

基于改进 RegNet 的煤矿传送带异物识别方法研究

董海峰¹ 林志豪¹ 李宗祥¹

DONG Haifeng LIN Zhihao LI Zongxiang

摘要

煤矿传送带作为煤炭井下运输的关键设备,运行过程中若大块煤、锚杆等异物进入煤矿运输系统,极有可能引发传送带划伤、撕裂等严重事故,给生产带来极大安全隐患。目前,我国正大力推广井下视频监控系統,安装于井下的视频摄像头可以实时将井下情况传回监控室,但存在效率低、易疏漏等问题,为实现对煤矿传输带更高效、更精准的监控,亟待探索一套智能化监控方案,以此替代传统人工监控模式,提升煤矿传输带运维管理的质量和水平。基于此,文章提出一种基于改进 RegNet 网络进行煤矿传送带异物智能识别检测的方法,引入多尺度空洞融合注意力模块,通过整合通道和空间注意力机制来增强模型的特征信息提取能力。实验结果表明,改进后的模型增强了特征信息提取能力,具有较好的识别效果。

关键词

煤矿异物; RegNet; 注意力机制; 空洞融合

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.04.044

0 引言

煤矿传送带的安全运行是煤炭安全生产的一个关键环节^[1],然而,在煤炭开采过程中,可能因工人安全意识较为薄弱,会将铁器设备放置在煤矿传送带上或偶然开采出大块超重的煤炭也可能放置在煤矿传送带上,影响煤矿传送带的安全运行。简而言之,在煤矿传送带运输过程中,锚杆、槽钢等尖利铁器,以及大块超重煤炭等异物,是致使大部分传送带受损的主要原因^[2]。因此,能够在传送带上出现异物时及时发现并对其做出响应策略^[3],可以有效保护传送带不被异物所损害,从而保障煤炭的安全生产与运输。

为了确保煤炭安全生产,目前我国正大力推广建设煤炭生产坑道的视频监控系统^[4]。对煤矿传送带上的异物识别,主要是通过视频监控系统,使用远程人工检查的方式进行^[5]。这种传统的监测方式存在诸多弊端,需要投入大量人力才能完成监测任务,并且具有较强的主观性,不同的监测人员可能会因为自身经验、判断标准的差异而做出不同的判断^[6]。更为关键的是人工监测受时间与精力所限,无法达成全天候、不间断的监测效果,进而无法实时有效把控煤矿传送带的运行状态^[7]。随着图像处理技术、视频处理技术的发展,研究者们逐渐将深度学习的技术引入视频安全监控领域,因此,本文聚焦于将该技术应用于煤矿传送带异物识别难题的攻克。围绕如何更有效地识别传送带上的异物,展开系统性

研究,致力于为煤矿传送带异物识别提供切实可行的技术方案。程德强等人^[8]采用残差模块进行特征信息提取,并将 Softmax 损失函数替换原有的损失函数,在此基础上提出了一种融合残差信息的轻量级图像分类网络,但识别准确率仍有待提高。Luo 等人^[9]通过暗通道去雾法对数据集进行增强,提出一种对 YOLOv5s 的主干部分添加 SimAim 注意力以提高特征能力,并构建了一种 C3-PCConv 模块替代标准卷积以提高模型检测速度的方法,但其模型较为依赖硬件性能。任志玲等人^[10]将残差模块与深度可分离卷积相结合,提出了一种改进的 CenterNet 运煤皮带异物检测方法,降低了网络计算量和对硬件设施的要求,但其模型泛化性较差。曹现刚等人^[11]构建了基于坐标注意力与改进空间注意力的跨模态注意力融合模块(CAFM),增强了网络对特征图中被遮挡异物可见部分的关注度,提高被遮挡异物检测精度,但其模型的计算速度较慢。

综上所述,目前使用深度学习对煤矿传送带进行异物识别的诸多方法仍然存在识别准确率不高、模型参数庞大、推理速度慢等问题。本文以 RegNet 为基础,引入整合了通道和空间注意力机制的多尺度空洞融合注意力模块(multi-scale dilated fusion attention, MDFA),通过多重空洞率增强模型的特征提取能力,使模型关注更重要的异物特征信息,提高模型的识别准确率。

1 RegNet 网络简介

RegNet 是一种基于神经网络架构搜索技术来设计网络设

1. 西安石油大学 陕西西安 710065

计空间的模型^[12]，由 Facebook AI Research 团队提出，其网络模型结构图如图 1 所示。

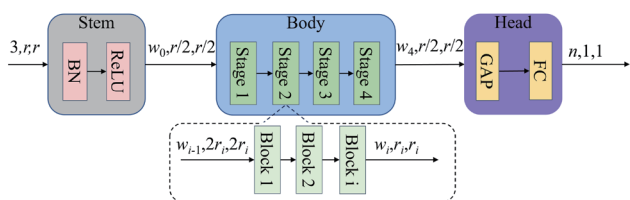


图 1 RegNet 网络结构图

RegNet 网络模型主要由 3 部分构成，分别是 Stem 层、Body 层和 Head 层。Stem 层由 1 个尺寸大小均为 7×7 的卷积层、批归一化层（batch normalization, BN）和非线性激活函数 ReLU 共同构成；Body 层由 4 个 Stage 组成，每个 Stage 包含一系列重复的基本单元 Blocks，各个 Stage 之间通过下采样操作进行连接，通过 Stride 为 2 的卷积核实现；Head 层由全局平均池化（global average pooling, GAP）和全连接层（fully connected layer, FC Layer）构成，用于将 Body 层提取的高层次特征转换为最终的任务输出。

2 RegNet 网络改进

2.1 多尺度空洞融合注意力模块（MDFA）

在煤矿生产环境中通常存在大量粉尘和光照不均等问题。传送带上的煤块形状、大小各异，且通常与异物在视觉特征上存在相似性。这些因素会导致煤矿传送带的监控图像不清晰。对于深度学习模型而言，其复杂的背景和多样的干扰信息会影响模型对异物关键特征的学习和提取。为解决上述问题，注意力机制被引入到异物识别模型中。注意力机制的作用在于使模型更加关注重要的异物特征，弱化其他干扰因素，从而提高模型对煤矿传送带异物的识别能力^[13]。多尺度空洞融合注意力模块旨在通过利用多种空洞率并整合通道和空间注意力机制来增强特征表达，其结构如图 2 所示。

由图 2 可以看出，多尺度空洞融合注意力模块分为两部分，分别是多尺度空洞卷积以及通道与空间注意力机制。

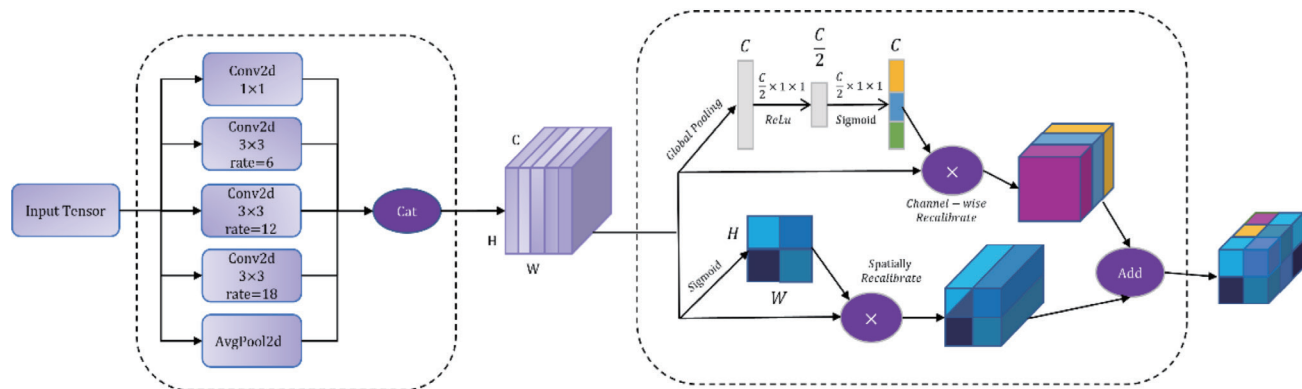


图 2 多尺度空洞融合注意力模块结构图

多尺度空洞卷积部分，使用 5 个并行的卷积分支模块来实现多个尺度下的特征信息提取，每个分支分别配置不同的空洞率，以增大感受野并捕捉多个范围的空间特征信息：第一分支主要用于降低维度和减少计算量。第二、三、四分支采用空洞率不同的卷积核在扩大感受野的同时还可以使更多的空间信息得以保留。第五分支增强全局上下文的表达。通道与空间注意力部分对多尺度空洞卷积各个分支的输出在通道维度上进行拼接，合成一个通用的特征图，然后通过通道重校准（channel-wise recalibration）和空间重校准（spatially recalibrate）对特征图进行融合与增强。通道重校准先对拼接后的特征图进行 GAP 操作，然后利用包含 ReLU 函数和 Sigmoid 函数的两个全连接层来学习每个通道的重要性权重。最后，将学习到的权重和原始特征图逐通道相乘，从而达成通道加权的目的，使特征图能够更突出重要通道所蕴含的信息。空间重校准首先对拼接后的特征图进行全局平均化，随后借助 Sigmoid 激活函数和一个 1×1 卷积核学习每个空间位置相应的权重，最后，把这些权重和原始特征图进行逐元素相乘，进而实现空间加权，使得原始特征图中不同空间位置的信息能够依据其重要程度得到相应的调整。经过通道和空间特征增强后的特征图通过一个 1×1 卷积核进行降维处理和整合，生成最终输出。

2.2 模型构建

本文研究了改进 RegNet 的新网络结构 MDFA-RegNet 用于煤矿传送带异物识别，其模型结构如图 3 所示。首先提取图像的特征，然后将处理后的特征信息传输到 MDFA 模块中对特征图进行融合与增强。特征信息经过一系列 Stage 处理后，将特征信息输入 GAP 层，GAP 层将特征信息中的每个通道进行全局空间平均计算，将高维空间分布的特征信息压缩为低维向量。再将低维向量输入一个全连接层，全连接层进行全连接运算后将其映射到目标类别空间，构成最终分类结果以指示特征类别。

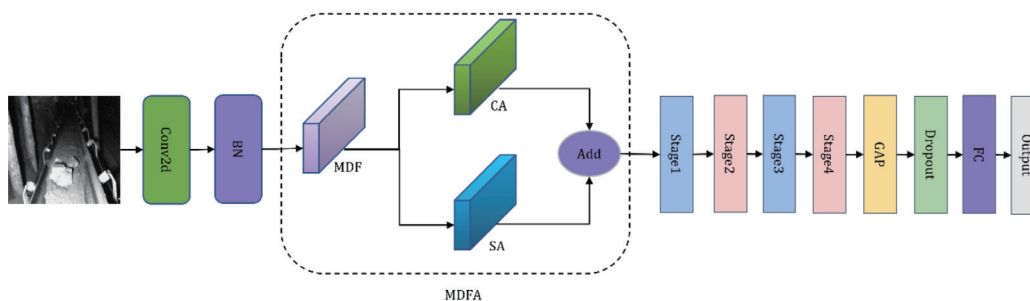


图 3 MDFA-RegNet 结构图

准确率的计算公式为：

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (3)$$

F_1 分数的公式为：

$$F_1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

式中：TP 表示正类样本被准确分类的数量；TN 表示负类样本被正确分类的样本数量；FP 表示正类样本被错误分类的数量；FN 表示负类样本被错误分类的样本数量。

3.4 消融实验

本文分别对原始 RegNet 模型、仅添加多尺度空洞卷积模型、仅添加通道与空间注意力融合模型以及本文所研究的模型进行消融实验。不同模型的性能对比如表 1 所示。

表 1 消融实验对比结果表

模型网络	准确率 /%	召回率 /%	F_1 分数 /%
RegNet	90.32	90.24	90.28
RegNet+ 多尺度空洞卷积	91.74	91.77	91.76
RegNet+ 通道与空间注意力	91.85	91.84	91.84
本文模型	92.97	92.98	92.98

由表 1 可知，原 RegNet 模型的准确率为 90.32%， F_1 分数为 90.28%。添加多尺度空洞卷积模块后，提高了模型提取特征的能力，模型整体精度提高了 1.3%。在添加通道与空间注意力模块后，模型便能够强化有效信息通道，抑制不重要的通道，更精准地捕捉关键信息，增强了模型对特征信息的关注度，模型整体精度提高了 1.5%。添加 MDFA 模块后，使得本文模型能够融合多个维度的特征信息，增强了本文模型在各种场景下的泛化能力，最终模型的准确率达到 92.97%，相比于原 RegNet 模型整体精度提高了 2.6%，证明了本文提出的研究方法能有效增强模型的分类性能。

3.5 经典网络对比

为进一步验证本文所研究模型对于煤矿输送带异物识别任务中的准确性，本文在同一数据集，同一实验环境上对 ShuffleNetV2、ResNet50、EfficientNet 等经典图像分类网络进行了对比实验，对比实验结果如图 5 和表 2 所示。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境及参数设置

本文所有实验均在 Python3.9 环境和 PyTorch 2.1.0+cu124 深度学习框架中进行，实验平台搭载的 CPU 为 Intel i5-12490F，GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3060Ti，显存 8 GB，操作系统为 Windows10。训练过程中初始学习率设置为 0.001，并使用余弦退火算法自动调整学习率，Batch Size 设置为 16，Epoch 设置为 100 次。

3.2 数据集

本文所使用的数据集图像，均来自煤矿场矿井下实际采集。先通过煤矿专用监控视频摄像头对运行的煤矿传送带进行采集，再对采集到的视频对应如图 4 所示的 3 种类别进行逐帧截取，最终得到样本 3 900 张，整理样本并以 8:2 的比例随机分配给训练集和测试集。最终数据集中训练集样本总计 3 120 张，验证集样本总计 780 张。



(a) 大块异物 (b) 锚杆异物 (c) 正常煤流

图 4 部分煤矿传送带异物图示

3.3 评价指标

为对本文模型的性能展开全面评估，采用精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、准确率 (Accuracy)、 F_1 分数 (F_1 scores) 作为评估该模型性能的关键指标，各项指标的计算公式分别如 (1) ~ (4) 所示。

精确率的计算公式分别为：

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (1)$$

召回率的计算公式为：

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (2)$$

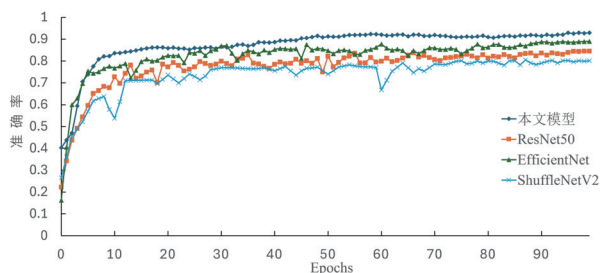


图 5 多种网络识别率曲线对比图

表 2 多种网络准确率和召回率

模型网络	准确率 /%	召回率 /%	F_1 分数 /%
ShuffleNetV2	80.13	80.25	80.19
ResNet50	84.46	84.53	84.49
EfficientNet	88.57	88.34	88.46
本文模型	92.97	92.98	92.98

如图 5 所示，随着迭代次数不断增加，本文所提出的模型比其他模型更趋于收敛，且识别准确率波动幅度也更稳定。本文模型在第 80 轮迭代时准确率便趋于收敛，EfficientNet 与 ResNet50 在第 94 轮迭代时趋于收敛，ShuffleNetV2 在第 96 轮迭代时趋于收敛。从表 2 中可以得出，本文所研究的模型相较于 EfficientNet、ResNet50 和 ShuffleNetV2 等经典图像分类模型分别提高了 4.4%、8.51% 和 12.84%，召回率分别提高了 4.64%、8.45% 和 12.73%， F_1 分数分别提高了 4.52%、8.49% 和 12.79%。综上，本文提出的 MDFA-RegNet 模型在煤矿传送带异物识别任务具有较好的表现。

4 结论

针对煤矿传送带安全运输问题，本文提出了一种以 Reg-Net 为基础，引入整合通道和空间注意力机制的 MDFA-Reg-Net 模型，以解决传统方法表现欠佳的问题。实验结果表明，改进后的 MDFA-RegNet 网络能够对煤矿传送带上的大块煤和锚杆异物进行准确分类，在测试集上的准确率达到 92.97%，对比原始 RegNet 网络提高了 2.62%，且均高于 ShuffleNetV2、ResNet50、EfficientNet 等经典图像分类模型，表明了本文模型对于煤矿传送带异物识别有着较好的表现。但模型存在占用硬件资源较多问题，后续可以考虑提升数据处理效率、混合精度训练、推理优化等方法减轻对硬件资源的依赖。

参考文献:

[1] LÜ Z Q. Research on image recognition of foreign bodies in the process of coal mine belt transportation in complex environment[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020.

[2] DAI L L, ZHANG X, GARDONI P, et al. A new machine

vision detection method for identifying and screening out various large foreign objects on coal belt conveyor lines[J]. Complex & intelligent systems, 2023, 9: 5221-5234.

[3] HUANG K F, LI S Y, CAI F, et al. Detection of large foreign objects on coal mine belt conveyor based on improved[J]. Processes, 2023, 11(8): 2469.

[4] 刘峰, 曹文君, 张建明, 等. 我国煤炭工业科技创新进展及“十四五”发展方向[J]. 煤炭学报, 2021, 46(1): 1-15.

[5] ZHANG K H, WANG W D, LÜ Z Q, et al. Computer vision detection of foreign objects in coal processing using attention CNN[J]. Engineering applications of artificial intelligence, 2021, 102: 104242.

[6] MUDULI L, MISHRA D P, JANA P K. Application of wireless sensor network for environmental monitoring in underground coal mines: a systematic review[J]. Journal of network and computer applications, 2018, 106: 48-67.

[7] SUN L H, GUO Z G, YUAN X F, et al. An investigation of the effects of brain fatigue on the sustained attention of intelligent coal mine VDT operators[J]. International journal of environmental research and public health, 2022, 19(17): 11034.

[8] 程德强, 徐进洋, 寇旗旗, 等. 融合残差信息轻量级网络的运煤皮带异物分类[J]. 煤炭学报, 2022, 47(3): 1361-1369.

[9] LUO B X, KOU Z M, HAN C, et al. A faster and lighter detection method for foreign objects in coal mine belt conveyors[J]. Sensors, 2023, 23(14): 6276.

[10] 任志玲, 朱彦存. 改进 CenterNet 算法的煤矿皮带运输异物识别研究[J]. 控制工程, 2023, 30(4): 703-711.

[11] 曹现刚, 李虎, 王鹏, 等. 基于跨模态注意力融合的煤炭异物检测方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(1): 57-65.

[12] RADOSAVOVIC I, KOSARAJU R P, GIRSHICK R, et al. Designing network design spaces[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Piscataway: IEEE, 2020, 1: 10425-10433.

[13] LIU M R, FANG W W, MA X D, et al. Channel pruning guided by spatial and channel attention for DNNs in intelligent edge computing[J]. Applied soft computing, 2021, 110: 107636.

【作者简介】

董海峰 (1965—), 男, 吉林吉林人, 博士, 副教授、硕士生导师, 研究方向: 管理信息系统、人工智能、大数据处理。

林志豪 (2000—), 男, 四川广安人, 硕士研究生, 研究方向: 机器学习、图像识别。

李宗祥 (2000—), 男, 河南南阳人, 硕士研究生, 研究方向: 机器学习、图像识别。

(收稿日期: 2024-11-25)