

# 基于改进的残差收缩网络的带钢表面缺陷识别<sup>\*</sup>

梁日强,胡燕林,蒋占四  
(桂林电子科技大学机电工程学院,桂林 541004)

**摘要:**为解决传统视觉带钢识别无法自主提取图像特征,准确率会受到图像质量的限制等问题,提出了一种改进的深度残差收缩网络带钢缺陷表面质量缺陷识别方法。首先,利用数据增广的方法:旋转和翻转对数据集进行数据扩充;其次,建立残差收缩网络带钢缺陷识别模型,并且使用 LeakyReLU 激活函数替换原有的激活函数 ReLU;再次,利用 Adamax 对残差收缩网络进行训练过程优化,减少资源的使用效果以及提高缺陷识别的准确率;最后,通过多次实验,然后取识别准确度的平均值。结果表明,带钢缺陷识别方法的准确度可以达到 98.88%,优于传统的 SVM、卷积神经网络、残差网络以及改进的残差收缩 DRESN-CS。

**关键词:**缺陷检测;残差网络;残差收缩网络;数据增广

**中图分类号:**TH165;TG66

**文献标识码:**A

## Strip Surface Defect Identification Based on Improved Residual Shrinkage Network

LIANG Ri-qiang, HU Yan-lin, JIANG Zhan-si

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that traditional visual strip recognition cannot extract image features autonomously and the accuracy is limited by image quality, an improved deep residual shrinkage network method for strip defect surface quality defect recognition is proposed in this paper. Firstly, the data set is expanded by means of data augmentation: rotation and flip. Secondly, the residual shrinkage network defect identification model is established, and the LeakyReLU activation function is used to replace the original activation function ReLU. Thirdly, Adamax is used to optimize the training process of residual shrinkage network. These optimization methods can reduce the utilization efficiency of resources and improve the accuracy of defect identification. Finally, through many experiments, and then take the average value of recognition accuracy. The results show that the accuracy of the proposed method can reach 98.88%, which is better than the traditional SVM, convolutional neural network, residual network and the improved residual shrinkage DRESN-CS.

**Key words:** defect detection; residual network; residual shrinkage network; data augmentation

## 0 引言

工业表面缺陷检测是检测产品是否合格的一个重要环节,计算机视觉技术正在不断的发展,利用视觉技术可以实现自动化的生产,同时也可以满足工业生产中的实时性在线检测的基本要求。与传统的人工检测相比,视觉技术可以大幅度的提高工作效率和缺陷检测的准确率,降低人工成本,实时性好,推动产业的自动化生产<sup>[1]</sup>。

带钢作为基础的工业原料,被广泛的应用与各行各业,表面质量是能够直观的反应带钢的好坏,因此研究带钢表面识别的准确率,不仅仅在理论上由意义,而

在实际应用中也有着重要的意义。在带钢的缺陷检测领域中,不少学者都给出相应的方法,如:徐海燕等<sup>[2]</sup>提出了一种提出基于隐马尔科夫模型的带钢表面检测方法,该方法可以降低数据处理量,提高带钢缺陷检测的准确率,可以达到实时性生产要求。刘启浪等<sup>[3]</sup>提出了一种基于多尺度 LBP 特征的带钢表面缺陷图像 SVM 分类方法,该方法可以提高识别的准确率扩大受野面积。这些方法虽然在带钢的检测方面有着不错的效果,但是还存在准确率受到图像质量的影响,以及需要的重复操作多等缺点。

随着神经网络以及深度学习的兴起,为了解决上述问题的缺点,近年来学者们把深度学习方法应用到

收稿日期:2021-08-19;修回日期:2021-09-29

<sup>\*</sup>基金项目:国家自然科学基金(51565008,61862015);广西科技基地和人才专项(2019AC20266);广西自然科学基金项目青年基金(2019JJB160062);广西区研究生创新项目(YCSW2020149)

作者简介:梁日强(1995—),男,硕士研究生,研究方向为机器视觉检测与测量,(E-mail)2893492290@qq.com;通信作者:蒋占四(1977—),男,教授,博士生导师,博士,研究方向为结构损失识别、视觉测量、检测与故障诊断, (E-mail)jiangzhansi@gmail.com。

带钢的缺陷检测,表明了深度学习方法在带钢缺陷检测中有着不错的效果。LI 等<sup>[4]</sup>为了针对带钢表面缺陷的复杂性,提取更多的特征,于是提出了一种改进的 YOLO 带钢缺陷检测的方法,使其成为全卷积网络,实验证明该方法由较高的准确率。翁玉尚等<sup>[5]</sup>提出了一种改进 Mask R-CNN 算法的带钢表面缺陷检测,可以满足带钢工业生产的要求,提高检测的准确率。王立中等<sup>[6]</sup>为了解决传统视觉在带钢表面缺陷识别过程中的特征不能自动准确提取的问题,构建了卷积神经网络,实现特征自动提取,提出了一种基于深度学习算法的带钢表面缺陷识别方法。

综上所述,传统视觉存在不能自动提取特征以及准确率不高的缺陷,而一般的卷积神经网络中又存在大量的冗余信息,造成识别的效率慢,以及对于带钢识别来说准确率还是不高。针对这些不足,本文利用 LeakyReLU 激活函数以及 Adamax 优化器改进残差收缩网络,提高带钢表面缺陷检测的效率以及识别的准确度。

## 1 残差收缩网络

ZHAO 等<sup>[7]</sup>提出了一种用于故障诊断的深度残差收缩网络,该网络是残差网络的一种变体,不仅能够有残差网络解决梯度消失或者梯度爆炸的问题,同时也能够去除网络中的大量冗余信息。残差收缩网络有基本组件、主干网络、软阈值、残差收缩构建组成和 Adam 优化器组成,但是该网络在带钢的缺陷检测上还存在准确率低的特点,以及资源使用多。

### 1.1 基本组件

残差收缩网络跟传统的深度卷积网络一样,都有卷积层、池化层、偏差项、激活函数和交叉熵损失函数。在卷积核与特征图之间需要加上一个偏差项,偏差项表达形式如下:

$$y_j = \sum_{i \in M_j} x_i * k_{ij} + b_j \quad (1)$$

式中,  $x_i$  表示第  $i$  个通道的输入特征图;  $y_j$  是第  $j$  个通道的输出特征图;  $k$  是卷积核;  $M_j$  是计算输出  $y$  特征图的通道集合。

在深度学习中,为了减少内部的协变位移,所以正则化通常被引入到深度学习中<sup>[8]</sup>,BN 正则化的表达形式如下:

$$\mu = \frac{1}{N_{batch}} \sum_{n=1}^{N_{batch}} x_n \quad (2)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N_{batch}} \sum_{n=1}^{N_{batch}} (x_n - \mu)^2 \quad (3)$$

$$\hat{x}_n = \frac{x_n - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \varepsilon}} \quad (4)$$

$$y_n = \gamma \hat{x}_n + \beta \quad (5)$$

式中,  $x_n$ 、 $y_n$  分别代表了第  $n$  个特征图的输入和输出;  $\gamma$ 、 $\beta$  表示缩放、移动的训练参数;  $\varepsilon$  是接近于 0 的一个常数。

激活函数可以有效地防止在深度学习中的梯度消

失,使用在非线性变换中。残差收缩网络的激活函数使用 ReLU 激活函数,它的表达形式如下:

$$y = \max(x, 0) \quad (6)$$

式中,  $x$ 、 $y$  分别表示输入和输出。

为了更好地计算出交叉熵损失,这里应用 softmax 函数,把特征强制控制在 (0,1) 的范围内,它的表达式表示如下:

$$y_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_{i=1}^{N_{class}} e^{x_i}} \quad (7)$$

式中,  $x$ 、 $y$  是 softmax 功能的输入和输出特征图;  $i$ 、 $j$  是输出层神经元的索引;  $N_{class}$  是类别的数量;  $y_j$  可以被视为属于  $j$  类的观测值的预测概率。

在多分类的目标识别中,交叉熵损失函数被用来最小化,交叉熵损失函数表达形式:

$$E = - \sum_{j=1}^{N_{class}} t_j \log(y_j) \quad (8)$$

式中,  $t$  是目标的输出;  $t_j$  是属于  $j$  类的观测值的实际概率。

### 1.2 主干网络

残差收缩由一个输入层、一个卷积层、多个 rbu、一个 BN、一个 ReLU、一个输出 FC 层组成。残差模块如图 1 所示。

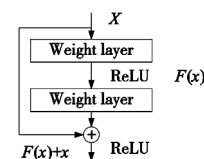


图 1 基本的残差模块

主干网络为残差网络,输入和输出关系如下:

$$F(x) = H(x) - x \quad (9)$$

式中,  $H(x)$  是观测值,在单位映射中,  $F(x)$  对应的残差。这样的模块可以很好地解决梯度消失和梯度爆炸问题。

### 1.3 软阈值化

软阈值函数,在过去的研究中通常是用来研究噪声处理的,那么把将它融合到残差网络中<sup>[9]</sup>,可以很好地消除图像的一些噪声。它并不是将激活函数的负数特征设为 0,而是将其负数特征保留。软阈值函数的表达形式如下:

$$y = \begin{cases} x - \tau, & x > \tau \\ 0, & -\tau \leq x \leq \tau \\ x + \tau, & x < -\tau \end{cases} \quad (10)$$

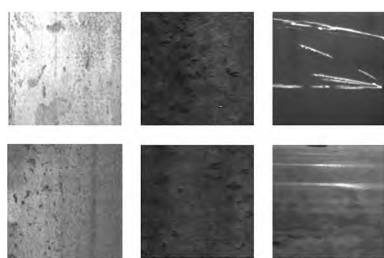
式中,  $x$  表示输入特征;  $y$  表示输出特征;  $\tau$  表示阈值。其导数的表达形式如下:

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \begin{cases} 1, & x > \tau \\ 0, & -\tau \leq x \leq \tau \\ 1, & x < -\tau \end{cases} \quad (11)$$

由此可见,导数要么为 1,要么为 0,可以有效地防止梯度爆炸和梯度消失,这里的软阈值与激活函数的功能类似。







(d) 麻点 (e) 压入氧化皮 (f) 划痕

图4 选取6种典型表面缺陷样本

本实验的实验配置如下:使用 1080Ti,内存为 64 G 显卡。主要使用 DRESN-CW 构建残差收缩 36 层的网络训练。

为了验证网络的有效性,本文设置为一些对比试验:未改进的残差收缩网络进行总准确度对比以及各类缺陷的准确度对比,其结果如表 1 所示。

表1 改进与未改进准确率的对比 (%)

网络类型	运行次数	训练集准确率	测试集准确率
未改进的残差收缩网络	1	88.02	95.53
	2	89.63	97.77
	3	86.42	94.49
	平均精度	88.02	95.85
改进的残差收缩网络	1	92.72	99.44
	2	92.90	98.88
	3	92.65	98.32
	平均精度	92.75	98.88

表2 各类型缺陷的准确率对比 (%)

	未改进的残差收缩网络	改进的残差收缩网络
裂纹	100	100
夹杂	95.45	100
斑块	78.26	91.80
麻点	100	100
压入氧化皮	100	100
划痕	100	100

把改进的网络与未改进的网络运行 3 次,然后取平均值,由表 1 可知改进后的残差收缩网络无论是训练集还是测试集的表现都比未改进的要好,说明测试集的错误率下降了 73%。所以改进的网络有效。

由表 2 可知,未改进的网络除了夹杂的识别准确率为 95.45%,斑块的识别准确率为 78.26%,其他都为 100% 的识别准确率。改进的残差收缩网络只是斑块的识别准确率为 91.80%,其他的识别率都为 100%。因此改进的残差收缩网络在各类缺陷识别的准确率有一定的提高,所以改进的残差收缩网络在各类的缺陷识别上有较好的识别准确度。

表3 各算法的带钢缺陷识别对比 (%)

方法	准确率
传统方法	文献[3]
	文献[2]
	SVM + GLDM
深度学习方法	文献[6]
	ResNet
	DRESN-CS
	DRESN-CW
	改进 DRESN-CS
	改进 DRESN-CW

为了进一步证明本文方法的有效性,找出常用的带钢缺陷检测方法进行比较。由表 3 可知,文献[3]、文献[2]和 SVM + GLDM 这些传统的方法,准确率都没有超过 97%,而且分类器加特征提取的传统方法容易受到图像质量的影响,造成识别的准确率降低。深度学习的方法,ResNet、DRESN-CS、DRESN-CW、改进 DRESN-CS 这些方法准确率都没有达到 96%,而且需要消耗了大量的资源。文献[6]的方法准确率虽然比较高,但是对于本文改进的方法还是略低。通过对比发现,本文提出的方法相对于其他带钢识别的方法具有一定的优势和实际的使用价值,所以本文提出的这种方法是有效的。

## 4 结论

在带钢的表面缺陷检测中,传统的缺陷识别方法容易受到光照不均匀的影响,因此本文将残差收缩网络引进带钢的缺陷检测,通过适当的改进,建立带钢的缺陷检测模型并且优化参数,利用训练好的模型应用于带钢的缺陷检测中,所以本文得出以下的结论:

(1) 本文所提出的方法,带钢表面质量检测要比传统的方法:SVM、卷积神经网络、ResNet 网络等等的准确率要高,说明该方法具有一定的实用价值。

(2) 本文提出的方法的带钢缺陷检测,对比没改进之前效果好,说明所提出的改进方法有效。

虽然本文提出的方法验证了在带钢缺陷检测的有效性,但是带钢的缺陷数据集数量不多,因此在后期还需要继续以研究数据增强的方法,如结合 GAN 网络研究数据集的增强。

### [参考文献]

- [1] 马建,韩卫光.基于卷积神经网络的工件表面缺陷检测方法[J].组合机床与自动化加工技术,2021(1):106-109.
- [2] 徐海燕,郭京.基于 HMT 模型的带钢表面缺陷检测研究[J].计算机应用与软件,2015,32(3):325-330.
- [3] 刘启浪,汤勃,孔建益,等.基于多尺度 LBP 特征的带钢表面缺陷图像 SVM 分类[J].组合机床与自动化加工技术,2020(12):27-30.
- [4] LI J Y, SU Z F, GENG J H, et al. Real-time detection of steel strip surface defects based on improved YOLO detection network-science direct[J]. IFAC-Papers OnLine, 2018, 51(21):76-81.
- [5] 翁玉尚,肖金球,夏禹.改进 Mask R-CNN 算法的带钢表面缺陷检测[J].计算机工程与应用,2021,57(19):235-242.
- [6] 王立中,管声启.基于深度学习算法的带钢表面缺陷识别[J].西安工程大学学报,2017,31(5):669-674.
- [7] ZHAO M H, ZHONG S S, FU X Y, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 99(7):4681-4690.
- [8] SERGEY I, CHRISTIAN S. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning, Lille, France, 2015.
- [9] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2002, 41(3):613-627.
- [10] SONG K C, YAN Y H. A noise robust method based on completed local binary patterns for hot-rolled steel strip surface defects[J]. Applied Surface Science, 2013, 285(21):858-864.

(编辑 祝智铭)