5 RAFT network architecture

所示。首先,将视频数据中相邻  $n$  帧的图像分别送入 RAFT 光流网络进行特征提取,然后将提取到的光流特征扩充至  $512 \times 20 \times 20$ 、 $256 \times 40 \times 40$ 、 $128 \times 80 \times 80$ 。最后将这 3 个不同尺寸的光流特征分别与 YOLOv5s-SCB 网络中第 11 层、16 层、21 层提取到的卷积特征进行特征融合,融合方式为特征层对应元素相乘,特征融合方式如图 7 所示。

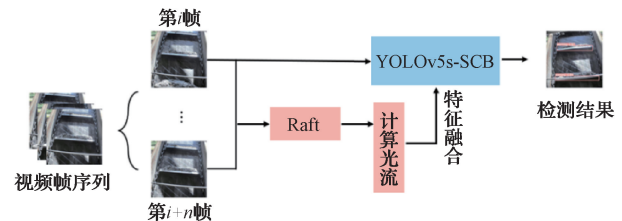


图 6 光流特征与卷积特征融合过程  
Fig. 6 The fusion process of optical flow features and convolutional features

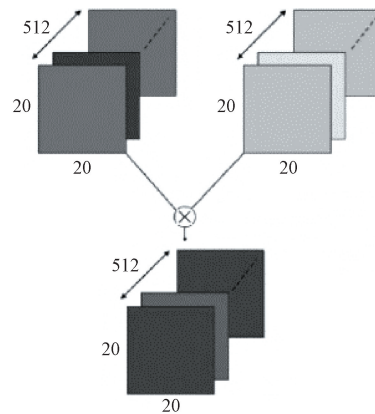


图 7 特征融合方式  
Fig. 7 Feature fusion method

## 3 实验结果

### 3.1 数据集

为了验证本文方法的效果,现场使用固定安装的工业摄像头采集两台捞渣机刮板图像数据,时间跨度为 2022 年 2 月~2024 年 3 月,设备共采集 2 000 幅粉尘图像用来制作粉尘数据集,捞渣机刮板数据集包含了不同季节,不

同时段,不同粉尘浓度的捞渣机刮板目标,具有一定的多样性。其中训练集 1 600 张,测试集 400 张。

在图像采集过程中,工业相机采用了固定安装方式,距离目标位置约为 3 m。相机的安装角度和位置经过优化,以确保能够有效覆盖捞渣机刮板的关键区域。采集的粉尘图像尺寸为  $640 \times 640$  pixels,以满足算法对精度的要求。由于现场环境中的粉尘较多,相机窗口容易受到污染,为此在相机上安装了防尘玻璃,并定期进行清洁维护,以保证采集图像的质量稳定性。

### 3.2 实验设置和评价指标

#### 1) 实验设置

计算环境为 Window10 操作系统,硬件配置如下:计算机 CPU 为 i5-12450F, GPU 为七彩虹 RTX2060\_12G,运行内存为 32 GB。模型训练环境为 PyTorch1.11.0, Python3.8, Cuda11.3。设置训练参数为 300 轮次, Batch-size 为 4,输入图像数据尺寸为  $640 \times 640$ 。数据集共有 2 000 幅图像,按 4:1 比例随机划分数据集,其中训练集 1 600 幅,测试集 400 幅。

#### 2) 目标检测评价指标

目标检测常用的评价指标分为检测速度评价指标和检测精度评价指标。其中,检测速度评价指标每秒帧数(frames per second, FPS)、每秒浮点运算量(FLOPS)等;检测精度评价指标有准确率(precision, P)、召回率(recall, R)、F1 综合得分(F1 score, F1)等<sup>[18]</sup>。

#### 3) 去雾网络评价指标

实验结果从主观定性评价和客观定量评价两方面进行对比评价。在主观定性评价中,主要从视觉效果上与真实图像颜色、颜色饱和度方面、图像亮度以及图像失真等方面进行差异比较;在客观定量评价中,采用峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似度(structural similarity index measure, SSIM)来量化去雾网络的图像恢复能力。

峰值信噪比是基于均方误差(MSE)定义,对给定一个大小为  $m \times n$  的原始图像  $I$  和对其添加噪声后的噪声图像  $K$ <sup>[19]</sup>,其数学表达式如下所示:

$$MSE = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (1)$$

式中: $m \times n$  表示图像尺寸; $I(i, j)$  表示无雾图像; $K(i, j)$  表示有雾图像。

峰值信噪比作为一种重要的评价指标,广泛应用于衡量图像的质量,单位为 dB,数值越大表示图像与原图越接近,失真程度越小<sup>[20]</sup>。其数学表达式如下所示:

$$PSNR = 20 \lg \left\{ \frac{255^2}{\frac{1}{m \times n} \sum_{x=i}^{m-1} \sum_{y=1}^{n-1} [u(i, j) - u_0(i, j)]^2} \right\} \quad (2)$$

式中: $m \times n$  为图像尺寸, $u(i, j)$  为真实无雾图像, $u_0(i, j)$  为去雾图像。

结构相似度由亮度、对比度和结构 3 部分构成。SSIM 数值在  $[0, 1]$ , 其值越大说明图像质量越好,失真程度越小<sup>[21]</sup>。结构相似度的数学表达式如下所示:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2 \mu_x \mu_y + C_1)(2 \sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (3)$$

式中: $x$  为有雾图像; $y$  为清晰图像; $\mu_x, \mu_y$  分别为  $x$  和  $y$  的均值; $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  分别为  $x$  和  $y$  的方差; $\sigma_{xy}$  为  $x$  和  $y$  的协方差; $C_1, C_2$  为常数。

### 3.3 模型对比

#### 1) 去雾网络模型对比

改进前后的 DehazeFormer 模型在粉尘数据集上进行测试,主观视觉图像复原效果如图 8 所示。



图 8 改进前后 DehazeFormer 图像复原效果

Fig. 8 DehazeFormer image restoration effect before and after improvement

从主观视觉效果上来说,对比改进前的 DehazeFormer 网络模型,增加融合注意力的 DehazeFormer 网络模型处理的图像没有噪声残留,尤其是关键的捞渣机刮板区域,改进 DehazeFormer 网络模型图像恢复能力更强,泛化效果更好。改进前后 DehazeFormer 网络客观指标数据如表 1 所示。

表 1 改进前后 DehazeFormer 网络客观评价指标

Table 1 Objective evaluation indicators of DehazeFormer network before and after improvement

去雾网络	PSNR	SSIM	模型体积/MB	推理速度/s
DehazeFormer	33.06	0.955	19.4	0.093
改进 DehazeFormer	35.58	0.983	22.8	0.133

由表 1 可知,相较于 DehazeFormer 网络,改进后 DehazeFormer 网络的 PSNR 评价指标提升了 2.52%, SSIM 评价指标提升了 0.032%,改进后的 DehazeFormer 网络图像恢复能力更强,图像失真度更小;网络体积和推理速度分别增加了 3.4 MB 和 0.04 s,改进后的 DehazeFormer 网络模型体积和推理速度略微增加,这是因为网络增加了融合注意力机制导致模型参数量增加,计算量也随之增加。综合来看,改进后的 DehazeFormer 网络牺牲了少量推理速度,提升了网络性能。

#### 2) 目标检测网络模型对比

选取 YOLOv3-tiny、YOLOv4-tiny、YOLOv5s、YOLOv7s

以及本文的提出的 YOLOv5-SCB 模型,并在结合去雾网络和光流网络的基础上对这些模型进行了对比分析。不同模型的平均精度均值(mAP)曲线如图 9 所示。

通过图 9 可以看出,基于 YOLOv5s-SCB 并结合 DehazeFormer 去雾网络和 RAFT 光流网络的检测模型,在相同训练轮次下表现出较高的精度。不同网络模型识别精度和性能如表 2 所示。

通过表 2 的实验结果进一步证明,基于 YOLOv5s-SCB 的目标检测模型在准确率、召回率和 F1 综合得分方面表现优异,同时具备更小的模型体积和更快的检测速度。

### 3.4 消融实验

为了更加深入、客观地评价捞渣机刮板检测模型在粉

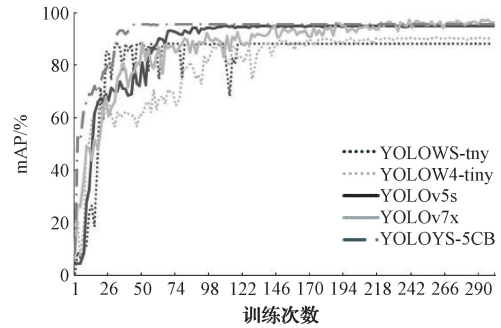


图 9 不同模型的平均精度均值曲线

Fig. 9 Mean average precision curves of different models

表 2 不同网络模型识别精度和性能

Table 2 Recognition accuracy and performance of different network models

网络模型	P/%	R/%	F1	mAP/%	体积/MB	检测时间/ms
YOLOv3-tiny	86.1	84.4	85.2	88.1	36.6	31.1
YOLOv4-tiny	91.7	89.5	90.6	90.6	23.1	36.3
YOLOv5s	93.2	93.4	93.3	92.9	14.5	21.9
YOLOv7x	93.8	95.2	94.0	<b>95.4</b>	142.1	16.2
YOLOv5s-SCB	<b>94.8</b>	<b>95.5</b>	<b>95.1</b>	95.1	<b>12.3</b>	<b>9.2</b>

尘环境下的检测性能,对各模型出现误检、漏检情况进行测试。选取 400 幅粉尘图像进行刮板检测消融实验测试,测试的部分可视化图如图 10 所示,测试结果如表 3 所示。

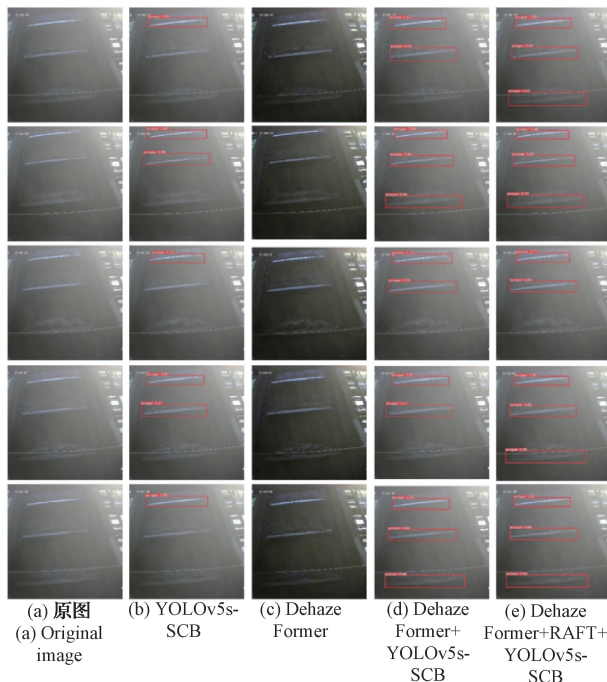


图 10 模型检测结果对比

Fig. 10 Comparison chart of model detection results

从图 10 可以看出,在未加入 DehazeFormer 去雾网络以及未进行特征融合时,检测模型对粉尘图像检测效果很差,大部分捞渣机刮板没有检测到,且检测置信度低;在加入 DehazeFormer 去雾网络但未经过 RAFT 光流网络进行特征融合时,检测模型对中上位置明亮部分检测能力增强,检测置信度提高,但对图像下部分较暗且有圆形横杆遮挡的捞渣机刮板检测效果不佳;在加入 DehazeFormer 去雾网络以及经过 RAFT 光流网络进行特征融合之后,检测模型对图像下部分的捞渣机刮板检测能力大大增强。刮板检测消融实验如表 3 所示。

表 3 刮板检测消融实验

Table 3 Scraper detection and ablation experiment

检测模型	误检率	漏检率
	/%	/%
YOLOv5s-SCB	0	53.3
YOLOv5s-SCB+DehazeFormer	0	17.6
YOLOv5s-SCB+DehazeFormer+RAFT	0	4.9

由表 3 可知,在检测粉尘图像时,所有检测模型均未出现误检,说明没有出现将其他物体识别成刮板的情况。单独使用 YOLOv5s-SCB 网络,模型漏检率很高,检测性能差;使用 YOLOv5s-SCB 网络和 DehazeFormer 网络结合,模型漏检率较高,对亮度较暗和被遮挡的刮板检测效果不佳;使用 YOLOv5s-SCB 网络、DehazeFormer 网络和

RAFT 网络结合,模型漏检率大幅度降低,但仍存在个别被遮挡的刮板检测不到的情况。由于电厂现场要求漏检率不超过 5%,误检率控制在 3%以内,以保证在各种复杂粉尘环境下能及时、准确地检测到刮板的异常状态。本文所设计的算法均在指标范围内,其中误检率为 0%,漏检率为 4.9%,基本达到了预期的设计目标。

#### 4 结论

本文提出了一种专用于粉尘环境下的捞渣机刮板监测算法,该算法旨在实现对电厂捞渣机刮板异常状态的实时、精准检测。此算法在轻量化目标检测模型 YOLOv5s-SCB 的基础上,前端引入了改进的 DehazeFormer 去雾网络,并引入了 RAFT 光流网络,精准捕捉刮板的运动特征。通过有效地将 RAFT 光流网络提取的运动特征与 YOLOv5s-SCB 模型提取的卷积特征相结合,大大提高了复杂粉尘环境下检测算法的检测性能。该算法的推广将为电厂的安全、高效运行提供了有力的技术支撑。

#### 参考文献

- [1] 李辉,董燕,刘祥,等.基于两阶段深度网络的输电线路异常目标检测方法[J].控制与决策,2022,37(7):1873-1882.  
LI H, DONG Y, LIU X, et al. Two-stage deep network-based method for detecting abnormal objects in transmission lines[J]. Chinese Journal of Control and Decision, 2022, 37(7): 1873-1882.
- [2] 易继禹,陈慈发,龚国强.基于改进 Faster RCNN 的输电线路航拍绝缘子检测[J].计算机工程,2021,47(6):292-298.  
YI J Y, CHEN C F, GONG G Q. Detection of aerial insulators on power transmission lines based on improved faster RCNN [J]. Chinese Journal of Computer engineering, 2021, 47(6): 292-298.
- [3] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [4] 巩宇,陆传德,符彦青,等.基于改进 YOLOv3 模型的电厂生产区域漏水、漏油检测[J].广东电力,2021,34(6):55-64.  
GONG Y, LU CH D, FU Y Q, et al. Leakage and oil spill detection in power plant production areas based on improved YOLOv3 model [J]. Chinese Journal of Guangdong Electric Power, 2021, 34(6): 55-64.
- [5] 徐鹏雷,杨文刚.基于 YOLO 的输电线路鸟巢检测网络结构改进研究[J].智慧电力,2024,52(4):54-61.  
XU P L, LIU W G. Research on network structure improvement for bird nest detection on power transmission lines based on YOLO [J]. Chinese Journal of Smart Power, 2024, 52(4): 54-61.
- [6] 冯晗,姜勇.使用改进 YOLOv5 的变电站绝缘子串检测方法[J].智能系统学报,2023,18(2):325-332.  
FENG H, JIANG Y. Method for detecting insulator strings in substations using improved YOLOv5 [J]. Chinese Journal of Intelligent Systems, 2023, 18(2): 325-332.
- [7] 颜宏文,万俊杰,潘志敏,等.基于改进 YOLOv5-Lite 轻量级的配电组件缺陷识别[J].高电压技术,2024,5(1):1-10.  
YAN H W, WAN J J, PAN ZH M, et al. Defect identification of distribution components based on improved YOLOv5-Lite lightweight model [J]. Chinese Journal of High Voltage Technology, 2024, 5(1): 1-10.
- [8] LUO Z, WANG C, QI Z, et al. LA\_YOLOv8s: A lightweight-attention YOLOv8s for oil leakage detection in power transformers [J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 92: 82-91.
- [9] 李刚,姬晓飞,王竹筠.基于改进 YOLOv5s 的电厂捞渣机状态异常检测[J].沈阳航空航天大学学报,2023,40(6):42-52.  
LI G, JI X F, WANG ZH J. Abnormal status detection of slag removal machines in power plants based on improved YOLOv5s [J]. Chinese Journal of Shenyang Aerospace University, 2023, 40(6): 42-52.
- [10] 毛爱坤,刘昕明,陈文壮,等.改进 YOLOv5 算法的变电站仪表目标检测方法[J].图学学报,2023,44(3):448-455.  
MAO AI K, LIU X M, CHEN W ZH, et al. Target detection method for substation instruments based on improved YOLOv5 algorithm [J]. Chinese Journal of Graphics, 2023, 44(3): 448-455.
- [11] 徐忠锴,刘艳玲,盛晓娟,等.基于改进 YOLOv5 的变电站典型缺陷自动检测算法[J].系统仿真学报,2024,40(6):1-11.  
XU ZH K, LIU Y L, SHENG X J, et al. Automatic detection algorithm for typical defects in substations based on improved YOLOv5 [J]. Chinese Journal of System Simulation, 2024, 40(6): 1-11.
- [12] 王可铮,徐玉芬,周尚波,等.结合对比感知损失和融合注意力的图像去雾模型[J].计算机工程,2023,49(8):207-214.  
WANG K ZH, XU Y F, ZHOU SH B, et al. Image dehazing model combining contrast perception loss and fusion attention [J]. Chinese Journal of Computer engineering, 2023, 49(8): 207-214.
- [13] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al.

- ShuffleNet: Practical guidelines for efficient CNN architecture design [C]. European Conference on Computer Vision, 2018: 122-138.
- [14] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [15] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]. European Conference on Computer Vision, 2018: 3-19.
- [16] WANG K X, LIEW J H, ZOU Y T, et al. PANet: Fewshot image semantic segmentation with prototype alignment [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2020: 9196-9205.
- [17] TEED Z, DENG J. Recurrent All-Pairsfield transforms for optical flow[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision, 2020: 402-419.
- [18] 李晨, 张辉, 张邹铨, 等. 融合多尺度特征与全局上下文信息的 X 光违禁物品检测[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(10): 3043-3057.
- LI CH, ZHANG H, ZHANG Z Q, et al. Detection of X-ray prohibited items by integrating multi-scale features and global context information [J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2022, 27 (10): 3043-3057.
- [19] 王永金, 左羽, 吴恋, 等. 基于注意力机制的图像超分辨率重建[J]. 计算机应用, 2021, 41(3): 845-850.
- WANG Y J, ZUO Y, WU L, et al. Image super-resolution reconstruction based on attention mechanism [J]. Chinese Journal of Computer Applications, 2021, 41(3): 845-850.
- [20] 李宇娇, 周冬明, 李森, 等. 结合平滑扩展卷积网络与注意力机制的低照度图像增强[J]. 云南大学学报, 2022, 44(5): 912-924.
- LI Y J, ZHOU D M, LI M, et al. Low-light image enhancement combining smooth extended convolutional networks and attention mechanism [J]. Chinese Journal of Yunnan University, 2022, 44(5): 912-924.
- [21] 马进德, 陶青川. 基于改进的 YOLOv4 贴片电阻的检测算法[J]. 现代计算机, 2022, 28(7): 22-28.
- MA J D, TAO Q CH. Detection algorithm for chip resistors based on improved YOLOv4 [J]. Chinese Journal of Modern Computer, 2022, 28(7): 22-28.

## 作者简介

刘洲, 中级工程师, 主要研究方向为发电技术、数字化转型和新型储能。

E-mail: 626956184@qq.com

李刚, 硕士, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: li\_gang0129@163.com

姬晓飞(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为视频分析与处理、模式识别理论等。

E-mail: jixiaofei7804@126.com

周飞, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为污染治理、火力发电技术、数字化转型等。

E-mail: 35487300@qq.com