

万燕, 齐浩天, 姚砺. 基于可变形卷积和注意力的带钢瑕疵识别方法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(5): 61-66. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240508

基于可变形卷积和注意力的带钢瑕疵识别方法

万燕, 齐浩天, 姚砺

(东华大学 计算机科学与技术学院, 上海 201620)

摘要: 带钢生产中瑕疵检测的准确性对于其质量的保证有着至关重要的意义。本文针对带钢表面瑕疵检测中的瑕疵种类复杂、背景干扰严重、瑕疵样式间面积形态差异较大等问题, 提出了一种基于 ResNet50 改进的结合多尺度变形卷积和注意力的带钢表面瑕疵分类识别方法。首先通过细化 ResNet50 中 BottleNeck 结构的卷积块为一组多尺度卷积以扩大感受野, 然后引入可变形卷积代替组中的卷积核, 使网络在训练中捕捉不同形态尺度的瑕疵特征。最后在网络中引入增强注意力模块, 使网络可以关注到通道与空间之间的信息, 将其联合起来从而关注到更重要的通道和空间位置。通过对比实验表明, 本文提出的方法在带钢的表面瑕疵分类识别上精确度优于现有方法, 可以应用于企业实际的带钢的工业生产中。

关键词: 带钢表面瑕疵识别; 多尺度; 可变形卷积; 注意力机制

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)05-0061-06

Strip defect recognition method based on deformable convolution and attention

WAN Yan, QI Haotian, YAO Li

(School of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

Abstract: The accuracy of defect detection in steel strip production is of great significance for ensuring its quality. This paper proposes a steel strip surface defect classification and recognition method based on ResNet50 improved by combining multi-scale deformable convolution and Enhanced Attention to address the problems of complex defect types, severe background interference, and significant differences in area and shape of defect patterns. Firstly, the convolution blocks of the BottleNeck structure in ResNet50 are refined into a group of multi-scale convolutions to expand the receptive field. Then, the deformable convolution is introduced to replace the convolution kernel in the group, enabling the network to capture defect features of different shapes and scales during training. Finally, enhanced attention module is introduced into the network to enable it to focus on the information between channels and space, which are combined to focus on more important channels and spatial positions. Comparative experiments show that the proposed method has better accuracy in steel strip surface defect classification and recognition than existing methods, and can be applied to industrial production of steel strips in enterprises.

Key words: steel strip surface defect recognition; multi-scale; deformable convolution; attention mechanism

0 引言

日常工业生产中, 带钢的表面瑕疵识别效果对于产品质量及生产效率有着极为重要的影响。准确、快速的自动表面瑕疵识别方法能够大幅提高企业的生产效率、降低成本。常见带钢表面瑕疵如图 1 所示, 其中的瑕疵存在背景融合高、瑕疵形态复杂、特征间差异大等复杂问题。然而, 当前企业中普遍使用的人工目测或光电检测的方式, 前者存在人工成本高、检出率不稳定、复杂瑕疵容易漏检等问

题, 后者则存在资源消耗大、效率较低、泛用性不高等问题。因此, 研究一套快速且准确的带钢表面瑕疵识别方法是非常必要的^[1]。

目前, 基于机器视觉的钢铁表面瑕疵识别方法主要分为 2 类。一是基于传统图像处理方法, 二是基于深度学习的方法。其中, 基于传统的图像处理方法包括边缘检测、区域生长、模板匹配、形态学处理、统计学等, 基于深度学习的方法主要是使用卷积神经网络提取特征的方法。

基于传统的方法中, Wen 等学者^[2]提出了一种

作者简介: 万燕(1970-), 女, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 图像处理, 纤维的自动识别; 姚砺(1967-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 软件测试技术。

通讯作者: 齐浩天(1999-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理, 瑕疵检测。Email: hunter_qht@163.com

收稿日期: 2023-04-28

哈尔滨工业大学主办 ◆ 学术研究与应用

基于灰度图像和 3D 深度信息融合的方法,用于检测钢铁表面复杂的凹陷瑕疵。Wang 等学者^[3]提出了基于简单导向模板的钢板表面瑕疵检测方法,通过建立一个正常样本的灰度模板以匹配需要检测的样本,然后比对灰度图的信息检测瑕疵。Yun 等学者^[4]提出了使用双照明结构来区分钢材表面噪声引起的不均匀缺陷和颜色变化,同时使用 Gabor 滤波器和二值化信息检测瑕疵。Sun 等学者使用了基于奇异值分解的检测和定位方法,将灰度矩阵投影到分解出的奇异向量上,从而通过奇异值的变化检测钢铁瑕疵^[5]。Hou 等学者^[6]提出二阶锥规划优化多核相关向量机的方法,用于快速识别带钢中的瑕疵。Tian 等学者^[7]将遗传算法与极限学习机联合,用于热轧钢表面的瑕疵识别。

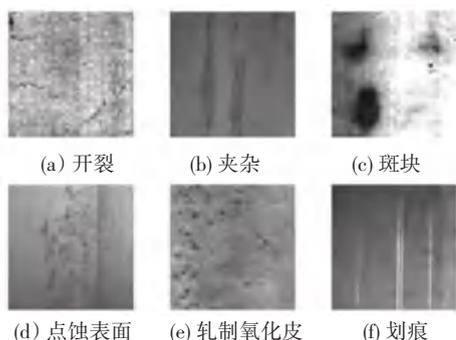


图1 热轧带钢常见表面缺陷图

Fig. 1 Common surface defects of hot rolled strip steel

以上传统方法由于缺乏全局的信息处理和对复杂瑕疵形状的处理能力,且对图像的质量要求比较高,容易受到光照、角度、噪声等因素的影响,因此在检测效率与泛用性上不尽人意。

基于深度学习主要采用卷积神经网络提取特征的方法。Liu 等学者^[8]使用卷积神经网络提取热轧钢的周期性瑕疵特征,并结合 LSTM 实现自动化识别,但对非周期性、随机出现的钢铁瑕疵效果有限。He 等学者^[9]则使用多组卷积核的策略,对于不同形态的钢铁瑕疵训练不同的卷积核组以提取相应特征,但在模型训练时较为复杂。Liu 等学者^[10]使用 GoogLeNet 作为主干网络,并在其中添加了恒等映射以加快模型的预测效率。He 等学者^[11]提出了多层次特征融合的方法,将多层次的特征合一以加强瑕疵的信息,但也增加了计算复杂度。Konovalenko 等学者^[12]集成 ResNet50 和 ResNet101 两个深度残差网络进行平板钢的瑕疵分类识别等等。这类方法虽然比传统方法提高了精度,但是对于形态差异大、背景相似度高的瑕疵仍不能满足需求。

针对以上检测方法所存在的问题,本文在 ResNet50^[13]的基础上,提出了一种结合多尺度变形卷积(DCNv2^[14])和增强注意力机制的带钢瑕疵分类方法。本文方法将分组卷积、DCNv2 可变形卷积及 CBAM^[15]增强注意力模块引入到 ResNet50 网络中,使网络具备多尺度的特征提取能力,同时增加了网络对通道与空间位置上重要瑕疵信息的关注,从而提升了模型的瑕疵识别效果。

1 改进的 ResNet 模型结构

热轧带钢表面的瑕疵由于其瑕疵特点、图像采集条件以及光线等问题,导致其瑕疵与背景融合度高,瑕疵之间形态相似。传统的方法与当前流行的深度学习学习方法均不能满足对多种类瑕疵检测的鲁棒性和精确性要求。传统方法往往对特征的提取缺乏广泛性,难以在全部种类瑕疵上表现较好;而深度学习的方法中缺少不同尺度的特征提取,并且使用固定大小的卷积核,对于同类形态但大小差异过大的瑕疵(如图 2 所示),则难以适应并正确识别,同时缺少对通道间和空间中重要信息的关注,导致识别的准确性不高。



图2 同类较大形态差异瑕疵图

Fig. 2 Defect images with significant morphological variations within the same class

基于上述问题,本文提出了结合多尺度变形卷积和注意力机制的 ResNet 瑕疵识别改进方法,其网络结构如图 3 所示。原 ResNet50 网络结构分为 5 个 stage,其中 stage0 可以视为对输入的预处理,剩余 4 个 stage 均由不同数量的 BottleNeck 块组成。因为原有 BottleNeck 块缺乏多尺度特征提取的能力,且卷积核大小固定,导致感受野有限。所以,本文首先对 BottleNeck 块内部结构进行改进,加入多尺度和可变形卷积以提高感受野;其次,在 stage0 和 stage1 之间,及 stage4 之后加入了增强注意力模块,在只增加较少计算量的同时加强模型对于空间通道重要信息的关注,以提升模型性能。

本文方法的具体流程为:首先将输入的图片经过 ResNet50 的 stage0 阶段,经过卷积层、MaxPooling 层得到了输出特征图后,将其送入增强注意力模块,对空间和通道进行 attention 操作,注意到空间位置

和通道间的重要信息。然后,将依次经过 ResNet50 的后 4 个改进的 stage,将每个 stage 中 BottleNeck 模块中原本的一个 3×3 卷积替换为一个类残差连接的 3×3 可变形卷积组 (DCNv2),使网络拥有多尺度

和卷积核变形学习能力,增大感受野。网络输出前再经过一个增强注意力模块,加强高维通道信息的关注,提升精确度,此后则通过全连接层进行瑕疵的分类识别,得到最终的识别结果。

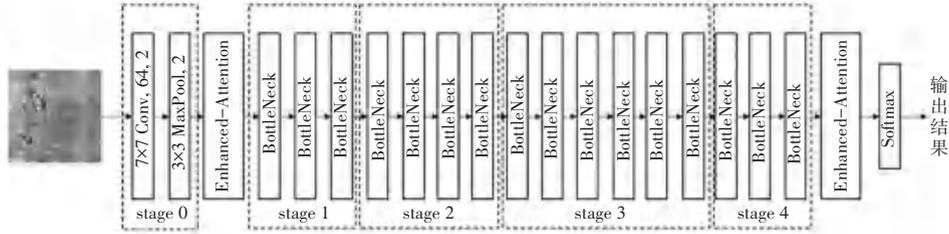


图3 结合多尺度变形卷积和增强注意力的改进 ResNet 模型结构图

Fig. 3 Improved ResNet model architecture diagram combining multi-scale deformable convolutions and enhanced attention

1.1 多尺度可变形特征提取模块

本文在 ResNet 基础上进行了多尺度特征提取,并引入可变形卷积两方面的改进。

1.1.1 多尺度特征提取模块

由于带钢中夹杂类瑕疵在样本中出现的尺寸大小不一(见图 2),原有特征提取网络缺乏对多尺度上下文信息的关注,因此采用 Gao 等学者^[16]提出的 ResNet 模型改进方法,以提升网络对多尺度信息的融合能力,增大网络的感受野。本文采用的 Res2Net 结构如图 4 所示。

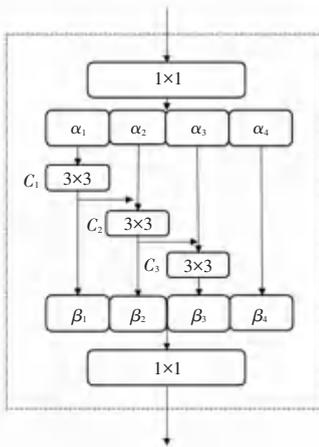


图4 多尺度特征提取模块图

Fig. 4 Diagram of multiscale feature extraction module

本文使用一组 3×3 的类残差连接卷积组,替换原 BottleNeck 中的单个 3×3 卷积核,改变原来的 1-3-1 结构。该层输入首先经过一个 1×1 卷积核提取后,在通道方向平均分为 s 个特征子图,每个特征子图拥有 $1/s$ 的通道数。除最后一个特征子图 α_s 不通过 3×3 卷积外,其他每个特征子图 α_i 都通过一个 3×3 卷积 $C_i(\cdot)$ 。设 $C_i(\cdot)$ 的输出为 β_i ,每个子图都加入上一层的输出,再经过自身的 3×3 卷积,因此输出 β_i 可表示为:

$$\beta_i = \begin{cases} C_i(\alpha_i + \beta_i), & 1 \leq i < s \\ \alpha_i, & i = s \end{cases} \quad (1)$$

将每个子图在通道上进行拼接操作后,再通过 BottleNeck 结尾的 1×1 卷积。此种连接方法使得每一层子图都拥有了之前的信息,并且在不增加计算复杂度的情况下,又具备了多尺度的特征感知能力,有着更大的感受野。本文取 $s = 4$,即将原输入在通道方向上切分为 4 组特征子图,能够高效地利用前文信息,提取多尺度特征。

1.1.2 可变形卷积模块

原 ResNet50 特征提取模块中使用的是 3×3 固定大小的卷积核,对形态差异大的瑕疵均使用固定的感受野进行特征提取,其过程可用式(2)表示:

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in R} w(p_n) \cdot x(p_0 + p_n) \quad (2)$$

其中, x 表示输入特征图; y 表示输出特征图; R 表示卷积核的采样结果; p_n 表示 R 中的每个像素; w 表示权重。卷积核在 p_0 位置的输出由加权求和得到。

可以看出,对于不同形态的瑕疵,固定大小的卷积核无法得出不同的应变结果,只能采用相同的结构进行感受。因此,本文引入 DCNv2 可变形卷积模块,将其融合到 BottleNeck 的多尺度改进中。引入 DCNv2 的多尺度变形特征提取模块如图 5 所示。本文用多个 DCNv2 模块替换多尺度模块中的 3×3 固定卷积组,将网络原 BottleNeck 中的一个 3×3 卷积改进为多尺度可变形卷积组。DCNv2 采用了一个额外的偏移量,使卷积核拥有了动态采样的能力。在训练过程中,对于不同的瑕疵形态可以动态学习变化卷积核的形状,从而对于不同形态差异较大的瑕疵间有着很好的适应性和感受能力。DCNv2 的实现过程见式(3):

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in R} w(p_n) \cdot x(p_0 + p_n + \Delta p_n) \cdot \Delta m_n \quad (3)$$

DCNv2 比传统卷积过程增加了偏移量 Δp_n 与采样权重系数 Δm_n 。其中,偏移量是由额外一个卷积核对输入特征图 x 生成的,采样权重系数则对每个偏移量计算权重,以去除无关的上下文信息。

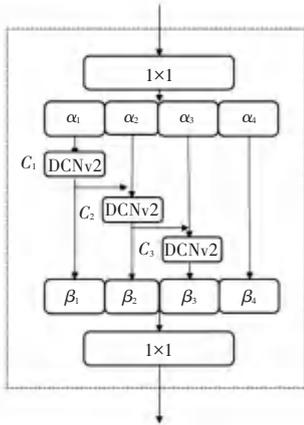


图5 引入 DCNv2 的多尺度可变形特征提取模块图

Fig. 5 Diagram of multiscale deformable feature extraction module with DCNv2

1.2 增强注意力模块

为了增加网络对瑕疵图像中重要信息的关注,降低噪声的干扰,本文引入了空间注意力和通道注意力两个注意力模块,以加强网络对于通道、空间之间重要信息的聚焦与关注。

1.2.1 通道注意力模块

通道注意力机制将输入的特征图分别采用平均池化与最大值池化方法,将特征送入一个多层感知机(MLP)中,然后将输出加和后,通过 *sigmoid* 激活

函数进行激活,推得的公式为:

$$A_c(F) = \sigma(MLP(P_{avg}(F)) + MLP(P_{max}(F))) \quad (4)$$

$$F' = A_c(F) \otimes F \quad (5)$$

其中, F 表示输入特征图; P_{avg} 表示平均池化; P_{max} 表示最大池化; *MLP* 表示多层感知机; σ 表示 *sigmoid* 激活函数。生成的特征图 $A_c(F)$ 与 F 进行点乘,得到的结果作为空间注意力的输入 F' 。

1.2.2 空间注意力模块

空间注意力机制将输入的特征图在通道维度进行最大池化与平均池化,然后将 2 次池化的输出在通道维度进行拼接,之后经过一个 7×7 的卷积降维到单通道,再经过 *sigmoid* 激活函数激活,具体为:

$$A_s(F') = \sigma(f^{7 \times 7}([P_{avg}(F'); P_{max}(F')])) \quad (6)$$

$$F'' = A_s(F') \otimes F' = A_s(A_c(F) \otimes F) \otimes A_c(F) \otimes F \quad (7)$$

其中, F' 表示空间注意力的输入,由式(5)得到; $A_s(F')$ 表示空间注意力的输出; F'' 表示最终空间通道注意力的输出,由空间注意力的输出与输入经过点乘得到。

本文将通道注意力与空间注意力进行串联,结构如图 6 所示。输入先经过 ResNet50 的 stage0 阶段后,即进入通道与空间注意力串联的增强注意力模块。经过实验表明,增强注意力模块加强了对空间和通道上重要瑕疵信息的关注,提升了网络对瑕疵特征的提取能力。

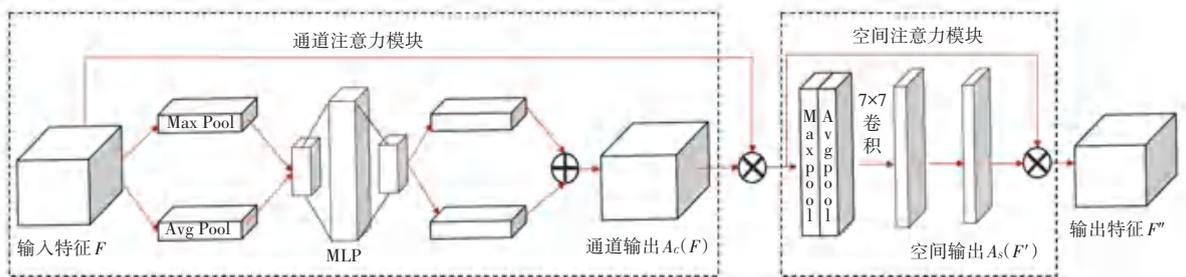


图6 增强注意力模块结构图

Fig. 6 Enhanced-attention module structure diagram

2 实验

2.1 实验环境和数据集

本文实验数据集采用东北大学 NEU-CLS 数据集,该数据集为 Song 等学者^[5]发布的带钢表面瑕疵数据集,共有 1 800 张 6 类常见的热轧钢表面瑕疵图像,分辨率为 200×200 ,瑕疵种类分别为轧制氧化皮(RS)、斑块(Pa)、开裂(Cr)、点蚀表面(PS)、夹杂(In)和划痕(Sc),每类 300 张,训练集与测试集为

随机抽取,比例为 8 : 2。

实验环境基于 Ubuntu20.04 LTS 操作系统,系统内存为 32 G,使用一块 A5000-24G 显卡进行训练;使用 Python 3.8、Pytorch 1.10.0、CUDA 11.3,设置学习率为 0.001,每个实验均训练 100 轮,输入图像分辨率设置为 224×224 ,优化算法使用 SGD,损失函数使用交叉熵。

2.2 实验结果分析

为验证本文模型对钢铁表面瑕疵的缺陷分类识

别能力,通过在 NEU-CLS 数据集上的实验,绘制出的准确率和损失曲线如图 7 所示。由图 7 可以看出模型大约在 60 轮后接近收敛,后期模型准确率与损失较稳定,未出现过拟合现象,最终精度为 99.72。

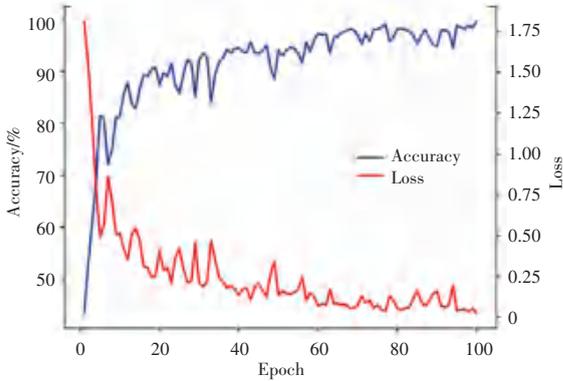


图 7 本文模型在 NEU-DET 数据集上的性能曲线图

Fig. 7 Performance curve in NEU-DET by our model

NEU-DET 数据集混淆矩阵如图 8 所示,同时通过混淆矩阵观察模型具体的测试情况。横坐标表示实际类别,纵坐标表示模型的识别结果,矩阵位置样本数越大则蓝色越深。结果表明模型在点蚀表面类的识别上出现了混淆情况,分析为点蚀表面类与夹杂类瑕疵形态较为相似,同时背景干扰较强,使模型出现了混淆情况。

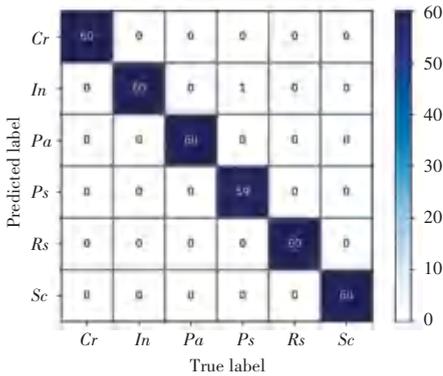


图 8 NEU-DET 数据集混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of NEU-DET datasets

2.3 消融实验

为验证本模型不同改进策略的有效性,共进行了 5 组消融实验,分别为 ResNet50 baseline、融合了多尺度(Multi-Scale, MS)的 ResNet50、融合了增强注意力(Enhanced-Attention, EA)模块的 ResNet50、融合了多尺度和增强注意力的 ResNet50,以及本次研究提出的融合了多尺度可变形模块(Deformable Multi-Scale, DMS)和增强注意力模块的改进 ResNet50(Improved ResNet)。分别使用上述结构在测试集上进行测试,结果见表 1。

表 1 消融实验结果表

Table 1 Ablation experimental results table

模型	识别正确个数	识别准确率/%
ResNet50 baseline	340	94.44
ResNet50 + MS	346	96.11
ResNet50 + EA	344	95.56
ResNet50 + MS + EA	352	97.78
Improved ResNet (ours)	359	99.72

通过表 1 可以看出,融合多尺度或增强注意力模块后,网络能够获取到不同尺度和上下文的信息,同时在通道空间上关注到了更重要的信息,提高了瑕疵的识别率。引入可变形卷积后,最终使用多尺度可变形模块的 Improved ResNet 很大程度上提升了感受野,使得网络对不同形状瑕疵有了更强的特征提取能力,显著提升了模型的性能。

2.4 类激活热力图可视化实验

为了验证 Improved ResNet 模型捕捉重要瑕疵特征的能力,在钢铁瑕疵数据集上使用类激活热力图来可视化,观察模型对瑕疵的关注程度。激活热力图中,红色越深的区域表示模型关注程度越高。类激活热力对比如图 9 所示。

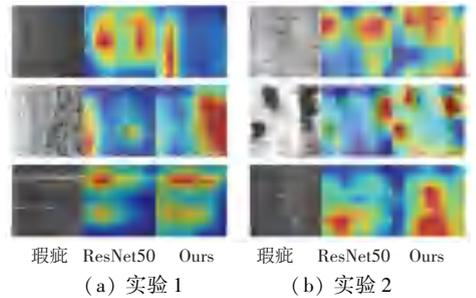


图 9 类激活热力对比图

Fig. 9 Class activation thermodynamic comparison diagram

从图 9 可以看出,作为 baseline 的 ResNet50 模型,对于复杂情况下特征不明显的缺陷关注位置缺乏一定的准确性;而本文模型能够很好地捕捉到此类瑕疵的特征区域,进一步验证了本文模型的效果。

2.5 对比实验

为了验证本文模型的综合性能,与现有的 VGG16^[17]、Shufflenet v2^[18]、DenseNet121^[19]、Efficientnet^[20] 以及 Mobilenet v2^[21] 等主流算法在 NEU-CLS 数据集上进行了对比实验。实验结果见表 2,性能曲线如图 10 所示。

表 2 主流算法性能对比表

Table 2 Performance comparison table of mainstream methods

方法	识别正确个数	识别准确率/%
VGG16	321	89.17
ShuffleNet v2	265	73.61
DenseNet121	334	92.78
EfficientNet	338	93.89
MobileNet v2	350	97.22
Improved ResNet (Ours)	359	99.72

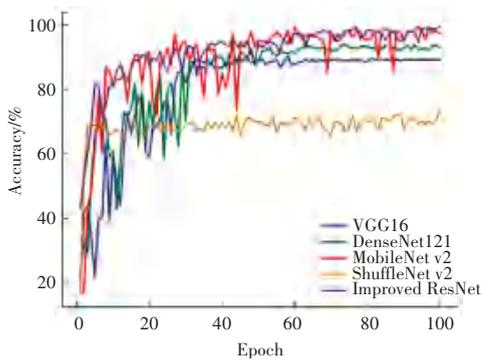


图 10 主流算法性能对比曲线

Fig. 10 Performance comparison curves of mainstream methods

由表 2 和图 10 结果可以看出,本文提出的 Improved ResNet 瑕疵识别分类模型,对比其他主流算法具有明显优势。

3 结束语

本文针对带钢表面瑕疵背景复杂、噪声干扰、瑕疵形态大小差异大等问题,提出了结合多尺度可变形卷积和增强注意力的改进 ResNet50 钢铁瑕疵分类识别方法。该方法将可变形卷积与分组卷积结合以替换网络中原有卷积模块,同时在网络中引入增强注意力模块,有效地提升了网络对带钢表面瑕疵的识别准确性。经过仿真实验,本文方法的优越性在 NEU-DET 公开数据集上得到了验证,获得了 99.72% 的准确率;与目前主流的算法进行了对比实验结果表明,本文提出的钢铁瑕疵识别方法优于其他经典方法,可以应用于企业日常生产之中。

但是,本文方法对于斑点、夹杂类相似瑕疵的区分能力仍然有限,同时检测的速度仍有提高的空间,这些问题需要在未来做进一步改进。

参考文献

[1] SANTANU G, GHORAI S, MUKHRJEE A, et al. Automatic defect detection on hot-rolled flat steel products[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 62 (3): 612-621.

[2] WEN Xin, SONG Kechen, HUANG Liming, et al. Complex surface ROI detection for steel plate fusing the gray image and 3D depth information[J]. Optik, 2019, 198: 163313.

[3] WANG Heying, ZHANG Jiawei, TIAN Ying, et al. A simple guidance template-based defect detection method for strip steel surfaces[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15 (5): 2798-2809.

[4] YUN J, KIM D, KIM K, et al. Vision-based surface defect inspection for thick steel plates[J]. Optical Engineering, 2017, 56 (5): 053108-053108.

[5] SONG Kechen, HU Shaopeng, YAN Yunhui. Automatic recognition of surface defects on hot-rolled steel strip using scattering convolution network [J]. Journal of Computer

Information Systems, 2017, 10 (7): 3049-3055.

[6] HOU Jingzhong, XIA Kewen, YANG Fan, et al. Strip steel surface defects recognition based on socp optimized multiple kernel RVM[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018, 2018: 9298017.

[7] TIAN Siyang, KE Xu. An algorithm for surface defect identification of steel plates based on genetic algorithm and extreme learning machine[J]. Metals, 2017, 7 (8): 311.

[8] LIU Yang, KE Xu, XU Jinwu. Periodic surface defect detection in steel plates based on deep learning[J]. Applied Sciences, 2019, 9 (15): 3127.

[9] HE Di, KE Xu, PENG Zhou. Defect detection of hot rolled steels with a new object detection framework called classification priority network [J]. Computers & Industrial Engineering, 2019, 128: 290-297.

[10] LIU Yan, GENG Jiahui, SU Zhenfeng, et al. Real-time classification of steel strip surface defects based on deep CNNs [C]//Proceedings of 2018 Chinese Intelligent Systems Conference: Volume II. Singapore ;Springer, 2018, 529(10): 257-266.

[11] HE Yu, SONG Kechen, MENG Qinggang, et al. An end-to-end steel surface defect detection approach via fusing multiple hierarchical features[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 69 (4): 1493-1504.

[12] KONOVALENKO I, PAVLO M, BREVUS V. Steel surface defect detection using an ensemble of deep residual neural networks[J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering, 2021, 22(1): 1-8.

[13] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas; IEEE, 2016: 770-778.

[14] ZHU Xizhou, HU Han, LIN S, et al. Deformable ConvNets v2: More deformable, better results [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA; IEEE, 2019: 9300-9308.

[15] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). Munich, Germany: dblp, 2018: 3-19.

[16] GAO Shanghua, CHENG Mingming, ZHAO Kai, et al. Res2net: A new multi-scale backbone architecture [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 43 (2): 652-662.

[17] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. arXiv preprint arXiv: 1409.1556, 2014.

[18] MA Ningning, YANG Xiangyu, ZHENG Haitao, et al. Shufflenet v2: Practical guidelines for efficient CNN architecture design [C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). Munich, Germany: dblp, 2018: 1-19.

[19] HUANG Gao, LIU Zhuang, MAATEN L V D, et al. Densely connected convolutional networks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hawaii, USA ;IEEE, 2017: 1-9.

[20] TAN Mingxing, LE Q. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks [C]//International Conference on Machine Learning. Taiyuan, China ;PMLR, 2019: 1-10.

[21] SANDLER M, HOWARD A G, ZHU Menglong, et al. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA; IEEE, 2018: 1-14.