

注意力机制增强的输煤传送带异物检测

张杨¹, 程智宇², 陈允降¹, 张建南¹, 袁文胜¹, 张慧²

(1. 国家电投集团协滨海发电有限公司, 江苏 盐城 224553;

2. 北京交通大学计算机科学与技术学院, 北京 100044)

摘要: 在电厂煤炭输送这一特殊环境中存在着诸多复杂因素, 如光线不均匀、粉尘干扰以及输煤传送带上异物的形状、尺寸、材质各异等。当前众多目标检测算法在这种复杂环境下, 对异物特征的敏感度不足, 难以有效区分不同特征的异物。为了解决这一问题, 对原YOLOv8算法的网络结构进行了优化, 提出了YOLOv8-CPCA检测方法。该方法通过引入通道先验卷积注意力(channel prior convolutional attention, CPCA)机制, 显著提高了模型的特征提取能力, 实现了在电厂煤炭输送的恶劣环境下对异物的高精度检测。CPCA机制通过独特的卷积与池化操作组合, 对输入特征图进行全局平均池化与最大池化, 深度挖掘多维度特征信息, 再经非线性变换精准生成各通道及空间位置的注意力权重, 引导模型将注意力高度集中于异物的关键特征区域, 强化特征提取能力。实验结果表明, 改进后的模型在确保检测实时性的同时, 平均检测精度mAP@0.5提高至92.9%, 为输煤传送带异物检测提供了更加精准的解决方案, 切实保障电厂煤炭输送的安全运行。

关键词: YOLOv8; 注意力机制; CPCA; 输煤传送带; 异物检测

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202518

Foreign object detection on coal conveyor belt enhanced by attention mechanism

ZHANG Yang¹, CHENG Zhiyu², CHEN Yunjiang¹, ZHANG Jiannan¹, YUAN Wensheng¹, ZHANG Hui²

1. State Power Investment Corporation Binhai Power Generation Co., Ltd., Yancheng 224553, China

2. School of Computer Science and Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

Abstract: There are many complex factors in the special environment of coal transportation in power plants, such as uneven light, dust interference, and the different shapes, sizes, and materials of foreign objects on the coal conveyor belt. In this complex environment, many current target detection algorithms are not sensitive enough to the characteristics of foreign objects, and it is difficult to effectively distinguish foreign objects with different characteristics. In order to solve this problem, the network structure of the original YOLOv8 algorithm was optimized and a YOLOv8-CPCA detection method was proposed. The feature extraction ability of the model was significantly improved by introducing the channel prior convolutional attention mechanism (CPCA), and high-precision detection of foreign objects in the harsh environment of coal transportation in power plants was achieved. A unique combination of convolution and pooling operations was used by the CPCA attention mechanism to perform global average pooling and maximum pooling on the input feature map, multi-dimensional feature information was deeply mined, and then attention weights for each channel and spatial position were accurately generated through nonlinear transformation, guiding the model to focus on the key feature areas of foreign objects and enhance feature extraction capabilities. Experimental results show that the improved model not only ensures the real-time detection, but also increases the average detection accuracy mAP@0.5 to 92.9%, providing a more accurate solution for foreign object detection on coal conveyor belts and effectively ensuring the safe operation of coal transportation

收稿日期: 2025-02-19; 修回日期: 2025-05-07

通信作者: 袁文胜, yws8899@163.com

in power plants.

Key words: YOLOv8, attention mechanism, CPCA, coal conveyor belt, foreign object detection

0 引言

输煤传送带是保障电厂煤炭高效运输的关键设备,其稳定运行对电力生产的安全性及连续性至关重要^[1]。然而,输煤环境恶劣,如光线不均匀、粉尘弥漫以及传送带上异物种类繁多、特征复杂。这些异物不仅可能导致传送带的磨损与撕裂,还会引发煤炭质量下降、设备故障,甚至引发安全事故。

随着深度学习技术的飞速发展,目标检测算法在众多领域取得了显著的成果,YOLO系列算法凭借其快速的检测速度和较高的检测精度在实时目标检测领域表现出色^[2],尤其是YOLOv8^[3],在网络结构和检测策略上做出了进一步的优化,在常规场景下展现出了卓越的性能。但在电厂输煤传送带的异物检测中,现有算法仍面临诸多挑战。该任务特殊的环境条件使采集到的图像质量严重下降,异物特征难以清晰提取。同时,传送带上异物的形状、尺寸、材质差异巨大,而原YOLOv8算法在电厂输煤传送带异物检测中,对异物特征的敏感度相对较低,难以有效区分不同特征的异物,导致检测精度无法满足电厂安全生产的实际需求。

为了解决这一问题,本文基于YOLOv8提出了一种注意力机制增强的检测算法——YOLOv8-CPCA。该算法通过引入通道先验卷积注意力(channel prior convolutional attention, CPCA)机制^[4],对YOLOv8算法的网络结构进行优化改进。CPCA机制能够通过独特的卷积与池化操作组合,深度挖掘输入特征图的多维度信息,精准生成各通道及空间位置的注意力权重,引导模型聚焦于异物的关键特征区域,从而强化特征提取效能,提升算法对输煤传送带异物检测的精度。实验结果表明,改进后的算法在确保检测实时性的基础上,有效提高了检测的平均精度,为电厂输煤传送带异物检测提供了一种更精准的解决方案。

1 相关工作

近年来,目标检测算法在计算机视觉领域不断发展,广泛应用于工业缺陷检测^[5]、智能交通^[6]和安防监控^[7]等领域。传统检测方法依赖于手工设计的特征提取器(如Haar特征^[8]、HOG特征^[9])和分

类器(如SVM^[10]),但其性能在复杂环境下受限,难以适应多样化的目标特征和背景干扰。随着深度学习技术的发展,基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[11]的目标检测算法逐渐成为主流,其分为两阶段检测^[12]和单阶段检测^[13]两类。两阶段检测方法(如Faster R-CNN^[14])通过区域建议网络(RPN)和端到端训练提高了精度,但检测速度较慢,难以满足实时性要求较高的场景;单阶段检测方法(如YOLO系列、Mask SSD^[15])通过单阶段架构实现了高效的实例分割。其中,Mask SSD在实时性和效率方面表现出色,但在处理小目标和复杂背景时,精度仍有待提高。YOLO系列算法在骨干网络、检测头和训练策略上不断优化,展现出卓越的性能,适用于复杂环境下的实时检测任务。

在目标检测领域,研究者通过改进网络结构和引入注意力机制等方法来提升检测精度。例如,Zhang等^[16]通过点云和体素化的结合优化了3D目标检测网络结构,提升了3D目标检测的精度;Cai等^[17]提出了多项式核基础网络(PKINet),通过引入上下文锚点(CAA)注意力机制,有效提升了遥感图像目标检测的精度;Zhang等^[18]将带有全卷积注意力模块(C-SE)的轻量化GhostNet模型嵌入YOLOv4中,提升了对无人机应用检测的精度;田庆等^[19]将压缩和激励网络(SE)注意力机制融入YOLOv5中,提升了对绝缘子的平均检测精度。这些研究表明,改进网络结构和引入注意力机制是提升目标检测精度的有效途径。

针对传送带异物检测的特定场景,现有研究主要集中在传统视觉方法和基于深度学习的改进模型。例如,贾尚峰等^[20]在YOLOX中引入卷积注意力模块(CBAM)提高了检测精度,但只适用于小规模样本。高涵等^[21]提出一种基于特征增强与Transformer的检测方法,有效提高了复杂背景下的异物检测精度,但计算量较大,导致检测速度较慢。

鉴于此,本文选择YOLOv8算法模型作为基线模型,并引入通道先验卷积注意力机制进行改进。CPCA机制通过全局特征挖掘和注意力权重分配,能够进一步提升模型对复杂环境下异物的检测精度和鲁棒性,使其更契合输煤传送带异物检测的实际需求。其核心优势有如下两点。(1)全局特征建模

能力：与通道注意力（CAM）等传统注意力机制不同，CPCA通过全局通道先验建模，有效融合了长距离依赖特征，显著提升了复杂背景下区分异物特征的能力。（2）实时性与检测精度的平衡：与现有目标检测算法相比，YOLOv8-CPCA在保持高检测精度的同时，具有更快的检测速度和更好的实时性。

2 YOLOv8

YOLOv8算法沿用了YOLO系列的全卷积神经网络架构，对其网络层数与结构布局进行了进一步的精简与优化，形成了独特的网络结构。该算法摒弃了传统神经网络中易引发梯度异常的全连接层和池化层，通过合理调控卷积核的步长来实现降采样，从而能够相对精准地控制特征图尺寸的变化，确保图像在经过多层卷积处理后，其关键特征得以有效保留并被准确提取。

在特征提取阶段，YOLOv8构建了一个具有一定深度且注重效率的骨干网络。该网络借鉴了CSPNet（cross stage partial network）等结构优化手段，实现了特征在不同阶段的合理分流与聚合。这一设计不仅在一定程度上减轻了计算负担，还强化了特征表达能力，使模型能够更有效地提取关键特征信息，为后续的检测任务提供了坚实的基础。

在目标检测环节，YOLOv8采用了Decoupled-Head检测头结构^[22]。该结构由多个卷积层组成，能够对输入的特征图进行精细化的处理，并转化为最终的目标检测结果。YOLOv8还引入了Anchor-Free检测策略^[23]，摒弃了传统方法中对Anchor框位置和大小预测，直接计算目标的中心点坐标以及宽高比例。这一改进有效减少了Anchor框的数量，降低了计算复杂度，避免了因框冗余而导致的资源浪费和检测误差，同时提升了检测的速度和精度，使其在电厂输煤传送带的异物检测中具有潜在的应用价值。

在检测框的参数设定方面，每个检测框包含了目标中心点的坐标（ x, y ）、边界框宽高（ w, h ）以及有无目标的置信度，在类别概率的处理上，YOLOv8展现出了较高的灵活性。

在模型的训练与优化过程中，YOLOv8采用自适应学习率策略。这一策略使模型在训练前期能够快速趋向收敛，在后期可以更加精细地调整参数，从而有效避免陷入局部最优的困境。此外，YOLOv8还结合了多种正则化技术，以抑制过拟合

现象的发生，确保模型在不同数据集上都能够保持稳定的性能表现。同时，通过随机裁剪、旋转等数据增强手段，模型在训练过程中能够接触到更加多样化的样本，进而提升了其对复杂环境的适应能力，为其在电厂输煤传送带异物检测中的应用奠定坚实的基础。

3 改进的YOLOv8算法模型

3.1 通道先验卷积注意力机制

在电厂输煤传送带的异物检测任务中，为了提高YOLOv8算法对异物特征的敏感度和检测精度，本文引入了通道先验卷积注意力机制。该机制通过优化特征提取过程，增强模型对异物特征的识别能力，进而提高检测的准确性，通道先验卷积注意力机制如图1所示。

CPCA机制包含通道注意力和空间注意力两大核心模块。通道注意力模块通过分析特征图中各通道的重要性并进行加权，强化关键特征；空间注意力模块挖掘空间关键信息，为前者提供依据，协同优化特征图。

在通道注意力模块中，首先对特征图 $F \in R^{C \times H \times W}$ 进行处理，其中 C 表示通道数量， H 和 W 分别为特征图的高度和宽度。通过平均池化 F_{avg} 和最大池化 F_{max} 操作，分别获取每个通道的平均值 $F_{\text{avg}}(c)$ 和最大值 $F_{\text{max}}(c)$ ，计算式如下：

$$F_{\text{avg}}(c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W F(c, h, w) \quad (1)$$

$$F_{\text{max}}(c) = \max_{h=1}^H \max_{w=1}^W F(c, h, w) \quad (2)$$

这两个操作从不同角度挖掘了空间特征，平均池化反映整体平均特征，而最大池化突出显著特征。

其次，将 F_{avg} 与 F_{max} 分别输入共享的多层感知器 M 中。其输入维度及输出维度为 C ，隐藏层维度为 C/r （ r 为压缩比）。处理后，得到 $M(F_{\text{avg}})$ 与 $M(F_{\text{max}})$ ，再将二者相加，得到包含通道重要性信息的结果 S ：

$$S = M(F_{\text{avg}}) + M(F_{\text{max}}) \quad (3)$$

然后，对 S 使用Sigmoid激活函数 σ ，得到通道注意力图 M_c ：

$$M_c = \sigma(S) \quad (4)$$

其中， M_c 数值的取值范围为0~1，明确体现了对应通道的重要程度。最后，将通道注意力图 M_c 与

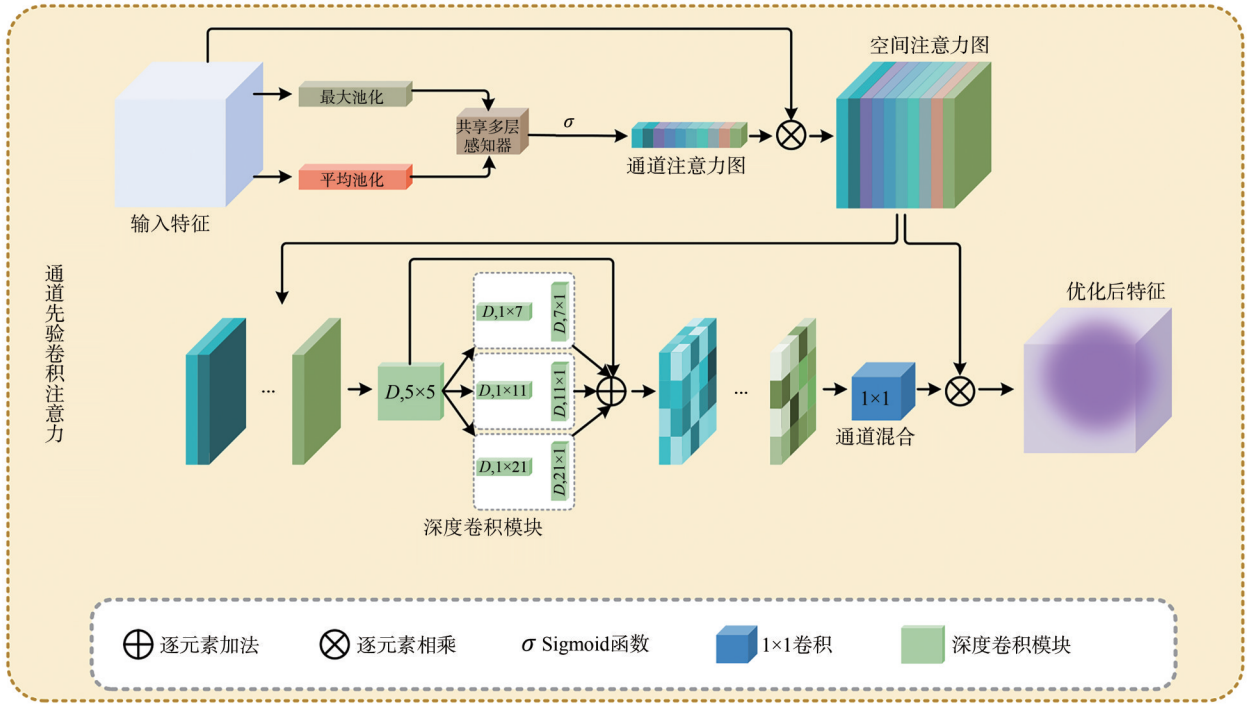


图1 通道先验卷积注意力机制

始输入特征图 F 进行逐元素相乘, 得到调整后的特征图 F_c , 用于后续模型的进一步处理:

$$F_c = M_c \otimes F \quad (5)$$

在空间注意力模块中, 首先通过式 (6) 来生成空间注意力图 $M_s \in R^{C \times H \times W}$:

$$SA(F) = \text{Conv}_{1 \times 1} \left(\sum_{i=1}^3 \text{Branch}_i(\text{DwConv}(F)) \right) \quad (6)$$

其中, $\text{DwConv}(F)$ 代表深度卷积, 它能够深入挖掘特征之间的空间关系; $\text{Branch}_i (i \in 0, 1, 2, 3)$ 表示不同的分支。这里采用了多尺度结构, 使用不同大小的卷积核来提取图像中不同尺度的特征 (例如 $D, 5 \times 5$ 表示卷积核大小为 5×5 的深度卷积操作)。然后通过 1×1 卷积进行通道混合, 使生成的空间注意力图更加精细。最后, 依据式 (7) 得到最终用于检测的特征:

$$F_s = SA(F) \otimes F_c \quad (7)$$

其中, $F_s \in R^{C \times H \times W}$ 。

3.2 YOLOv8-CPCA 算法模型

针对当前众多目标检测算法在电厂输煤传送带异物检测中对异物特征的敏感度不足、难以有效区分的问题, 本文提出了一种注意力机制增强的目标检测算法——YOLOv8-CPCA。其网络结构如图2所示, 图2中用橙色虚线框标出的部分表示新增的通道先验卷积注意力机制, 该机制的引入旨在提高

模型对异物特征的识别能力。

在架构层面, CPCA 被巧妙地嵌入 YOLOv8 的骨干网络之中。输入图像首先进入主干网络 (Backbone) 部分进行特征提取, 经过多个卷积模块 (Conv) 和跨阶段特征融合模块 (C2f) 初步特征提取后, 再经过 CPCA 模块进行卷积与池化操作生成注意力权重, 引导模型聚焦关键特征区域, 提升特征提取能力。提取到的特征经快速空间金字塔池化模块 (SPPF) 进一步强化后传递到颈部网络 (Neck) 部分, 通过特征拼接操作 (Concat) 按照不同层次进行拼接, 再通过上采样操作 (Upsample), 实现多尺度特征的融合。最后, 将处理后的特征输入头部网络 (Head) 部分, 进行最终的检测任务。通道注意力模块对图像特征进行筛选和处理, 让模型聚焦于包含异物关键信息的通道, 并排除背景干扰。空间注意力模块通过对特征间空间关系进行深度挖掘, 精准定位异物位置, 即便在异物被部分遮挡或处于复杂光照的条件下, 也能准确识别。

4 实验准备

4.1 实验数据集

本文使用的数据集来源于某省输煤场景的监控视频截取图片, 共包含 10 584 张图片, 用于评估 YOLOv8-CPCA 算法在电厂输煤传送带异物检测中

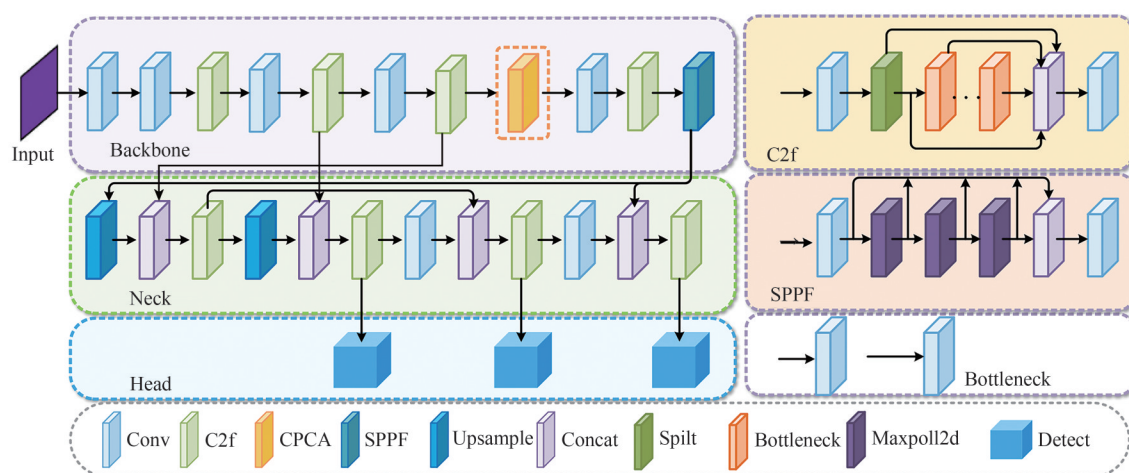
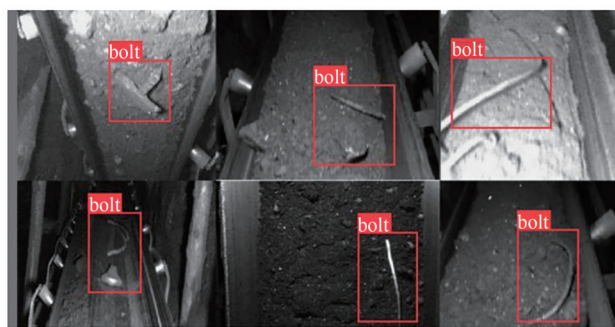
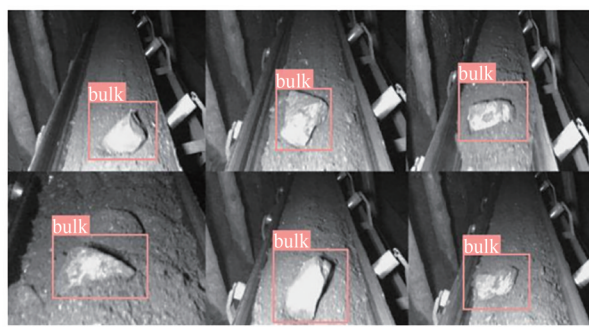


图2 YOLOv8-CPCA网络结构



(a) 锚杆 (bolt) 标签的数据集图片



(b) 大块 (bulk) 标签的数据集图片

图3 部分数据集图片

的性能。按照 20 : 2 : 1 的比例将数据集划分为训练集、验证集和测试集，部分数据集图片如图3所示。该数据集包括锚杆和大块两个类别，相应标签的数量比为 1 : 3。

4.2 实验设置

本文实验的系统环境为 Ubuntu 20.04.4，配备 Intel (R) Xeon (R) Sliver 4210R CPU @ 2.40 GHz 的处理器，运行内存为 62 GB，显卡为显存 16 GB 的 GeForce RTX 2080 Ti，训练参数见表1。

表1 训练参数

训练参数	数值
初始学习率	0.01
优化器	SGD
优化器动量	0.937
权重衰减系数	0.0005

4.3 实验评价指标

4.3.1 精确率 P

精确率 P 表示正确预测为正类别的样本比例，

其计算式为：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

其中，TP 为真正例，表示被正确分类的正样本数量；FP 为假正例，表示被错误分类为正样本的数量。

4.3.2 召回率 R

召回率 R 表示实际正类别样本中被正确预测为正类别的概率，其计算式为：

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

其中，FN 为假负例，表示被错误分类为负样本的数量。

4.3.3 平均精确率 AP

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (10)$$

其中， $P(r)$ 是在召回率 r 处的精确率。

4.3.4 平均检测精度 mAP

mAP 为平均检测精度，是多个验证集中计算 AP 的平均值，其计算式为：

$$mAP = \frac{\sum AP}{K} \quad (11)$$

本文使用 $mAP@0.5$ 作为实验评价指标, $mAP@0.5$ 表示 IoU 阈值大于 0.5 的平均检测精度。

5 实验结果分析

5.1 消融实验

本文开展了一系列消融实验, 旨在评估不同注意力模块、不同集成策略(如相加、相乘和相连接)、不同数据增强策略^[24], 以及 CPCA 机制的不同集成次数对 YOLOv8-CPCA 算法实验结果的影响。

5.1.1 不同注意力模块的消融实验

为了深入探究 CPCA 机制中两个核心模块——通道注意力模块(CA)和空间注意力模块(SA)——对 YOLOv8-CPCA 算法性能的独立影响, 本节设计并实施了一组消融实验。实验分别测试了仅使用通道注意力模块和仅使用空间注意力模块时的算法性能, 以确定两个模块共同作用的必要性。不同注意力模块的消融实验结果见表 2。

表2 不同注意力模块的消融实验结果

模型	锚杆	大块	mAP@0.5
YOLOv8-CPCA	90.9%	93.7%	92.3%
YOLOv8-CPCA (CA)	91.1%	92.9%	92.0%
YOLOv8-CPCA (SA)	90.2%	92.8%	91.5%

由表 2 可知, 当通道注意力模块和空间注意力模块协同作用时, 平均检测精度优于任一模块单独作用的情况, 由此可知两个模块协同作用是必要的, 特别是在电厂输煤传送带这种复杂环境下。通道注意力模块能够精准地筛选出包含异物关键信息的通道, 有效排除背景干扰, 而空间注意力模块则通过对特征间空间关系的深度挖掘, 实现对异物位置的精准定位。这种协同作用使模型能够更全面、更精准地捕捉异物的特征, 从而显著提高检测精度。

5.1.2 不同集成策略的消融实验

本节通过消融实验评估了 3 种不同的 CPCA 机制集成策略——相加、相乘、相连接, 对 YOLOv8-CPCA 算法性能的影响。为此, 本文构建了 YOLOv8-CPCA 模型的 3 个变种, CPCA 机制集成策略的消融实验结果见表 3。

由表 3 可知, 相乘集成策略在 $mAP@0.5$ 上表现最佳。具体而言, 相乘集成策略会根据通道和空

表3 CPCA 机制集成策略的消融实验结果

模型	锚杆	大块	mAP@0.5
YOLOv8-CPCA (Add)	91.0%	93.2%	92.1%
YOLOv8-CPCA (Multiply)	90.9%	93.7%	92.3%
YOLOv8-CPCA (Concat)	89.1%	93.3%	91.2%

间注意力权重对特征图进行逐元素相乘操作, 使关键特征得到显著增强, 而非关键特征则被有效抑制, 进而提高检测精度。

5.1.3 不同数据增强策略的消融实验

本节采用多种不同的数据增强策略, 以评估这些数据增强策略对 YOLOv8-CPCA 算法精度的影响。数据增强是深度学习中常用的技术, 用于提高模型的泛化能力。本文考虑了以下数据增强策略: 调整 HSV 色彩空间中的色调(hsv_h)、图像水平翻转(fliplr)、图像垂直翻转(flipud)、图像平移(translate)、马赛克数据增强(mosaic)以及通过图像和标签的线性插值生成新样本(mixup)。不同数据增强策略组合的消融实验结果见表 4。

表4 不同数据增强策略组合的消融实验结果

序号	hsv_h	fliplr	translate	mosaic	flipud	mixup	mAP@0.5
1	✓	✓	✓	✓			92.3%
2		✓	✓	✓			92.7%
3	✓		✓	✓			91.7%
4	✓	✓		✓			91.6%
5	✓	✓	✓				90.7%
6	✓	✓	✓	✓		✓	91.9%
7		✓	✓	✓	✓		92.0%
8	✓	✓	✓	✓	✓		92.9%

表 4 中的序号 1 为 YOLOv8-CPCA 基线模型的实验结果, 序号 2~8 为采用不同数据增强策略组合的实验结果。根据上述实验结果可以看出, 在电厂输煤传送带的异物检测中, 不同数据增强策略组合对 YOLOv8-CPCA 算法的精度有重要影响。特别是使用了 hsv_h、fliplr、translate、mosaic、flipud 策略组合(序号 8)的实验在 $mAP@0.5$ 上达到了 92.9%, 相较于 YOLOv8-CPCA 基线模型(序号 1)提高了 0.6%。这些数据增强策略能够模拟输煤传送带环境中的复杂情况, 如光照变化、异物位置和形态的变化等, 从而使模型在训练过程中接触到更加多样化的样本, 增强了模型对复杂环境的适应能

力,从而更准确地进行异物检测。

5.1.4 不同CPCA机制集成次数的消融实验

本节在第5.1.3节所述数据增强策略的基础上,进行了不同集成次数的消融实验,以确定YOLOv8-CPCA算法网络结构中引用CPCA模块的最优次数。不同CPCA机制集成次数的消融实验结果见表5。

表5 不同CPCA机制集成次数的消融实验结果

模型	锚杆	大块	mAP@0.5
YOLOv8-CPCA (one stage)	91.3%	94.4%	92.9%
YOLOv8-CPCA (two stage)	89.5%	93.9%	91.7%
YOLOv8-CPCA (three stage)	88.3%	92.6%	90.7%

从表5的实验结果可以看出,在YOLOv8-CPCA算法中,不同CPCA机制集成次数对mAP@0.5的影响是显著的。其中单次集成的mAP@0.5最高,为92.9%,而随着集成次数的增加,平均检测精度有所下降,3次集成的mAP@0.5为90.7%。这可能是因为过多的集成次数导致模型复杂度增加,引发了过拟合问题和优化难度的增加。此外,模型复杂度的增加还会使训练和推理时间延长,增加了计算成本。因此,在YOLOv8-CPCA模型中,单次集成在平衡模型复杂度和精度方面更有效。

5.2 与其他算法模型对比实验

为了验证YOLOv8-CPCA算法的有效性,本文实验在第4.2节所述的相同实验环境下在评价指标上与原YOLOv8、YOLOv8-GAM、YOLOv8-MHSA等目标检测算法进行对比分析,不同算法模型评价指标对比见表6。

由表6可知,相较于原YOLOv8算法,改进后

的YOLOv8-CPCA算法在mAP@0.5上提高了1.1个百分点,与其他网络模型相比,也均有所提高。以上结果表明,YOLOv8-CPCA算法在电厂输煤传送带异物检测中,相较于传统目标检测算法,提高了平均检测精度,展现出更强的适应性和鲁棒性。

5.3 可视化结果分析

为了验证YOLOv8-CPCA模型的检测效果,本文分别使用原YOLOv8模型与YOLOv8-CPCA模型在验证集上进行推理,以及生成注意力特征热力图对比。部分测试集的推理以及注意力特征热力图结果如图4所示,其中左侧为使用YOLOv8模型,右侧为改进后的YOLOv8-CPCA模型。推理结果图中,绿色边框表示正确检测到的目标,红色边框表示漏检的目标,蓝色边框表示误检的目标。由图4可知,YOLOv8-CPCA模型具有更好的检测效果。

6 结束语

针对现有目标检测算法在电厂输煤传送带异物检测中精度受限的问题,本文提出了注意力机制增强的输煤传送带异物检测算法,即YOLOv8-CPCA算法,通过引入通道先验卷积注意力机制强化对目标的特征提取能力。CPCA机制通过独特的卷积与池化操作,对输入特征图进行全局平均池化与最大池化,挖掘多维度特征信息,精准生成各通道及空间位置的注意力权重。在通道注意力模块,筛选出包含异物关键信息的通道,排除背景干扰;在空间注意力模块,深度挖掘特征间空间关系,精准定位异物。经实验验证,YOLOv8-CPCA算法模型平均检测精度相较于原YOLOv8算法模型提升明显。

表6 不同算法模型评价指标对比

算法模型	锚杆	大块	mAP@0.5
Rt-Detr ^[25]	90.1%	92.0%	91.1%
SSD ^[26]	90.2%	92.4%	91.3%
YOLOv5	90.4%	93.4%	91.9%
YOLOv6	90.2%	93.2%	91.7%
YOLOv8	90.1%	93.5%	91.8%
YOLOv5-CPCA	91.2%	93.0%	92.1%
YOLOv6-CPCA	91.3%	93.4%	92.3%
YOLOv8-GAM ^[27]	90.9%	92.4%	91.7%
YOLOv8-MHSA ^[28]	90.2%	93.6%	91.9%
YOLOv8-TA ^[29]	90.3%	93.6%	92.0%
YOLOv8-CPCA	91.3%	94.4%	92.9%

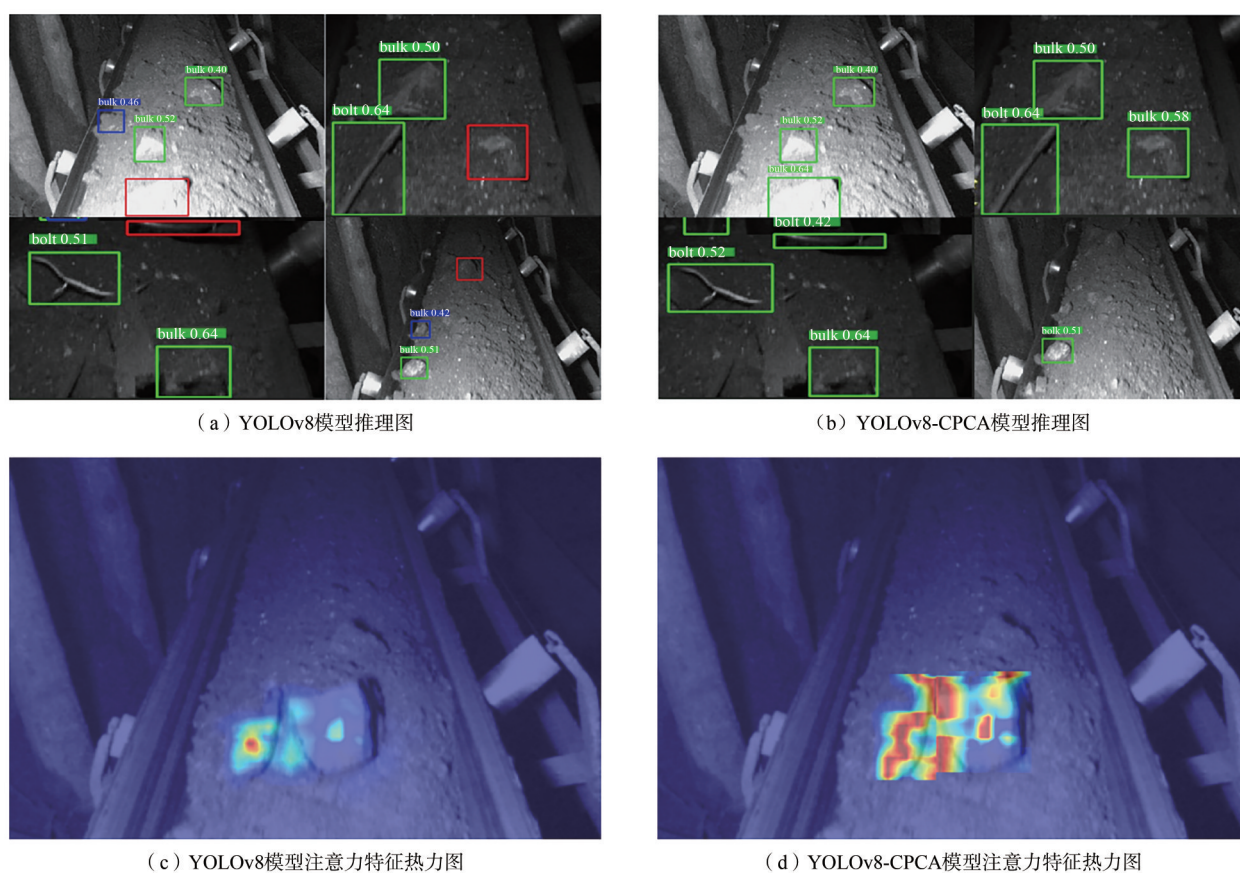


图4 部分测试集的推理以及注意力特征热力图结果

参考文献:

- [1] 吴问友. 基于电厂输煤系统皮带机常见故障分析[J]. 水利电力技术与应用, 2025, 7: 169-171.
WU W Y. Analysis of typical faults in conveyor belts of power plant coal handling systems[J]. Water Science and Engineering, 2025, 7: 169-171.
- [2] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018: 89-95.
- [3] VARGHESE R, M S. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]//Proceedings of the 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS). Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.
- [4] HUANG H J, CHEN Z G, ZOU Y, et al. Channel prior convolutional attention for medical image segmentation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2024, 178: 108784.
- [5] ZHOU D H, ZHAO Y H, WANG Z D, et al. Review on diagnosis techniques for intermittent faults in dynamic systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(3): 2337-2347.
- [6] ZHANG H, LUO G Y, LI Y D, et al. Parallel vision for intelligent transportation systems in metaverse: challenges, solutions, and potential applications[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2023, 53(6): 3400-3413.
- [7] SKVRNA J, NEUMANN L. TCC-det: temporarily consistent cues for Weakly-supervised 3D detection[C]//Proceedings of the 2024 European Conference on Computer Vision (ECCV). Cham: Springer Nature Switzerland, 2025: 129-145.
- [8] PAPAGEORGIOU C P, OREN M, POGGIO T. A general framework for object detection[C]//Proceedings of the Sixth International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 1998: 555-562.
- [9] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '05). Piscataway: IEEE Press, 2005: 886-893.
- [10] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [11] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
ZHOU F Y, JIN L P, DONG J. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [12] 王彦雅. 基于Two-Stage的目标检测算法综述[J]. 河北省科学院学报, 2022, 39(2): 14-22.
WANG Y Y. Overview of target detection algorithms based on two stage[J]. Journal of the Hebei Academy of Sciences, 2022, 39(2): 14-22.
- [13] 刘俊明, 孟卫华. 基于深度学习的单阶段目标检测算法研究综述[J]. 航空兵器, 2020, 27(3): 44-53.
- [14] LIU J M, MENG W H. Review on single-stage object detection algorithm based on deep learning[J]. Aero Weaponry, 2020, 27(3): 44-53.
- [14] 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.

- [15] ZHANG H, TIAN Y L, WANG K F, et al. Mask SSD: an effective single-stage approach to object instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 2078-2093.
- [16] ZHANG H, LUO G Y, WANG X, et al. SASAN: shape-adaptive set abstraction network for point-voxel 3D object detection[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2025, 36(2): 2465-2479.
- [17] CAI X H, LAI Q X, WANG Y W, et al. Poly kernel inception network for remote sensing detection[C]//Proceedings of the 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2024: 27706-27716.
- [18] ZHANG S H, QU C N, RU C Y, et al. Multi-objects recognition and self-explosion defect detection method for insulators based on lightweight GhostNet-YOLOv4 model deployed onboard UAV[J]. IEEE Access, 2023, 11: 39713-39725.
- [19] 田庆, 胡蓉, 李佐勇, 等. 基于SE-YOLOv5s的绝缘子检测[J]. 智能科学与技术学报, 2021(3): 312-321.
TIAN Q, HU R, LI Z Y, et al. Insulator detection based on SE-YOLOv5s[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2021(3): 312-321.
- [20] 贾尚锋, 王志强, 郝鑫宇. 基于小样本的传送带异物视频检测算法[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(S1): 134-137.
JIA S F, WANG Z Q, HAO X Y. Video detection algorithm of foreign bodies in conveyor belt based on small samples[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(S1): 134-137.
- [21] 高涵, 赵培培, 于正, 等. 基于特征增强与Transformer的煤矿输送带异物检测[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(7): 199-208.
GAO H, ZHAO P P, YU Z, et al. Coal mine conveyor belt foreign object detection based on feature enhancement and Transformer[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(7): 199-208.
- [22] WU Y, CHEN Y P, YUAN L, et al. Rethinking classification and localization for object detection[C]//Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2020: 10186-10195.
- [23] YANG Z, LIU S H, HU H, et al. RepPoints: point set representation for object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2019, 9656-9665.
- [24] 杨锁荣, 杨洪朝, 申富饶, 等. 面向深度学习的图像数据增强综述[J]. 软件学报, 2024, 45(1): 1-19.
YANG S R, YANG H C, SHEN F R, et al. A survey on image data augmentation for deep learning[J]. Journal of Software, 2024, 45(1): 1-19.
- [25] ZHAO Y A, LYU W Y, XU S L, et al. DETRs beat YOLOs on real-time object detection[C]//Proceedings of the 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2024: 16965-16974.
- [26] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]//Proceedings of the 2016 European Conference on Computer Vision (ECCV). Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [27] WU Y, CHEN Y, YUAN L, et al. Global attention mechanism: retain information to enhance channel-spatial interactions[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 2969-2982.
- [28] VASWANI A. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30.
- [29] MISRA D, NALAMADA T, ARASANIPALAI A U, et al. Rotate to attend: convolutional triplet attention module[C]//Proceedings of the 2021 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV).

Piscataway: IEEE Press, 2021: 3138-3147.

[作者简介]



张杨 (1988-), 男, 国家电投集团协滨海发电有限公司经济师, 主要研究方向为燃煤发电厂煤炭接卸、存储、掺配、输送、盘点管理。



程智宇 (2003-), 男, 北京交通大学计算机科学与技术学院硕士生, 主要研究方向为深度学习、计算机视觉。



陈允降 (1982-), 男, 国家电投集团协滨海发电有限公司工程师, 主要研究方向为火力发电厂生产运营管理。



张建南 (1989-), 男, 国家电投集团协滨海发电有限公司高级工程师, 主要研究方向为火力发电厂生产运营管理。



袁文胜 (1984-), 男, 国家电投集团协滨海发电有限公司工程师, 主要研究方向为火力发电厂热控设备自动化。



张慧 (1993-), 女, 北京交通大学计算机科学与技术学院副教授, 主要研究方向为复杂环境下的车辆感知、多传感器融合的协同检测、多模态目标检测、群体智能、平行视觉。