

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415997

基于残差网络的运煤皮带异物分类方法*

刘飞^{1,2,3} 刘明辉^{1,2} 张乐群^{1,2} 王飞骅^{1,2}(1.西安科技大学电气与控制工程学院 西安 710054; 2.西安市电气设备状态监测与供电安全重点实验室 西安 710054;
3.陕西省矿山机电装备智能监测重点实验室 西安 710054)

摘要: 在煤炭运输的过程中往往会有异物划伤或撕裂运输皮带,造成出煤口堵塞等安全事故。因此需要及时识别出运煤皮带上的异物并对其分类,以此进行预警、分选并控制来降低事故发生几率。针对多数分类网络存在计算参数量大、分类准确率不高等问题,提出一种基于残差网络构建的运煤皮带异物分类网络。该网络采用多个小卷积层代替第一层的 7×7 卷积以增强对局部特征的捕捉能力,并加入批标准化层和ReLU激活函数,使网络更快收敛的同时增强网络的非线性能力;在残差块中使用深度可分离卷积代替普通卷积,大幅降低网络的参数量和计算量,加快模型推理速度;在残差块中引入CBAM注意力机制,增强网络对通道特征和空间特征的学习能力,减弱无用背景信息对模型的影响,将注意力集中到运煤皮带区域;将深层特征与部分浅层特征融合,提升对锚杆类小目标异物的识别率。该网络在自建的矿井数据集上的精确率达到了91.4%,比改进前的网络提高了4.7%,召回率达到了91.2%,比改进前的网络提高了5.8%,计算量降低了20%,参数量降低了31%。结果表明,构建的网络准确率更高,更加轻量化,训练速度更快,实时性更强。

关键词: 残差网络;深度可分离卷积;CBAM;特征融合;异物分类

中图分类号: TD528;TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Foreign body classification method of coal belt based on residual network

Liu Fei^{1,2,3} Liu Minghui^{1,2} Zhang Lequn^{1,2} Wang Feihua^{1,2}(1. College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;
2. Xi'an Key Laboratory of Electrical Equipment Condition Monitoring and Power Supply Security, Xi'an 710054, China;
3. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Detection and Control, Xi'an 710054, China)

Abstract: In the process of coal transportation, there are often foreign bodies scratching or tearing the transportation belt, resulting in safety accidents such as coal outlet blockage. Therefore, it is necessary to identify and classify the foreign bodies on the coal conveyor belt in time, so as to carry out early warning, sorting and control to reduce the probability of accidents. Aiming at the problems of large amount of calculation parameters and low classification accuracy in most classification networks, a classification network of coal belt foreign bodies based on residual network is proposed. The network uses multiple small convolution layers instead of the 7×7 convolution of the first layer to enhance the capture ability of local features and adds BN layer and ReLU activation function to make the network converge faster and enhance the nonlinear ability of the network. In the residual block, the depthwise separable convolution is used instead of the ordinary convolution, which greatly reduces the parameter quantity and calculation amount of the network and speeds up the model inference. After adding the CBAM attention mechanism to the convolution layer in the residual block, the network's ability to learn channel features and spatial features is enhanced, the influence of useless background information on the model is weakened, and the attention is focused on the coal belt area. The deep features are fused with some shallow features to improve the recognition rate of small target foreign bodies such as anchors. The accuracy of the network on the self-built mine data set reached 91.4%, which was 4.7% higher than that of the improved network. The recall rate reached 91.2%, which was 5.8% higher than that of the pre-improved network. The calculation amount was reduced by 20%, and the number of parameters was reduced by 31%. The results show that the constructed network has higher accuracy, lighter weight, faster training speed and stronger real-time performance.

Keywords: residual network; depthwise separable convolution; CBAM; feature fusion; foreign body classification

0 引言

煤矿企业大多采用带式输送机即运煤皮带把开采的

煤炭运输到地面,但是在运输过程中往往会有大块的煤或矸石及遗落的铁器如锚杆等异物划伤或撕裂运煤皮带,引发皮带跑偏、出煤口堵塞等一系列安全事故,严重影响生

收稿日期:2024-05-09

* 基金项目:陕西省教育厅科学研究计划项目(20JK0758)资助

产效率^[1-3]。在智慧矿山建设中安全问题必须放在第一位^[4],因此在皮带运输过程中需要对煤流中存在的异物进行识别并分类,以此进行预警并及时干预控制,从而避免引发事故。

国内外许多学者使用计算机视觉技术针对运煤皮带异物检测分类问题开展了大量研究。文献[5-8]使用不同目标检测网络对煤矿输送带异物进行检测,提高了检测精度。现有的技术中目标检测网络和分类网络都能够实现对运煤皮带煤流异物的识别分类,目标检测网络需要先对煤流中的异物定位然后再进一步识别,而分类网络可以直接识别异物不需要使用额外的计算量对异物进行定位,能够节省不少计算资源。Pu 等^[9]以视觉几何组网络(visual geometry group,VGG)为基础,使用迁移学习的方法,建立了一个新的异物识别模型识别煤矸石,但是样本数量较少,只有不到 300 张图片。马岩^[10]在移动神经网络(mobile network,MobileNet)的基础上,结合异物图像的不同特征对网络结构进行优化并更换了新的损失函数,使得异物识别分类的准确率进一步提高。程德强等^[11]等在残差网络(residual network,ResNet)的基础上提出一种融合了残差结构信息的轻量化网络,使用交叉学习机制和特征拼接技术,提升了异物分类的效率和准确率。

以往研究中分类网络在异物分类方面已经取得了一定的效果,然而多数分类网络或多或少仍存在网络复杂度高、计算参数量大或识别分类准确率低等问题。针对这些问题,本文提出一种基于残差网络的运煤皮带异物分类方法。通过卷积层替换增强网络的局部细节捕捉能力;使用深度可分离卷积和卷积注意力机制模块(convolutional block attention module,CBAM)改进残差块结构,大幅减少网络的参数量和计算量,将注意力集中到煤流区域;使用特征融合技术提升锚杆类小目标异物的识别率。本文改进的网络与原网络相比不仅能大幅降低参数量和计算量,还能进一步提高运煤皮带异物识别分类的准确率,可以用来对运煤皮带上的异物进行分类。根据分类结果进行预警并分选,可以降低运煤皮带损耗,提高运煤效率。

1 本文方法

本文运煤皮带异物分类方法选用 ResNet101 为主干网络搭建运煤皮带异物分类网络,主要由离线训练部分和实时检测部分组成。图 1 为本文异物分类方法原理图。

离线训练部分首先对采集到的原始运煤皮带图像进行预处理,将预处理之后的图像按照不同类别分别放在不同的文件夹下,随机分成训练集、验证集和测试集,其中 70% 为训练集,10% 为验证集,20% 为测试集。将制作好的异物数据集放到网络模型中进行训练。

实时检测部分将采集到的煤流图片预处理之后输入到训练好的网络模型里,对图片进行分类,得到皮带运输异物分类结果。

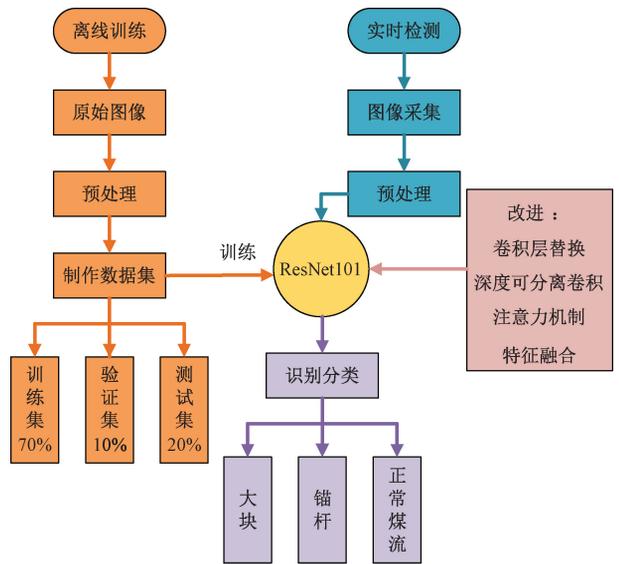


图 1 异物分类原理图

Fig. 1 The schematic diagram of foreign body classification

1.1 网络构建

对于卷积神经网络而言,理论上随着网络层数的不断增加,其特征提取能力不断增强,识别性能不断增强。但是随着网络层数的增多也会出现梯度消失和爆炸等问题导致模型训练困难、网络性能退化。残差网络^[12]为解决这些问题提供了有效的方案。残差网络受到高速网络中出现的跨层连接方式的启发,通过跳跃连接的方式将浅层与深层信息进行线性组合,实现了浅层特征的复用,增强了层与层之间的交互能力,提高网络准确率的同时也避免了梯度消失等问题^[13]。

因此本文选择 ResNet101 为主干网络,对其改进之后搭建运煤皮带异物分类网络。

图 2 所示为本文搭建的运煤皮带异物分类网络结构图。在输入主干部分用 3 个小卷积层:1×1 卷积、3×3 卷积和 5×5 卷积替换原来的 7×7 卷积,并在这 3 个卷积层之间加入批标准化(batch normalization,BN)层和整流线性单元(rectified linear unit,ReLU)即 ReLU 激活函数,增强网络的非线性能力并防止网络加深导致出现梯度消失等问题。

在残差块中,将原有的普通 3×3 卷积换成深度可分离卷积以降低网络的参数量和计算量,同时,在第 2 个 1×1 卷积之后加入 CBAM 注意力机制模块以提升网络对煤流中异物特征的学习能力。图 3 为残差结构图。改进后的残差块如图 3(b)所示,其中图 3(a)为原来的残差块。最后,将残差块 2 中的浅层特征与残差块 4 的深层特征融合,提升对小目标异物的识别率。

为防止出现过拟合,本文采用旋转、裁剪等多种数据增强技术扩充训练图片,并在全连接层之前加入丢弃正则化(dropout regularization,Dropout)层,设置 0.2 的概率使部

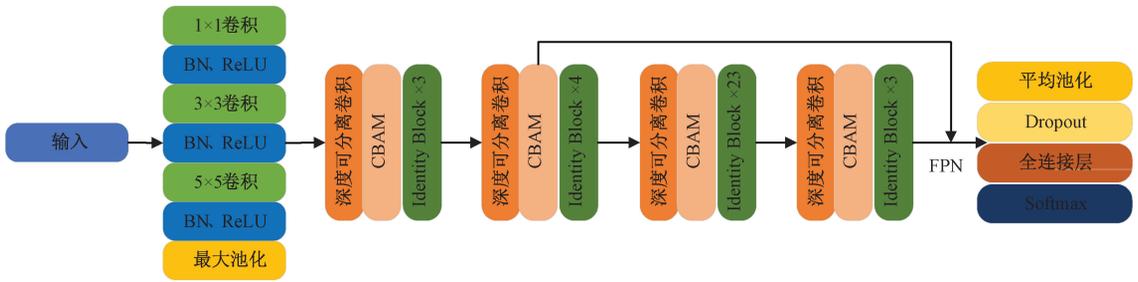


图 2 本文网络结构图

Fig. 2 Structure diagram of network in this paper

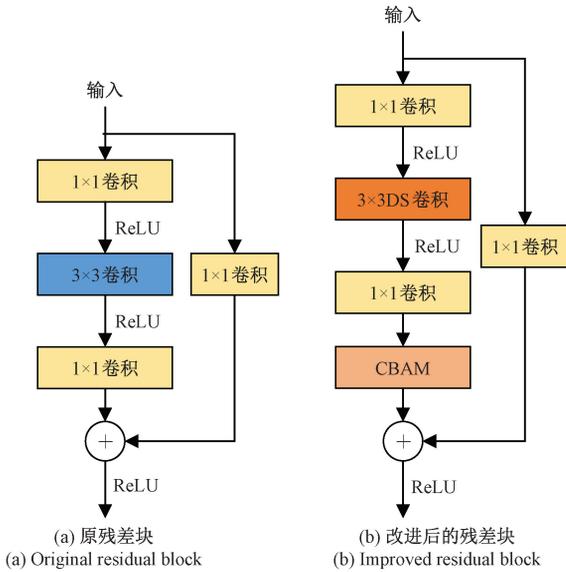


图 3 残差结构图

Fig. 3 Structure diagram of residual

分神经元随机失活以降低网络对特定神经元的依赖性,从而使网络训练的鲁棒性得到提升。

1) 输入层改进

ResNet101 原来的输入层中是一个 7×7 的卷积,而对于煤矿井下运煤皮带上的异物分类,本文需要关注异物与正常煤流的区别,即关注更多的局部细节。

因此把原来的大卷积层更换为 3 个小卷积层,卷积核大小分别为 1×1 , 3×3 和 5×5 。这样使用不同的小卷积核替换大卷积核不仅可以增强局部特征提取能力,还能提取更多层次的特征。

在卷积层之间加入 BN 层和 ReLU 激活函数,增加网络的非线性能力并防止网络加深导致出现梯度消失等问题。

2) 深度可分离卷积

普通卷积运算参数多计算量大,而 MobileNet^[14]中首次提出的深度可分离卷积使网络的轻量化成为可能^[15]。

深度可分离卷积包括两部分:逐深度卷积和逐点卷积^[16]。假设输入通道数为 m ,输出通道数为 n ,卷积核的尺寸为 $k \times k$,则普通卷积的参数量为:

$$C_1 = k \times k \times m \times n = k^2 mn \quad (1)$$

逐深度卷积参数量为:

$$D_1 = k \times k \times m = k^2 m \quad (2)$$

逐点卷积的参数量为:

$$D_2 = 1 \times 1 \times m \times n = mn \quad (3)$$

则深度可分离卷积的参数量为:

$$C_2 = D_1 + D_2 = k^2 m + mn \quad (4)$$

深度可分离卷积与普通卷积参数量之比为:

$$\frac{C_2}{C_1} = \frac{k^2 m + mn}{k^2 mn} = \frac{1}{n} + \frac{1}{k^2} \quad (5)$$

因此深度可分离卷积的参数量比普通卷积降低许多。同理也可得出深度可分离卷积所需计算量比传统卷积少。ResNet101 主要靠残差块提取煤流图像特征,如果把残差块里的普通卷积换成深度可分离卷积,将会大幅降低网络的参数量和计算量,加快异物识别分类效率。

3) CBAM 注意力机制

为了减少残差块中升维降维造成的细节信息损失,并减弱背景的影响,本文在残差块中第 2 个 1×1 卷积之后加入 CBAM 注意力机制。

注意力机制可以通过对输入特征的学习,自适应分配权重,将模型的注意力集中到想要关注的地方,从而更好的捕捉重要特征信息,提升网络的性能^[17]。图 4 为 CBAM^[18]模块的结构图,主要包括通道注意力模块和空间注意力模块两部分。通道注意力模块可以关注并学习到多个不同通道的重要特征,空间注意力模块可以对空间中的每个位置进行挑选,更好地捕捉有意义的局部特征^[19]。

要对运煤皮带上的异物进行分类,首先要重点关注图片中运煤皮带部分的信息。本文所采集到的图片背景信息约占 $\frac{2}{3}$,使用 CBAM 模块可以对不同特征的权重进行合理分配,给背景等无用信息分配较小的权重,增大关键信息权重,把注意力集中到运煤皮带区域从而提升网络的分类准确率。

4) 特征融合

深层特征经过多次卷积得到,对细节的感知能力较差,特征信息更具语义性;浅层特征包含更多细节但语义性较差,包含的噪声也相对较多^[20-21]。将浅层特征与深层特征融合可以在一定程度上提升网络对细节信息的提取

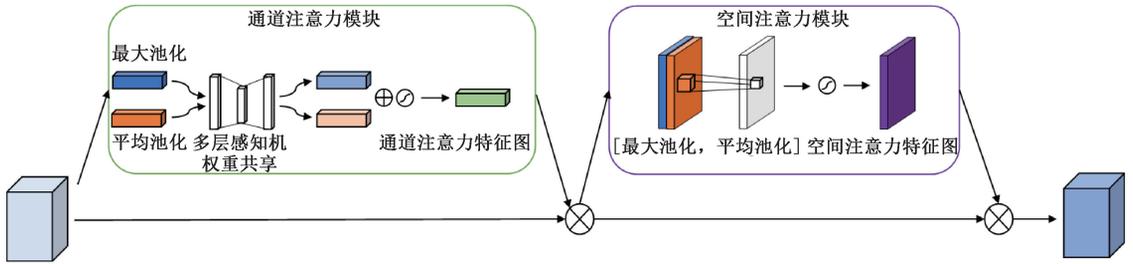


图 4 CBAM 结构图

Fig. 4 Structure diagram of CBAM

能力^[22-23],提升对小目标物体的识别率。

由于本文数据集中锚杆类别具有细长尖锐等特征,多数体积较小且存在遮挡,容易漏检。为了提升网络对小目标物体的识别率,本文采用特征金字塔(feature pyramid network,FPN)^[24]结构将残差块 2 的浅层特征与残差块 4 的深层特征进行融合。

残差块 2 输出的特征图为 $28 \times 28 \times 512$,残差块 3 输出的特征图为 $14 \times 14 \times 1024$,残差块 4 输出的特征图为 $7 \times 7 \times 2048$ 。由于特征图的通道数和大小都不同,首先使用 1×1 卷积将通道数都改为 256,再经过上采样或下采样统一特征图尺寸。将处理好的浅层特征与深层特征进行融合,把融合后的特征输入到输出层对特征进行重新映射得出分类结果。

1.2 数据集制作

本文以文献[11]公开的部分煤矿井下异物数据集为基础,对其进行筛选删减然后扩充,形成自己的数据集。其中获取到的原始数据集共有 2 600 张图片,筛选掉 200 张比较模糊以及有歧义的图片之后,对剩下的 2 400 张图片进行随机扩充,使用旋转、翻转和随机裁剪等技术扩充后最终得到 4 800 张图片。

图 5 所示为本文数据集,主要包含 3 类图片:图 5(a)大块图片、图 5(b)锚杆图片和图 5(c)正常煤流图片。其中大块和锚杆用红色方框框出来了,大块包括大块煤和大块矸石,其特点是体积质量大,如果在落煤口堵塞则会造成运煤皮带跑偏脱轨;锚杆是尖锐细长的铁器的统称,容易划伤和撕裂运煤皮带。

把采集到的图片预处理之后按照相应类别分别放在不同的文件夹下,以类别名命名文件夹。大致按照 7 : 1 : 2 的比例划分训练集、验证集和测试集,训练集共有 3 498 张图片,每个类别各有 1 166 张图片;验证集共有 402 张图片,每个类别各有 134 张图片;测试集共有 900 张图片,每类包含 300 张图片。

1.3 预处理

由于本文图片都是在煤矿井下昏暗灯光环境下采集得到的,可能会因光线不足或噪声干扰导致图片模糊不清,因此为了保证网络训练效果,在制作数据集训练之前选择对采集到的煤流异物图片进行预处理以提升图片质量。使用合适的图

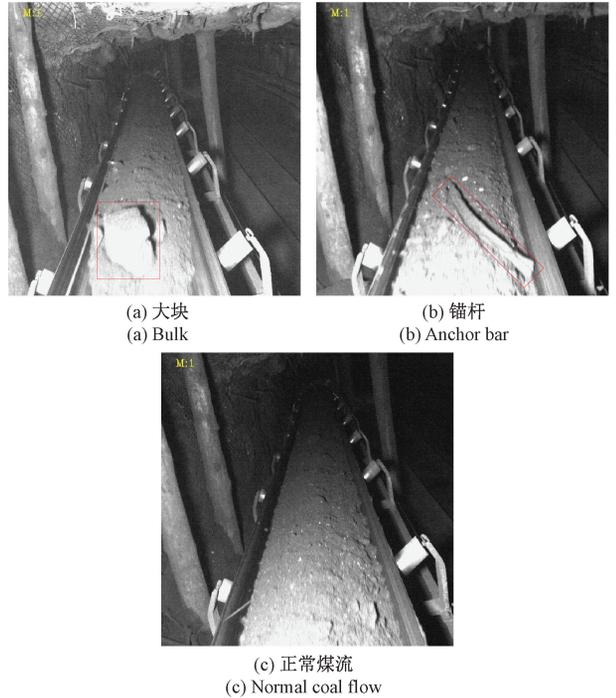


图 5 本文数据集图片

Fig. 5 Data set picture of this paper

像预处理技术往往可以使网络训练效果得到提升。

使用滤波技术滤除图片中的噪声,效果如图 6 所示。图 6(a)为原图,图 6(b)为使用双边滤波的效果图。从图 6 可以看出双边滤波不仅滤除了大部分噪声还使图像的边缘更加清晰。因此本文选择使用双边滤波技术对图片进行降噪处理。

为了降低网络模型对图片的敏感度,本文使用旋转、裁剪和翻转等数据增强技术对训练图片进行扩充,提高网络训练的鲁棒性和泛化能力。

2 实验结果分析

本文实验所用软件为 Pycharm2022. 2. 2 版本, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3060,使用 Pytorch 框架进行训练。学习率最大值设置为 0. 01, batch size 设为 16,训练 200 个 epoch,在训练过程中根据当前训练轮次自动获取学

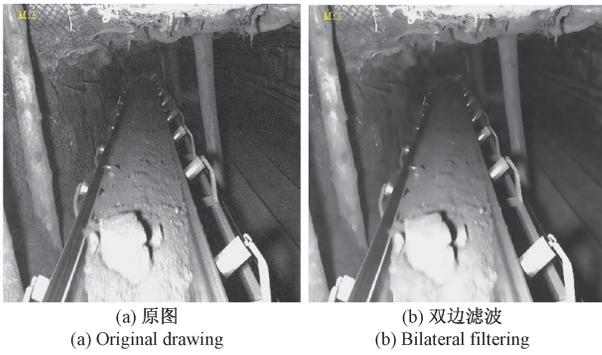


图 6 双边滤波效果图

Fig. 6 The effect diagram of bilateral filtering

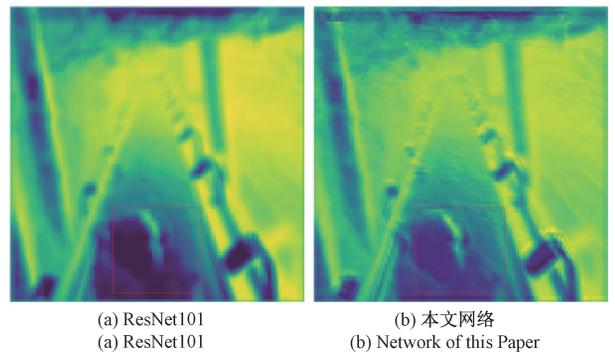


图 7 特征图可视化

Fig. 7 Feature map visualization

习率下降公式,自适应调整学习率。将数据集导入本文搭建的运煤皮带异物分类网络中开始训练。

2.1 特征图可视化对比

为验证本文改进在特征提取方面的优越性,将原网络和改进后的网络提取到的特征图进行可视化分析对比。

图 7 为可视化结果,其中图 7(a)为 ResNet101 提取到的特征图,图 7(b)为本文网络提取到的特征图。

图 7(a)中红色方框区域提取到的异物特征较模糊,异物边缘不清晰,图 7(b)中红色方框区域提取到的异物细节特征更多,异物轮廓更清晰。图 7(a)和图 7(b)红色方框区域对比可以看出本文改进的网络相比原网络具有更强的

局部特征捕捉能力,提取到的特征图更加清晰。

2.2 特征融合实验

为了进一步探究不同特征融合方式对小目标物识别率的影响,对 3 种特征融合方式进行实验并分析。

本文采用自顶向下的 FPN 结构进行特征融合,如图 8 所示。其中,图 8(a)是标准的 FPN 结构,将深层特征与两个浅层特征都融合在一起;图 8(b)是将深层特征与残差块 2 得到的浅层特征融合;图 8(c)是将深层特征与残差块 3 得到的浅层特征融合。实验结果如表 1 所示,其中(a)、(b)和(c)分别对应图 8 中的(a)、(b)和(c)3 幅图的融合方式,(d)表示不使用特征融合。

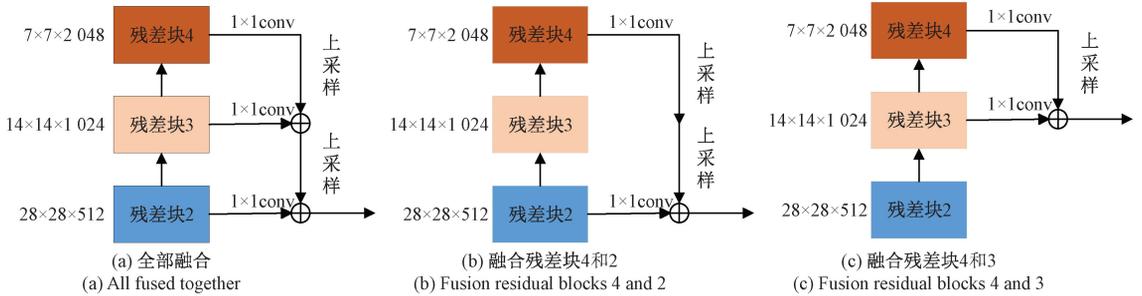


图 8 不同特征融合方式

Fig. 8 Different feature fusion methods

表 1 不同特征融合方式实验结果

Table 1 Experimental results of different feature fusion

融合方式	锚杆精确率	平均精确率
(a)	83.5	88.8
(b)	87.3	91.4
(c)	80.7	89.8
(d)	82.1	89.6

从表 1 可以看出,相比(d)方式,(a)方式锚杆精确率提高了 1.4%,但平均精确率却下降了 0.8%;(c)方式平均精确率提升了 0.2%,但锚杆精确率却降低了 1.4%;采用(b)中的特征融合方式效果最好,锚杆的精确率提升了 5.2%,

平均精确率也提升了 0.8%。由此可以看出特征融合虽然可以充分利用不同层次的特征信息,但针对不同问题采取合适的特征融合方式才能达到最好的效果,本文选择(b)方式进行特征融合。

2.3 消融实验

为了验证不同改进对网络性能的影响,对改进后的网络进行了消融实验,结果如表 2 所示。其中模型 a 表示修改 7×7 卷积,模型 b 表示在残差块中使用深度可分离卷积,模型 c 表示在残差块中使用 CBAM 注意力机制,模型 d 表示使用图 8(b)方式进行 FPN 特征融合,模型 e 表示四处改进叠加在一起的最终网络。

从表 2 可以看出,单独改进都可以提高网络的精确率和召回率。使用深度可分离卷积可以大幅减少网络的参

表 2 消融实验

Table 2 Ablation experiment

模型	卷积替换	深度可分离卷积	CBAM	FPN	Params/ 10^6	FLOPs/ 10^9	精确率/%	召回率/%
ResNet101					42.51	7.86	86.7	85.4
a	√				42.53	8.10	89.2	88.3
b		√			23.62	4.49	88.9	88.2
c			√		47.25	7.88	90.2	89.6
d				√	43.16	7.99	89.4	88.1
e	√	√	√	√	29.15	6.28	91.4	91.2

数量和计算量;使用 CBAM 注意力机制虽然会小幅增加参数量,但是精确率和召回率的提升效果也最好,说明使用注意力机制可以降低背景信息干扰,将注意力集中到煤流区域。而最终改进网络使分类精确率和召回率再次提升的同时还大幅降低了网络的参数量和计算量;精确率达到了 91.4%,比改进前的网络提高了 4.7%,召回率达到了 91.2%,比改进前的网络提高了 5.8%,计算量降低了 20%,参数量降低了 31%。

2.4 热力图可视化对比实验

为了验证添加注意力机制是否可以减弱背景的影响,将模型的注意力集中到想要关注的地方,本文使用 Grad-CAM 技术对添加注意力机制前后的热力图进行可视化对比,实验结果如图 9 所示。

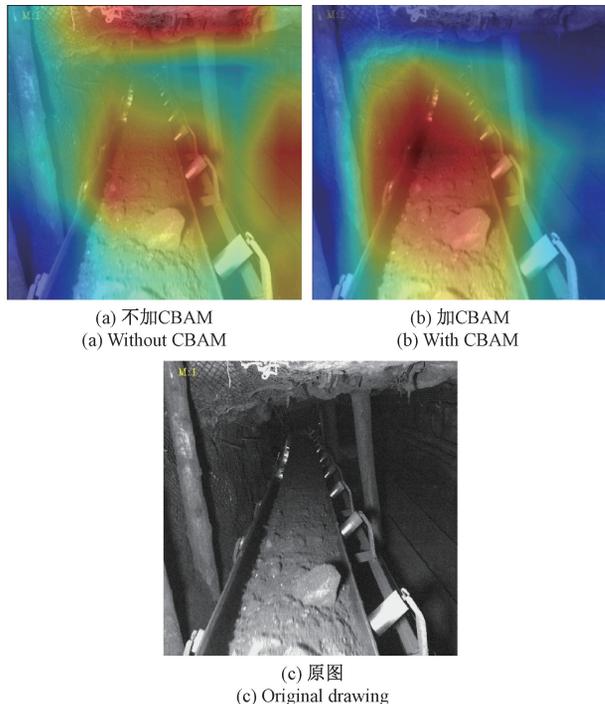


图 9 热力图可视化对比

Fig. 9 Visual comparison of heat map

图 9(a)是不加 CBAM 注意力机制对图 9(c)原图生成的热力图,图 9(b)是加入 CBAM 注意力机制后对图 9(c)

原图生成的热力图。

从图 9 可以看出,加入 CBAM 注意力机制之前,模型的注意力分布在传送带、地板和天花板 3 个区域,而加入 CBAM 注意力机制之后,模型的注意力集中在传送带区域。

从客观指标上看,表 2 中模型 c 单独加入 CBAM 注意力机制之后,精确率和召回率的提升效果最好,这也说明使用注意力机制可以降低背景信息干扰,将注意力集中到煤流区域。

2.5 模型对比实验

使用不同模型在本文构建的数据集上进行测试,结果如表 3 所示。其中 Ours-50 表示使用本文方法改进 ResNet50,Ours 表示改进 ResNet101。

表 3 不同网络性能对比

Table 3 Comparison of different network performance

网络	Params/ 10^6	FLOPs/ 10^9	准确率/%
MobileNetV2	0.65	1.11	81.2
GoogleNet	6.51	1.78	81.9
VGG16	134.27	15.47	80.8
ResNet50	23.51	4.13	84.9
ResNet101	42.51	7.86	85.4
W-ResNet50	23.14	4.46	85.6
X-ResNet	16.58	3.12	86.8
Ours-50	16.79	4.02	90.4
Ours	29.15	6.28	91.2

本文选用了 3 种非残差网络和 4 种残差网络进行对比实验。通过表 3 可以看出 MobileNetV2 和 GoogleNet 这两种轻量化网络的计算量和参数量都很低但是分类准确率却不高;VGG16 不但模型复杂度高分类准确率还很低;总体来看,以上 3 种非残差网络的异物分类准确率都不高。相对于非残差网络而言,残差网络的异物分类准确率提高不少,ResNet50 和 ResNet101 的准确率分别为 84.9%和 85.4%,比非残差网络提高了 3%左右。这恰恰证明了残差网络可以实现对浅层特征的复用,使网络更深的情况下不会出现梯度消失等问题,提高分类准确率。

虽然残差网络的分类准确率较高,但因为网络更深,参数量和计算量也增加不少,导致计算成本增加,因此不少学者对残差网络展开研究,致力于提升准确率的同时降低计算成本。W-ResNet50 是文献[25]提出的一种矿井图像分类网络,该网络在 ResNet50 的基础上将 7×7 卷积换成多个 3×3 卷积,并使用了 soft-center 损失函数,在本文数据集的异物分类准确率为 85.6%,比 ResNet50 提高了 0.7%。X-ResNet 是文献[11]提出的井下异物分类网络,该网络对残差块进行改进,并采用多通道交叉学习机制和特征拼接技术,在使网络轻量化的同时提高了异物分类的准确率。X-ResNet 在本文数据集的准确率为 86.8%,相比 ResNet50 和 ResNet101 分别提高了 1.9% 和 0.6%。使用本文方法对 ResNet50 和 ResNet101 进行改进,Ours-50 的参数量、计算量和准确率分别为 16.79×10^6 、 4.02×10^9 和 90.4%,比 ResNet50 参数量降低了 6.73×10^6 ,计算量降低了 0.11×10^9 ,准确率提高了 5.5%。Ours-50 与效果最好的 X-ResNet 相比,参数量和计算量仅分别增加了 0.21×10^6 和 0.90×10^9 ,计算成本几乎相同,但准确率却提高了 3.6%。Ours 与 ResNet101 相比,参数量和计算量分别降低了 13.36×10^6 和 1.58×10^9 ,准确率提高了 5.8%。

以上实验结果说明,本文在残差块中使用深度可分离卷积可以大幅降低网络的参数量和计算量,节约计算成本;本文改进网络的准确率提升最多,说明使用注意力机制对残差块改进,可以忽略背景影响,将注意力集中到运煤皮带异物区域;X-ResNet 使用了特征拼接技术准确率却没有本文方法高,结合 2.2 节特征融合实验结果可知,特征融合或特征拼接虽然可以充分利用不同层次的特征信息,但针对不同问题采取合适的特征融合方式才能达到最好的效果。本文方法不仅可以节省计算成本,还能大幅提高异物分类的准确率,可以用来对井下运煤皮带异物进行快速分类以防止事故发生。

2.6 实时性对比

为了测试本文网络的检测速度,将测试集所有图片导入模型并记录检测时间,重复检测 10 次并取平均值,最终便可获得检测所有图片所需时间。使用每秒帧数(frames per second, FPS)进行评价, FPS 数值越大表示每秒处理的图片数量越多,处理速度越快,实时性越强。表 4 是改进前后的实时性对比实验结果。

表 4 实时性对比实验

Table 4 Real-time comparison experiment

网络	图片数/张	时间/s	FPS
ResNet50	900	13.05	68
ResNet101	900	16.62	54
Ours-50	900	11.56	77
Ours	900	14.51	62

由表 4 可以看出使用本文方法对 ResNet50 和 ResNet101 进行改进,检测时间分别缩短了 1.49 秒和 1.11 秒, FPS 分别提升了 9 帧每秒和 8 帧每秒。所以本文网络检测速度很快,有很强的实时性。使用本文改进的网络可以对运煤皮带上的异物进行快速准确分类,降低事故发生几率以提升运煤效率。

3 结 论

针对多数分类网络在煤流异物分类时存在计算参数量大或识别准确率不高等问题,本文以 ResNet101 为基础提出了一种基于改进残差网络的运煤皮带异物分类方法。使用多个小卷积层和用深度可分离卷积改进的残差块提取异物特征,使网络计算量和参数量大幅降低的同时提升了对局部特征的捕捉能力;在残差块中引入 CBAM 注意力机制以忽略无用背景信息,将注意力集中在运煤皮带上的异物区域;使用特征融合技术提升了对锚杆类小目标异物的识别率;使用数据增强技术扩充训练图片,加入 Dropout 层提升网络的鲁棒性和泛化能力。本文提出的网络不仅参数量和计算量比原网络大幅降低,还提高了对异物的分类准确率,可以对运煤皮带上的异物进行快速有效的分类,以此进行及时的分选控制不仅可以降低安全事故的发生几率还能提高运煤效率。

由于煤矿井下运煤皮带异物数据集资源稀缺,本次实验的异物种类较少,数据集设置的比较理想,后续将考虑扩充异物种类验证本文方法的优越性。

参考文献

- [1] QU D R, QIAO T ZH, PANG Y S, et al. Research on ADCN method for damage detection of mining conveyor belt [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(6): 8662-8669.
- [2] LIU M, ZHU Q G, YIN Y F, et al. Damage detection method of mining conveyor belt based on deep learning [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(11): 10870-10879.
- [3] GUO X Q, LIU X H, GARDONI P, et al. Machine vision based damage detection for conveyor belt safety using Fusion knowledge distillation [J]. Alexandria Engineering Journal, 2023, 71: 161-172.
- [4] 陈杰. 智慧煤矿管控一体化平台系统研究[J]. 煤矿安全, 2022, 53(4): 129-134.
CHEN J. Research on intelligent coal mine management and control integrated platform system[J]. Safety in Coal Mines, 2022, 53(4): 129-134.
- [5] 郝帅, 张旭, 马旭, 等. 基于 CBAM-YOLOv5 的煤矿输送带异物检测 [J]. 煤炭学报, 2022, 47(11): 4147-4156.
HAO SH, ZHANG X, MA X, et al. Foreign object

- detection in coal mine conveyor belt based on CBAM-YOLOv5[J]. *Journal of China Coal Society*, 2022, 47(11): 4147-4156.
- [6] XIAO D, KANG ZH, YU H, et al. Research on belt foreign body detection method based on deep learning[J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2022, 44(15): 2919-2927.
- [7] MAO Q H, LI SH K, HU X, et al. Coal mine belt conveyor foreign objects recognition method of improved YOLOv5 algorithm with defogging and deblurring[J]. *Energies*, 2022, 15(24): 9504-9520.
- [8] CHEN Y M, SUN X, XU L, et al. Application of YOLOv4 algorithm for foreign object detection on a belt conveyor in a low-illumination environment[J]. *Sensors*, 2022, 22(18): 6851-6871.
- [9] PU Y, APEL D B, SZMIGIEL A, et al. Image recognition of coal and coal gangue using a convolutional neural network and transfer learning[J]. *Energies*, 2019, 12(9): 1735-1746.
- [10] 马岩. 煤矸图像识别的深度学习算法及其关键技术研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2019.
MA Y. Research on deep learning algorithm and key technology of coal gangue image recognition [D]. Beijing: China University of Mining and Technology-Beijing, 2019.
- [11] 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.
CHENG D Q, XU J Y, KOU Q Q, et al. Lightweight network based on residual information for foreign body classification on coal conveyor belt[J]. *Journal of China Coal Society*, 2022, 47(3): 1361-1369.
- [12] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 770-778.
- [13] 袁嘉辉, 刘蕊, 梁虹, 等. 基于 SE-ResNet34 的红火蚁巢穴判别模型[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(23): 97-104.
YUAN J H, LIU R, LIANG H, et al. The nest discrimination model of solenopsis invicta based on SE-ResNet34[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(23): 97-104.
- [14] HOWARD A G, ZHU M L, CHEN B, et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[EB/OL]. (2017-04-17) [2023-10-22]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [15] 程镨杰, 杨耘, 李龙威, 等. 基于深度可分离卷积的轻量化残差网络高光谱影像分类[J]. *光学学报*, 2023, 43(12): 311-320.
CHENG R J, YANG Y, LI L W, et al. Hyperspectral image classification by lightweight residual networks based on depth-separable convolution[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(12): 311-320.
- [16] 王军, 冯孙铖, 程勇. 深度学习的轻量化神经网络结构研究综述[J]. *计算机工程*, 2021, 47(8): 1-13.
WANG J, FENG S CH, CHENG Y. Survey of research on lightweight neural network structures for deep learning [J]. *Computer Engineering*, 2021, 47(8): 1-13.
- [17] 祁宣豪, 智敏. 图像处理中注意力机制综述[J]. *计算机科学与探索*, 2024, 18(2): 345-362.
QI X H, ZHI M. A review of attention mechanisms in image processing [J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2024, 18(2): 345-362.
- [18] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module [C]. *European Conference on Computer Vision(ECCV)*, 2018: 3-19.
- [19] 杨昆, 孙宇锋, 汪世伟, 等. YOLOF-CBAM: 一种新的结直肠息肉实时分类与检测方法[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(16): 138-147.
YANG K, SUN Y F, WANG SH W, et al. YOLOF-CBAM: A new real-time classification and detection method for colorectal polyps [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(16): 138-147.
- [20] 李忠飞, 冯仕咏, 郭骏, 等. 融合坐标注意力与多尺度特征的轻量级安全帽佩戴检测[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(11): 151-159.
LI ZH F, FENG SH Y, GUO J, et al. Lightweight safety helmet wearing detection fusing coordinate attention and mul-tiscale feature[J]. *Journal of Mine Automation*, 2023, 49(11): 151-159.
- [21] 寇旗旗, 黄绩, 程德强, 等. 基于语义融合的域内相似性分组行人重识别[J]. *通信学报*, 2022, 43(7): 153-162.
KOU Q Q, HUANG J, CHENG D Q, et al. Person re-identification with intra-domain similarity grouping based on semantic fusion [J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(7): 153-162.
- [22] CHENG D Q, CHEN L L, LYU CH, et al. Light-guided and cross-fusion U-Net for anti-illumination image super-resolution [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022,

32(12): 8436-8449.

- [23] 王宸, 杨帅, 周林, 等. 基于自适应多尺度特征融合网络的金属齿轮端面缺陷检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(10): 153-163.
WANG CH, YANG SH, ZHOU L, et al. Research on metal gear end face defect detection method based on adaptive multi-scale feature fusion network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(10): 153-163.
- [24] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117-2125.
- [25] 程德强, 王雨晨, 寇旗旗, 等. 基于改进深度残差网络的矿井图像分类[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(5): 1576-1580.

CHENG D Q, WANG Y CH, KOU Q Q, et al. Classification of mine images based on improved deep residual network [J]. Application Research of Computers, 2021, 38(5): 1576-1580.

作者简介

刘飞, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能检测。

E-mail: liufei@xust.edu.cn

刘明辉(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理 and 异物识别。

E-mail: 2770076652@qq.com

张乐群, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和煤量识别。

E-mail: 1666851019@qq.com

王飞骅, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和目标识别。

E-mail: 2529761595@qq.com