

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416314

基于 DSCI-YOLOv8 的纺织品材质分类方法^{*}

王敏^{1,2} 许永琪¹ 曹小萌¹ 曹冉² 欧翔²

(1.南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044; 2.安徽建筑大学电子与信息工程学院 合肥 230601)

摘要: 为了实现工厂的无人化生产,需要高效地对纺织品进行分类。针对传统纺织品生产厂的人工分类方法存在着效率低下、难以满足大规模生产需求的问题。将人工智能和计算机视觉先进技术应用到纺织品材质分类中,提出了一种基于 DSCI-YOLOv8 的纺织材质分类算法。在 YOLOv8 模型原有分类网络的基础上添加坐标信息注意力模块,增强模型对不同尺度纺织品材质特征的提取能力,提高了网络分类的准确率,同时减少了计算所需的一部分计算量和参数量;其次将分布偏移卷积加入到 C2f 网络模块,改进了分类神经部分的网络结构,从而存储器的使用得到降低,计算速度也得到提高。实验结果表明,在自制的纺织品材质分类数据集 FMCD 上进行测试,改进后的模型相较于 YOLOv8 模型准确率提高了 2.09 个百分点,每秒处理图片数提高 13.5%。大幅减少计算成本的同时,有效提高了纺织品材质分类的精度和速度。可以满足纺织工业对产品类别分类和质量的检测需求。

关键词: 深度学习;纺织品分类;注意力机制;YOLOv8;分布偏移卷积

中图分类号: TP391.4;TN791 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Textile material classification method based on DSCI-YOLOv8

Wang Min^{1,2} Xu Yongqi¹ Cao Xiaomeng¹ Cao Ran² Ou Xiang²

(1. School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. Electronics and Information Engineering College, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China)

Abstract: In order to realize unmanned production in factories, textiles need to be sorted efficiently. The manual classification method for traditional textile production plants has the problem of low efficiency and difficulty in meeting the needs of large-scale production. Artificial intelligence and computer vision advanced technology were applied to textile material classification, and a textile material classification algorithm based on DSCI-YOLOv8 was proposed. On the basis of the original classification network of the YOLOv8 model, the coordinate information attention module is added to enhance the model's ability to extract the features of textile materials at different scales, improve the accuracy of network classification, and reduce some of the calculations and parameters required for calculation. Secondly, the distributed offset convolution is added to the C2f network module, which improves the network structure of the classification neural part, so that the memory usage is reduced and the computation speed is improved. Experimental results show that the accuracy of the improved model is increased by 2.09 percentage points and 13.5% increase in image processing per second compared with the YOLOv8 model. While greatly reducing the calculation cost, it effectively improves the accuracy and speed of textile material classification. It can meet the testing needs of the textile industry for product category classification and quality.

Keywords: deep learning; textile classification; attention mechanisms; YOLOv8; distribution offset convolution

0 引言

中国已发展为世界纺织品产业基地之一,纺织业在我国工业、农牧渔业、土木工程、建筑、交通运输、医疗卫生、文体休闲、环境保护、新能源、航空航天、国防军工等领域起重

要的作用^[1]。但目前依靠传统人工进行纺织品材质分类的方法存在着效率低下、难以满足目前大规模纺织品生产的需求,同时“碳中和”相关政策要求减少碳排放,纺织品材质分类研究可以更好的进行回收和再利用,避免资源浪费,减少碳排放对环境的污染^[2]。

收稿日期:2024-04-26

* 基金项目:国家自然科学基金(41775165,41775039)、安徽省高校杰出青年科研项目(2023AH020022)资助

针对纺织品材质分类的问题,国内外的研究早已开始,其中运用到多个学科领域知识。在传统纺织品材质分类方法中,主要运用了数学统计法,即运用数学统计学和模式识别的知识和理论,来进行图像纹理特征提取从而对纺织品布料进行下一步的分类。靳文哲等^[3]提出了一种基于正则化改进 3E-LDA 的织物图像分类算法,利用类加权中值代替样本均值计算类内散点矩阵削弱了离群值和噪声的影响,并利用目标组合引入平衡参数对目标函数进行正则化保留更具判别性的特征数据,进而得到不同织物图像之间更具有差异性和判定性的特征数据,虽然准确率达到 77.9%,但仍无法满足工业生产需求。林碧珺^[4]的研究中提到了一种融合 GLCM 与 Gabor 的方法实现纺织品织物的识别分类,利用主成分分析获得纹理特征的最小冗余度和最大主成分特征向量,将数学应用概率与神经网络算法进行结合,对平纹、斜纹和缎纹等基本机织物得到了 95% 的最佳分类结果。但该方法仅适用于上述 3 种基本机织物,达不到工业生产的实际要求。

近年来,机器学习正在逐渐数字化和重塑时尚产业,已广泛应用于图像分类、目标检测、图像分割、姿态评估等领域中^[5]。机器学习领域中,图像分类主要运用 Transformer、ResNet、VGG 网络模型等。

杨晶等^[6]提出了一种由 Transformer 块和残差空间缩减块组成的布料材质识别方法,将 Transformer 块中的自注意力分解为时间自注意力和空间自注意力来降低运算量和参数量,并将两个残差空间缩减块添加进 Transformer 模型中来减少空间冗余信息和提高布料材质特征融合能力,从而提高识别准确率,最终准确率达到 82.3%,但该研究主要针对特征差异较大的纺织品图像,对于相似纺织品的材质分类有一定限制。

游小荣等^[7]提出了提出了基于 ResNet50 分类网络的一种小样本条件下纺织品废料中棉/毛纤维的自动识别方法。加载 4 种经 ImageNet 数据集训练过的模型进行迁移学习,根据评价指标对分类模型参数等进行修改来提高精准率,最终 ResNet50 的测试准确率可达 99.537%,验证了方法的有效性。但此方法并没有对 ResNet50 分类网络进行改进和优化,只适用与小样本数据集且需要耗费大量时间来调整参数,耗费了大量的人力成本和时间成本。

在深度学习领域中,YOLO 系列网络一直被大众所熟知。由于其检测速度超过大部分双阶段算法,且在检测速度和模型复杂性方面的优化潜力,因此主要用于进行图像检测任务。而往往忽略了如今 YOLO 模型分类网络模块的功能强大,其分类网络在主干网络、神经连接方式、损失函数等方面都进行了不同程度的优化。

李林等^[8]提出了一种 Y-V 级联神经网络模型对精子图片分别进行定位和二分类方法。Y-V 级联神经网络模型混合 YOLO-v3 模型和 SSD 模型,以此对医学精子头部进行正常异常的二分类以及多分类的任务。其中 YOLO-

v3 模型因为每个卷积层后都有 Residual 模块,提供网络更好的特征学习能力,使模型在精子形态分类上有好的效果,准确率为 73%,但该网络只能用于二分类和小类别分类工作,对本实验的 83 种纺织品分类意义不大,且没有对 YOLO-v3 模型的进一步优化,只是利用了 YOLO-v3 模型的优点与 SSD 模型相结合。

可以看出,国内外学者对于分类的研究从分类种类提升、分类准确率提高、分类速度加快、分类参数量下降等多个维度进行,但对于 YOLO 网络在分类问题的研究较少,且仍然有改进空间。综上所述,本文提出了一种基于 YOLOv8 网络改进的纺织品材质分类模型 DSCI-YOLOv8,其主要工作内容如下:

1) 深度学习中,高分辨率的训练数据通常有助于模型学习更丰富的特征,提高识别精度。因此,本实验使用工业相机对 83 种纺织品进行采集,并对采样后的数据集采用几何变换、色彩变换、添加噪声三种数据增强方法来扩充数据集以达到实验的需求,最终得到 FMCD 数据集。

2) 在纺织品数据集中,可以发现不同的类型的织物的织线和纺织手法都存在相似处,因此为了解决这一问题。在主干部分和头部之间的连接处添加坐标信息注意力模块(coordinate information attention module, CIAM),提高网络模型对通道信息的依赖进一步提取数据集特征信息的能力,从而提高分类准确率。

3) 在工厂实际的运用中,不仅要有准确率也需要拥有快速的计算能力来应对工厂的生产需求。将分布偏移卷积(depthwise separable convolution, DSConv)加入 C2f 网络模块中构成 DSC-C2f 模块,该模块使得计算存储器的使用减少,从而减少计算的参数量和计算量。

1 基于 DSCI-YOLOv8 的纺织材质分类研究

YOLOv 即 You Only Look Once,最初是著名的目标检测算法,其中 YOLOv8 因支持目标检测、实例分割、图像分类等任务,具可扩展性等优势,而被广泛应用^[9]。

YOLOv8 虽然引入骨干网络,提高了灵活性,但在分类方面仍存在部分特征难以提取问题,因此,本文在 YOLOv8 网络分类模型的基础上,在主干部分和头部之间的连接处添加坐标信息注意力模块 CIAM,并将网络中的 C2f 模块进行优化,将分布偏移卷积 DSConv 加入 C2f 网络模块中构成 DSC-C2f 模块,通过这些操作可以提高特征提取和学习的能力,并且还可以减少参数量,加快计算速度。最终改进后的 YOLOv8 网络模型 DSCI-YOLOv8 网络模型如图 1 所示。

1.1 坐标信息注意力模块

注意力机制(attention mechanism)^[7]是一种常用的机器学习和自然语言处理的技术,它可以帮助模型学习更加关注输入数据中的相关部分从而来提高分类的准确率^[10-11]。

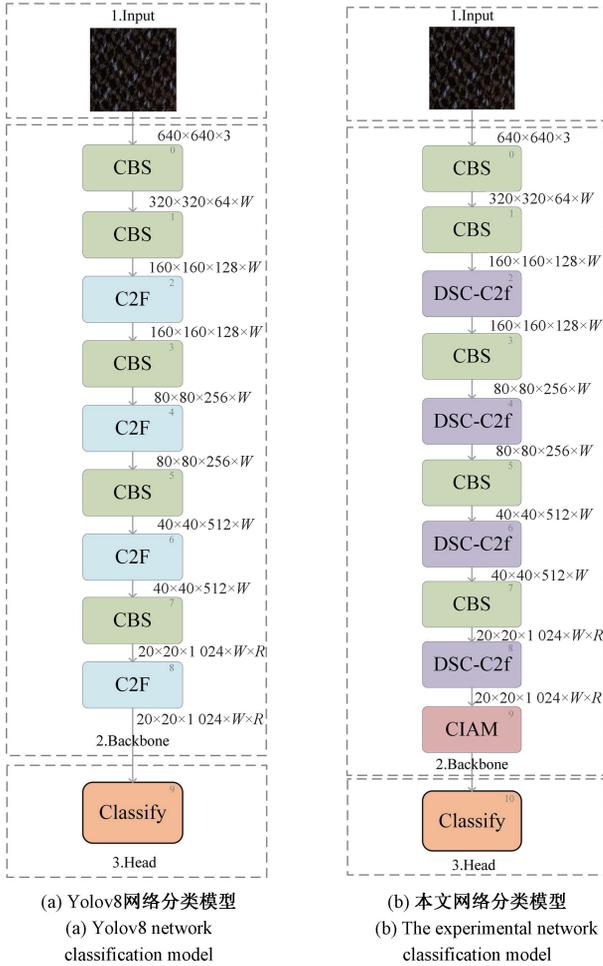


图 1 网络模型对比图

Fig. 1 Comparison of network models

坐标信息注意力模块 (coordinate information attention

module, CIAM) 中^[12], 利用式 (1) 将第 c 个通道相关的输出 z_c 分解为一维的特征编码。其中, x_c 是输入 X 的任意中间特征向量。

$$z_c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_c(i, j) \quad (1)$$

因此, 对于给定输入 X , 可以沿着池化内核的空间坐标系中的两个范围 $(H, 1)$ 和 $(1, W)$ 的方向进行通道解码^[13]。则第 c 个通道在高度 h 处和宽度 w 的处的输出表达分别为:

$$z_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_{o \leq i < W} x_c(h, i) \quad (2)$$

$$z_c^w(w) = \frac{1}{H} \sum_{o \leq i < H} x_c(i, w) \quad (3)$$

上述两个池化操作会产生两个抓取了空间各方向依赖性的特征图^[14]。然后, 通过 Contact 操作连接两个特征图, 再分别进行 1×1 卷积、批量归一化 (batch normalization, BN) 操作, 其中 BN 计算表达式为:

$$f = \delta(F_1([z^h, z^w])) \quad (4)$$

式中: $[z^h, z^w]$ 表示沿空间维度的串联操作^[15], F_1 是非线性激活函数, f 是空间信息的特征图, 按照水平和垂直空间维度分解成两个独立的张量 f^w 和 f^h 。

将两个 1×1 的卷积变换分别变换成 f^w 和 f^h , 使得 f^w 和 f^h 与输入 X 具有相同通道数的张量。 σ 为激活函数, g^w 和 g^h 为经过激活计算后得的 f^w 和 f^h 张量。计算过程为:

$$g^h = \sigma(F_h(f^h)) \quad (5)$$

$$g^w = \sigma(F_w(f^w)) \quad (6)$$

最后, CIAM 注意力模块的输出 y_c 可被写为:

$$y_c(i, j) = x_c(i, j) \times g_c^h(i) \times g_c^w(j) \quad (7)$$

可以看出, CIAM 注意力模块不仅考虑了通道信息, 关注通道间相互依赖关系, 还对数据集之间的空间特征信息也有所侧重^[16-17]。CIAM 结构如图 2 所示。

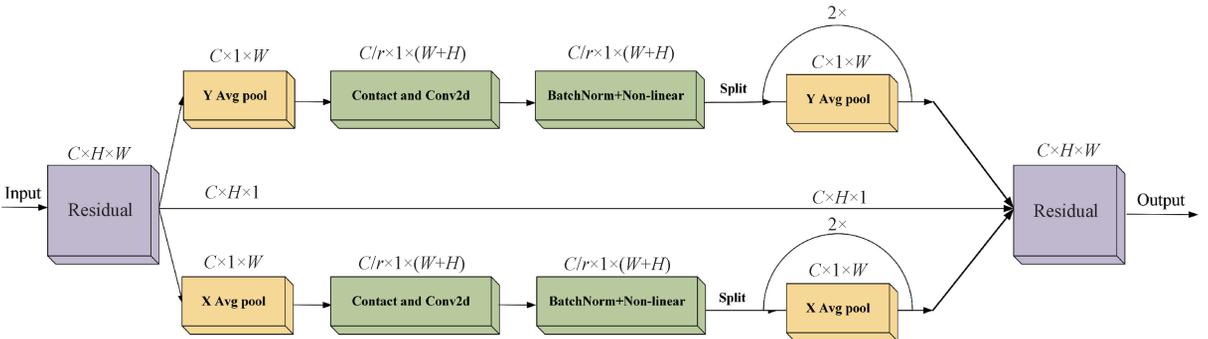


图 2 CIAM 注意力模块结构图

Fig. 2 Structure of CIAM attention module

1.2 分布偏移优化卷积

DSCConv (depthwise separable convolution), 即分布偏移卷积^[18], 旨在通过分布偏移和量化来模拟卷积层的行为。分布偏移 (VQK) 包括内核中的分布偏移 (KDS) 和通

道中的分布偏移 (CDS) 两个分布移位器张量。通过应用 KDS 和 CDS 的移动, 使 DSCConv 的输出与原始权重张量的值相匹配。

分布偏移卷积相较于传统卷积, 使用更少的参数获得

类似的特征提取结果。传统卷积和分布偏移卷积的参数计算量分别如下:

$$Num_{Conv} = H \times W \times M \times D_k \times N \quad (8)$$

$$Num_{Dsc} = (H \times W \times M \times D_k \times D_k) + (H \times W \times M \times 1 \times 1 \times N) \quad (9)$$

式中: W 和 H 为输入图像的宽度和高度, M 为输入通道数, D_k 为卷积核大小, N 为卷积核数。

可以看出,深度可分离卷积中的参数数量是普通卷积的 $(1/N) + (1/D_k^2)$ 倍。

其中, $\frac{Num_{Dsc}}{Num_{Conv}}$ 用来表示传统卷积和分布偏移卷积的参数计算量之比,其表达式为:

$$\frac{Num_{Dsc}}{Num_{Conv}} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_k^2}, (N \gg 3, D_k > 2) \quad (10)$$

从式(10)可以看出, $\frac{Num_{Dsc}}{Num_{Conv}}$ 结果小于 1^[19-20], 即特征提取方面与标准卷积的效果相当,但参数数量和计算量却大幅减少。

DSCConv 量化过程如图 3 所示。首先需要对每个卷积层权重进行缩放,并将所有权重量化到最接近的整数。

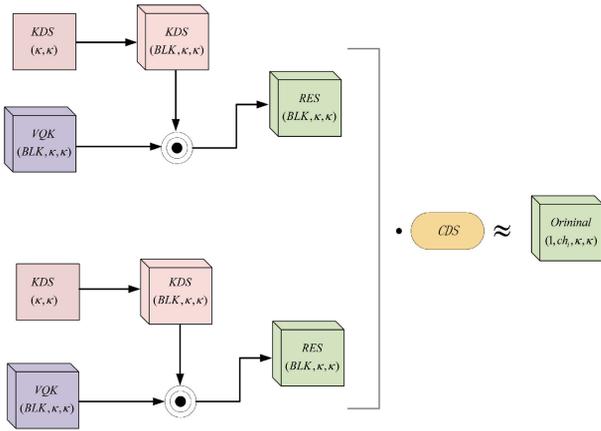


图 3 DSCConv 量化过程流程

Fig. 3 Flowchart of DSCConv quantization process

为了使得分布偏移与原始卷积张量匹配。式中, w_q 是张量中的参数值; b 是网络输入位数。 w_q 范围如式(11)所示。

$$w_q \in Z, b \in N \mid -2^{b-1} \leq w_q \leq 2^{b-1} - 1 \quad (11)$$

除此之外, KDS 在两个域中移动两个张量并且通过位移后的分布偏移和原始分布的 softmax 值来计算 ξ (ξ 为该块的 KDS 值)^[21]:

$$\xi = \min_{\hat{\xi}} \sum_j T_j \log\left(\frac{T_j}{T_j}\right) \quad (12)$$

位移后的分布偏移和原始分布的 softmax 值计算如下:

$$T_j = \frac{e^{w_i}}{\sum_i e^{w_i}} \quad (13)$$

$$I_j = \frac{e^{\hat{\xi} \cdot w_{q_j}}}{\sum_i e^{\hat{\xi} \cdot w_{q_i}}} \quad (14)$$

式中: j 为当前层第 j 块卷积核; i 为第 i 层卷积; $\hat{\xi}$ 为偏差, 默认为 0; I_j 为当前第 j 块卷积核分布偏移的初始值; T_j 为当前第 j 块卷积核的 softmax 值。

上述方法可以实现了原始卷积的量化^[22]。因此, 本文将分布偏移卷积与 C2f 模块相结合构成 DSC-C2f 模块, 获得更丰富的梯度流信息, 进而提高分类网络模型的资源利用率, 从而实现整体分类模型的性能提升。

2 实验及结果分析

2.1 实验环境

本实验编程语言为 Python3.8, 深度学习框架为 Pytorch1.8.1, 实验平台使用 Linux 系统, CPU 为 Intel (R) Core(TM) i5-12400 CPU@2.50 GHz。Batch size 大小设置为 32, Epochs 设置为 100, Optimize 优化器设置为 Adam, Learning rate 学习率设置为 0.00001。

2.2 数据集建立

1) 数据采集设备

本实验的图像采集设备为 4800 万像素的工业相机, 分辨率为 1280×720 像素^[23], 帧率为 1080P@60 FPS, 型号为 CX-H4800。其实物及实际拍摄效果如图 4 所示。

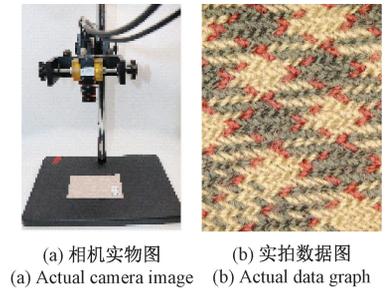


图 4 设备实物及拍摄效果

Fig. 4 Equipment and shooting effect

2) 数据集建立

经图像采集设备自建的纺织品数据集 FMCD (fabric material classification dataset) 包括 T400 双弹花呢、丝毛高支薄花呢、等 83 种类别的纺织品分类数据, 共 8005 张目标纺织品图像。

为了提高训练速度, 将图像采集分辨率转换为 224×224 像素。同时为了扩充部分种类样本的不足, 采用色彩变换、添加噪声几何变换等增强方法, 如图 5 所示, 来扩充数据集至 72052 张。将数据集划分为: 训练集 43690 张, 验证集 14394 张, 验证集 13968 张, 要求确保每个子集包含的纺织品图像数量相对均衡。

2.3 模型训练

本文提出的网络模型在创建的 FMCD 数据集上的训

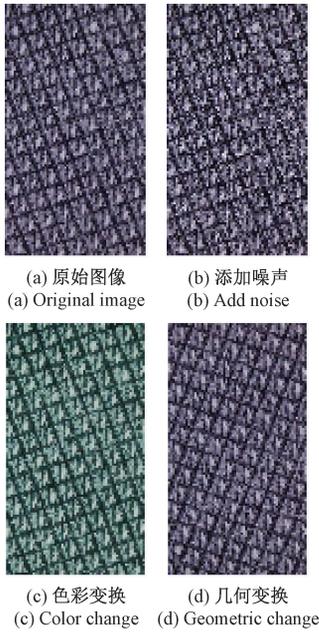


图 5 数据集增强
Fig. 5 Dataset enhancements

练和测试损失图像如图 6 所示,随着迭代次数的增加,经过 100 轮训练后,损失函数值逐渐减小并趋于稳定,模型损失达到收敛。

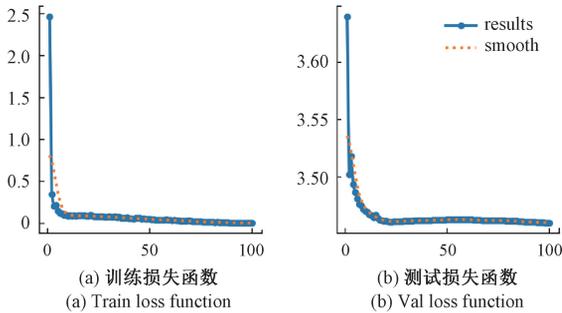


图 6 网络模型损失函数图
Fig. 6 Graph of the loss function of the network model

2.4 实验对比

1) 消融实验对比分析

为了探究本文提出的两种改进策略对各种模型准确率、计算量和模型大小的影响,分别进行了消融实验。实验以 YOLOv8 网络模型作为基础 Base 模型,并分别引入 CIAM 模块和 DSC-C2f 模块进行综合对比,实验结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,单独引入了 CIAM 模块后,比 Base 模型的准确率值提高了 1.36 个百分点,并且计算量提高了 11.4%,参数量增加了 7.2%,每秒处理图片数也增加了 8.7%。说明加入 CIAM 模块后可以更加精确的捕捉数据集的特征信息,从而提高该网络模型对纺织品的分类效果和速度。但也增加了一定的计算量和参数量。

使用 DSC-C2f 模块后,参数量下降了 6.0%,计算量减

表 1 不同网络模型消融实验对比

Table 1 Comparison of ablation experime

网络模型	准确率/ %	计算量/ GFLOPs	参数量/ MB	每秒处理 图片数
YOLOv8	95.45	3.807	89.4	251
YOLOv8+CIAM	96.81	4.244	95.9	273
YOLOv8+DSC-C2f	96.28	3.665	84.0	234
本文	97.54	4.102	90.5	285

少了 3.7%,每秒处理图片数下降了 6.7%准确率值提升了 0.83 个百分点,说明 DSC-C2f 模块在减少内存使用量发挥了巨大作用,并且也能提高模型的平均精度。

另外,本文提出的同时使用 CIAM 模块和 DSC-C2f 模块的模型,相较于 Base 模型,计算量增加了 7.7%,参数量上升了 1.2%。准确率提升 2.09 个百分点,每秒处理图片数提高 13.5%,表现出了更好的性能。说明添加了 CIAM 模块和 DSC-C2f 模块不仅可以在准确率上和每秒处理图片数的效果有所进步,同时所消耗的内存和计算器的使用并不会大幅度提升。

2) 不同模型对比试验

为了进一步验证优化后的网络模型的性能,对主流分类网络模型 VGG16、Resnet 50、EfficienNet-Bo、Vision Transformer 和 YOLO 系列拥有分类功能的网络模型 YOLOv5、YOLOv8 进行对比,使用相同自制数据集 FMCD 进行对比实验,得出的数据结果,主流分类网络模型对比结果如表 2 所示,YOLO 系列拥有分类功能的网络模型对比结果如表 3 所示。

表 2 不同分类模型性能对比

Table 2 Performance comparison of differ

模型	准确率 /%	单图推理 时间/ms	模型 大小/MB
VGG16	94.6	231.45	328.43
Resnet-50	95.8	141.17	171.73
EfficienNet-Bo	96.6	64.11	82.50
Vision Transformer	96.8	186.34	220.00
本文	97.5	23.83	56.70

表 3 YOLO 分类模型性能对比

Table 3 Performance comparison of YOLO

模型	准确率 /%	单图推理 时间/ms	模型大小/ MB
YOLOv5	94.3	25.35	38.6
YOLOv8	95.4	31.71	56.7
本文	97.5	23.83	59.4

通过表 2 可以得到以下结论:

(1)性能指标准确率方面,VGG 因为其深度网络而导致提取能力不佳,准确率为 94.6%;其次是 Resnet-50 因其残差结构更好的拟合了数据信息,因此准确率为 95.8%;EfficientDet 算法因为其采用了高效的 MBConv 模块,具有较高的特征表达能力,因此准确率为 96.6%;Vision Transformer 因为其自注意力机制和全局特征提取方法,能够更好的建模长程依赖关系,因此算法准确率为 96.8%。而本算法准确率为 97.5%,其值大于另外的 4 种网络。这是因为 CIAM 模块在处理复杂图像和细粒度特征时效果更佳,通过捕捉空间和通道维度的交互,增强了特征表示能力从而提高了准确率。

(2)单图推理时间方面,VGG16 由于模型的复杂性,为五种算法里面最差 231.45 ms;Resnet-50 算法由于减轻了梯度消失的问题,使得网络能更快的推理,因此为 141.17 ms;EfficientNet-B0 算法使用了 MBConv 模块这种更高效的卷积操作,因此为 64.11 ms;Vision Transformer 算法由于自注意力机制对每个注意力头的大量计算,所以 186.34 ms;本算法采用了在比 MBConv 更优异的 DSCConv 卷积与 C2f 模块相结合,减少了参数量和计算量,使得算法单张照片处理时间为 56.7 ms,这是因为在保障了精准度的同时,具有更好的实时性。成为 4 种网络中单图推理时间最短的网络。

(3)模型大小方面,VGG16 由于采用传统经典卷积层因此模型大小是 328.43 MB,Resnet-50 因为在传统卷积的基础上,使用了残差连接降低了参数量,因此模型大小是 171.73 MB;EfficientNet-B0 使用复合缩放方法,但添加了 SE 模块,降低参数量,所以模型大小是 82.5 MB;Vision Transformer 采用了全局特征提取方法来提取特征,因此参数量较高是 220.0 MB;而本文采用的 DSCI-YOLOv8 算法模型大小是 56.7 MB 由于加入 DSC-C2f 模块,使用更少的参数获得相似的特征提取结果,大大减少实验所需要的参数量,从而大大减少了模型大小,成为 4 种网络中,模型最小网络。

通过表 3 可以得到以下结论:

(1)性能指标准确率方面,YOLOv5 分类网络主要因为其 CSPNet 模块能够将网络特征进行分开后又融合,这提取图像的多层次特征,因此准确率为 94.3%;YOLOv8 分类网络主要因为其 CBS 模块捕捉复杂特征和 C2f 模块的融合多尺度特征能力,准确率为 95.4%;而本文算法,根据实际数据集的情况选择 CIAM 注意力模块不仅可以提取数据集特征方面性能得到提高,并且随着卷积层采用深度分层卷积,丰富了梯度流信息,使得了准确率成为 3 种算法中最高。

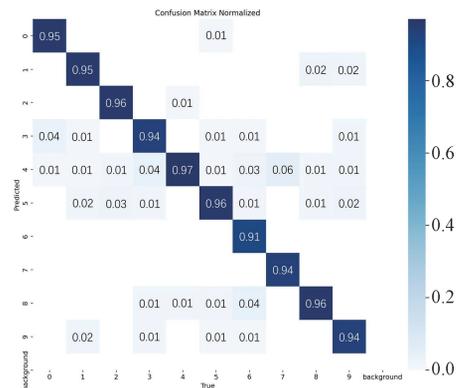
(2)单图推理时间方面,YOLOv5 分类网络因为主要由 3 个 CSPBlock 模块构成,由于其分割、处理、再融合的步骤,致使单图推理时间为 25.35 ms;YOLOv8 分类网络由于其 9 层卷积层进行卷积和 CBS 卷积层的非线性特征

表示,使得单图推理时间为 31.71 ms;本文由于在 C2f 模块得基础上加入 DSCConv 模块,将卷积分解成了深度卷积和点卷积,进一步提高了模型推理速度,从而成为了 3 种分类模型中,单图推理时间最短的网络,为 23.83 ms。

(3)模型大小方面,YOLOv5 分类网络由于其模型骨干网络和颈部网络的简单构造,成为了 3 种网络中,模型大小最小网络,为 38.6 MB。YOLOv8 分类网络由于其自身完整的输入、骨干和颈部网络结构,在加上 C2f 层的重复次数,因此模型大小会比 YOLOv5 分类网络大,为 56.7 MB;本文网络在 YOLOv8 分类网络的基础上添加了 CIAM 注意力模块,这会导致模型大小增加,而添加了 DSC-C2f 模块,会降低计算量从而降低模型大小,可以看出与 YOLOv8 分类网络相比,模型大小差距并不大。

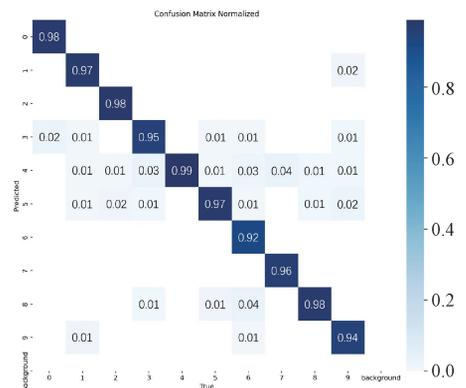
2.5 可视化分析

为了更加直观的展示分类模型的结果,使用 YOLOv8 网络模型与本文算法对测试集进行可视化实验,混淆矩阵如图 7 所示。由于本实验设计的种类有 83 种,使用混淆矩阵对全部种类进行测试,可视化效果不明显,难以体现本文网络优越性。因此,选择 83 类中的 10 种,进行统一的混



(a) YOLOv8 网络模型混淆矩阵

(a) YOLOv8 network model confusion matrix



(b) 本文网络模型混淆矩阵

(b) The confusion matrix of the experimental

图 7 不同网络模型混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix of different network models

淆矩阵测试。其中 0 表示 T400 弹力花呢 RJ2114340,1 表示 T400 弹力花呢 RJ2114342,2 表示 T400 双弹花呢 J2212022,3 表示超级机械弹毛涤锦花 RJ2214139,4 表示纯毛高支弹力薄花呢 J2211433,5 表示弹力花呢 2201053,6 表示弹力花呢 J2210207,7 表示弹力花呢 J2210212,8 表示弹力花呢 J2210221,9 表示弹力花呢 J2210259。

由图 7(a)可知,YOLOv8 网络模型对每一类的纺织品材质的分类准确率达到 90%以上,其中有 6 类的分类效果达到了 95%以上,但还是可以看出第 6 类的分类准确率为 91%,准确率偏低。从图 7(b)可以看出,本文网络对于每一类的纺织品材质的分类准确率都在 90%,其中有 9 类达到了 95%以上,并且有 6 类的准确率达到 97%以上,除了第 6 类的数据集的准确率依旧较低,但相对 YOLOv8 算法也有一定的提升,提升了 1 个百分点,这是因为加入的 CIAM 模块在特征提取和融合上有所精进,使得准确率有所提高。

3 结 论

针对纺织品生产中分类效率低下的问题,本文提出了一种基于 DSCI-YOLOv8 的纺织品材质分类算法。通过在 YOLOv8 网络添加 CIAM 模块和 DSC-C2f 模块,增强模型的提取能力并且减少实验所需要的参数量和计算速度。通过实验比较可以看出,本文算法 DSCI-YOLOv8 分类效果及运算速度显著提高,能更加准确地对纺织品材质数据集 FMCD 进行分类。日后研究中,一方面需要增加实验数据集的多样性;另一方面,针对混合材质纺织品和带有瑕疵纺织品等类型纺织品,增加网络模型的提取特征能力,使模型能够用于更多不同类型纺织品。

参考文献

- [1] 杨晶. 基于深度学习的布料材质识别方法研究[D]. 太原:中北大学,2024.
YANG J. Research on cloth material recognition method based on deep learning[D]. Taiyuan: North University of China, 2024.
- [2] 金玮,孟晓曼,武益超. 深度学习在图像分类中的应用综述[J]. 现代信息科技,2022,6(16):29-31,35.
JIN W, MENG X M, WU Y CH. A review of the application of deep learning in image classification[J]. Modern Information Technology, 2022,6(16):29-31,35.
- [3] 靳文哲,吕文涛,郭庆,等. 基于改进 3E-LDA 的织物图像分类算法[J]. 现代纺织技术,2024,32(6):89-96.
JIN W ZH, LYU W T, GUO Q, et al. Fabric image classification algorithm based on improved 3E-LDA[J]. Advanced Textile Technology, 2024,32(6):89-96.
- [4] 林碧珺. 基于卷积神经网络的服装面料分类算法研究[D]. 北京:北京服装学院,2023.
LIN B J. Research on garment fabric classification

- algorithm based on convolutional neural network[D]. Beijing: Beijing Institute of Fashion Technology, 2023.
- [5] 顾敏. 人工智能在纺织品检测中的应用研究[J]. 纺织检测与标准,2024,10(2):33-35,39.
GU M. Application research of artificial intelligence in textile testing [J]. Textile Testing and Standards, 2024, 10(2):33-35, 39.
- [6] 杨晶,靳雁霞,刘亚变,等. 基于改进 Transformer 的布料材质识别方法研究[J]. 中北大学学报(自然科学版),2023,44(2):138-145,161.
YANG J, JIN Y X, LIU Y B, et al. Research on fabric material recognition method based on improved transformer[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2023,44(2):138-145,161.
- [7] 游小荣,李淑芳. 基于迁移学习的棉/毛纤维自动识别方法[J]. 毛纺科技,2024,52(6):83-88.
YOU X R, LI SH F. Automatic identification method of cotton/wool fibers based on transfer learning[J]. Wool Textile Journal, 2024,52(6):83-88.
- [8] 李林. 基于深度学习的医学精子图像分类算法研究[D]. 吉林:吉林大学,2020.
LI L. Classification algorithm research of medical spermimage based on deep learning [D]. Jilin: Jilin University,2020.
- [9] WEI Z H, ZHANG Y J, WANG X J, et al. A YOLOv8-based approach for steel plate surface defect detection[J]. Metalurgija, 2024,63(1):28-30.
- [10] DUAN J Y. Reformatted contrastive learning for image classification via attention mechanism and self-distillation[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2284(1):012013.
- [11] 杨献瑜. 基于改进 YOLOv3 的电梯内电动车检测算法[J]. 计算机时代,2023(7):61-65.
YANG X Y. Detection algorithm of electric vehicle in elevator based on improved YOLOv3[J]. Computer Era,2023(7):61-65.
- [12] 陈娟,李燕,阚希,等. 基于 EfficientNet 的轻量化行人检测算法[J]. 国外电子测量技术,2023,42(6):1-9.
CHEN J, LI Y, KAN X, et al. Lightweight pedestrian detection algorithm based on EfficientNet [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42 (6): 1-9.
- [13] 刘忠洋,周杰,陆加新,等. 基于注意力机制的多尺度特征融合图像去雨方法[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版),2023,15(5):505-513.
LIU ZH Y, ZHOU J, LU J X, et al. Multi-scale feature fusion image rain removal method based on attention mechanism [J]. Journal of Nanjing

- University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2023, 15(5):505-513.
- [14] 罗舜,于娟.改进多尺度网络的行人目标检测算法[J].福州大学学报(自然科学版),2022,50(5):587-594.
LUO SH, YU J. Pedestrian target detection algorithm on improved multi-scale network [J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2022, 50(5):587-594.
- [15] 孙红,杨晨,莫光萍,等.基于双分支特征提取的轻量级图像分割算法[J].包装工程,2023,44(11):299-308.
SUN H, YANG CH, MO G P, et al. Lightweight image segmentation algorithm based on two-branch feature extraction [J]. Packaging Engineering, 2023, 44(11):299-308.
- [16] 孙天鹏.基于GAN的局部写实感漫画图像风格迁移方法研究[D].南京:南京邮电大学,2023.
SUN T P. Research on GAN based local realistic cartoon image style transfer method [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2023.
- [17] AI J Q, QU ZH, ZHAO ZH CH, et al. An SAR target classification algorithm based on the central coordinate attention module [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(2):1941-1952.
- [18] 刘进军,李磊磊,张昊宇,等.基于改进YOLOv7算法的建筑垃圾分类检测[J].环境工程学报,2024,18(1):270-279.
LIU J J, LI L L, ZHANG H Y, et al. Construction waste classification and detection algorithm based on improved YOLOv7 [J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2024, 18(1):270-279.
- [19] 徐春鸽.改进YOLOv5s PCB板缺陷检测算法[J].信息系统工程,2023(11):62-65.
XU CH G. Improved YOLOv5s PCB defect detection algorithm [J]. Information Systems Engineering, 2023(11):62-65.
- [20] 韦超,钱春雨,黄启鹏,等.基于YOLOv8n的表格线检测改进模型[J/OL].计算机工程与应用,2024:1-14 [2024-07-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20240712.1013.002.html>.
WEI CH, QIAN CH Y, HUANG Q P, et al. Improved form line detection model based on YOLOv8n [J/OL]. Computer Engineering and Applications, 2024: 1-14 [2024-07-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20240712.1013.002.html>.
- [21] 蔡舒妤,何冲.基于FDG-YOLO轻量化模型的航空发动机损伤检测方法[J].北京航空航天大学学报,2024:1-11, DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0024.
CAI SH Y, HE CH. A damage detection method for aero-engine based on FDG-YOLO lightweight model [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024: 1-11. DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0024.
- [22] 叶宇星,孙志锋,马风力,等.基于改进YOLOv5s的腌制蔬菜真空包装缺陷检测[J].包装工程,2023,44(9):45-53.
YE Y X, SUN ZH F, MA F L, et al. Vacuum packaging defect detection of pickled vegetables based on improved YOLOv5s [J]. Packaging Engineering, 2023, 44(9):45-53.
- [23] 王康.基于轻量级网络与注意力的药片识别检测方法研究[D].南京:南京信息工程大学,2024.
WANG K. Research on pill recognition and detection method based on lightweight network and attention [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2024.

作者简介

王敏,博士,教授,主要研究方向为信号与信息处理、图像处理、深度学习。

E-mail:yu0801@163.com

许永琪(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、深度学习等。

E-mail:1250030670@qq.com

曹小萌,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、深度学习等。

E-mail:2069197782@qq.com

曹冉,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、深度学习等。

E-mail:413769629@qq.com

欧翔,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、深度学习等。

E-mail:1164088794@qq.com